



HAL
open science

Contribution à l'amélioration des performances des services médicaux urgents appliquant l'IoT et l'intelligence artificielle

Kaouter Karboub

► **To cite this version:**

Kaouter Karboub. Contribution à l'amélioration des performances des services médicaux urgents appliquant l'IoT et l'intelligence artificielle. Intelligence artificielle [cs.AI]. Université de Lorraine; Université Hassan II (Casablanca, Maroc), 2022. Français. NNT : 2022LORR0093 . tel-03871742

HAL Id: tel-03871742

<https://hal.univ-lorraine.fr/tel-03871742>

Submitted on 25 Nov 2022

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



**UNIVERSITÉ
DE LORRAINE**

**BIBLIOTHÈQUES
UNIVERSITAIRES**

AVERTISSEMENT

Ce document est le fruit d'un long travail approuvé par le jury de soutenance et mis à disposition de l'ensemble de la communauté universitaire élargie.

Il est soumis à la propriété intellectuelle de l'auteur. Ceci implique une obligation de citation et de référencement lors de l'utilisation de ce document.

D'autre part, toute contrefaçon, plagiat, reproduction illicite encourt une poursuite pénale.

Contact bibliothèque : ddoc-theses-contact@univ-lorraine.fr
(Cette adresse ne permet pas de contacter les auteurs)

LIENS

Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 122. 4

Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 335.2- L 335.10

http://www.cfcopies.com/V2/leg/leg_droi.php

<http://www.culture.gouv.fr/culture/infos-pratiques/droits/protection.htm>



UNIVERSITÉ
DE LORRAINE



Contribution à l'amélioration des performances des services médicaux urgents appliquant l'IoT et l'intelligence artificielle

Thèse de doctorat

Mention : Systèmes électroniques

Présentée et soutenue publiquement

le 30 juin 2022

Par

Kaouter Karboub

Président de jury : Pr Baderddine Benameur, Université Hassan II Casablanca, Maroc

Rapporteurs : HDR-MCF Emmanuel Simeu, Université Grenoble-Alpes, France
Pr Mahmoud Nasser, Université Mohamed 5, Rabat, Maroc

Examineurs : HDR-MCF Hanaa Hachimi, Université Sultan Moulay Slimane, Beni-Mellal, Maroc
HDR-MCF Mohamed Tabaa, EMSI Casablanca, Maroc

Directeurs de thèse : Pr Abbas Dandache, Université de Lorraine, France
Pr Fouad Moutaouakkil, Université Hassan II Casablanca, Maroc

Encadrants : HDR-MCF Sofiene Dellagi, Université de Lorraine, France

**Laboratoire de Génie Informatique, de Production et de Maintenance – LGIPM-
Bâtiment A de l'UFR MIM, 3 rue Augustin Fresnel, BP 45112, 57073, METZ Cedex 03**

Dédié à mon père, que son âme repose en paix

Remerciement

Avant tout, ce travail n'aurait pas été possible sans le soutien extraordinaire de mon encadrant et mentor, M. Mohamed TABAA, le directeur développement et recherche à l'Ecole Marocaine des Sciences de l'Ingénieur (EMSI). J'admire grandement sa capacité à identifier des pistes passionnantes et innovantes pour l'exploration scientifique, et son grand dévouement pour soutenir et encadrer les personnes de son Laboratoire Pluridisciplinaire de Recherche et Innovation (LPRI).

Je tiens également à remercier très chaleureusement mon comité pour son soutien au fil des années : mon directeur de thèse au Maroc M. Fouad MOUTAOUAKKIL Professeur à l'Ecole Nationale Supérieure d'Electricité et de Mécanique (ENSEM) pour son admirable support et soutien que ça soit pour débloquer des situations administratives ou des pistes de recherches. Mon directeur de thèse en France M. Abbas DANDACHE Professeur à l'Université de Lorraine (UL) et membre du Laboratoire de Génie Informatique, de Production et de Maintenance (LGIPM) je remercie votre discipline et implication ainsi que support et multiples remarque pertinentes pour avoir une vision stratégique. Mon encadrant en France M. Sofiene DELLAGI HDR au Laboratoire de Génie Informatique, de Production et de Maintenance (LGIPM) pour ses encouragements. Bien sûr sans oublier le Professeur M. Fabrice MONTEIRO à l'Université de Lorraine et aussi membre de LGIPM pour m'accorder la vision à voir mes recherches avec une autre angle, piste jamais donné que par un professionnel. Leurs conseils ont grandement contribué à améliorer ce travail et ses fondements théoriques. Ce travail n'aurait pas non plus été possible sans les discussions approfondies avec les personnes de mon laboratoire. Je suis impatient de voir où vous allez tous et les collaborations à venir !

Je remercie chaleureusement les membres de jury, Pr Hicham MEDROMI de l'Ecole Nationale Supérieure d'Electricité et de Mécanique, Maroc, M. Emmanuel SIMEU, Université Grenoble-Alpes, France, M. Mahmoud NASSER, Université Mohamed 5 Rabat, Maroc, M. Ahmed ERRAMI, Université Hassan II Casablanca, Maroc, Mme. Hanaa HACHIMI Université Sultan Moulay Slimane, Beni-Mellal, Maroc pour leur présence et leurs contributions à l'amélioration de ce travail ainsi que d'ouvrir les portes sous d'autres perspectives.

Je tiens également et profondément à remercier toute ma famille, mais surtout ma mère qui est ma première inspiration pour toute avancement et travail que j'ai fait, que je fais ou que je vais faire. Ainsi que mes amis qui ont été une partie importante de ma vie.

Sans oublier tous ceux et celles qui ont contribué directement ou indirectement à l'accomplissement de ce travail.

Je vous remercie tous et toutes.

Résumé

L'internet des objets (IoT) et l'intelligence artificielle (IA) sont deux domaines technologiques en progression utilisant les capacités d'exécution de tâches mains libres et d'analyse intelligente des données. Ces technologies présentent un potentiel prometteur pour améliorer les interactions homme-machine dans le flux de travail, créer une meilleure prise de décision et améliorer l'accessibilité aux données. Les progrès rapides et les nouvelles possibilités d'application de l'IoT et de l'IA en sont aux phases initiales. Par conséquent, les travaux de recherche de cette thèse ont pour objectifs d'identifier et d'étudier le potentiel, les défis et les possibilités d'utiliser l'IoT et l'IA pour évaluer les paramètres cliniques. Plusieurs organisations affirment qu'une attention accrue devrait être accordée à l'utilisation efficace des ressources de santé. L'augmentation de l'espérance de vie et de la taille de la population au niveau international s'accompagne d'une augmentation du nombre d'hospitalisations de courte durée, et donc de la capacité limitée des lits. Le rapport international sur la santé mondiale publié par l'Organisation Mondiale de la Santé « OMS » montre que 20 à 40 % de l'ensemble des ressources de soins de santé ne sont pas suffisamment utilisées. Ainsi, les outils qui favorisent un système de soins de santé efficace sont d'une grande importance pour la société actuelle.

L'objectif de cette thèse est d'étendre les méthodes dans le domaine de l'IoT et de l'IA ainsi que la modélisation et l'optimisation au flux de patients dans les hôpitaux pour fournir à la direction et aux planificateurs une gamme d'outils de décision afin d'améliorer l'utilisation des ressources hospitalières. Nous élaborons plusieurs problèmes d'optimisation hospitalière pertinents qui concernent la prise de décision au niveau stratégique, tactique et opérationnel. En outre, nous nous concentrons sur différents types de flux de patients, des admissions de patients hospitalisés aux admissions de patients externes, ce qui a donné lieu à de nombreuses études de recherche différentes. Sur le plan méthodologique, nous nous concentrons principalement sur l'évaluation des différentes instances du flux de patients, mais plus particulièrement sur les patients atteints de maladies cardiovasculaires, dont nous appuyant sur la modélisation de la chaîne de Markov.

L'accent a été mis plus particulièrement sur la séparation du séjour du patient à l'hôpital en trois phases principales. Chaque phase est interdépendante, variable dans le temps et dépend de l'autre phase. Le cœur de la contribution est d'évaluer et de donner à chaque étape du processus d'admission, de traitement et de sortie des patients des solutions qui peuvent aider les médecins à prendre des décisions temps minimum, mais aussi à les prendre efficacement. Dans notre cas, l'IoT a été de grande utilité afin de collecter les signaux d'électrocardiogrammes (ECG) de patients atteints de différentes pathologies cardiovasculaires, et de transférer ces données dans une plateforme pour le traitement et le stockage. L'IA est utilisée pour classer automatiquement ces signaux avec trois ensembles de données du MIT, afin de décider automatiquement des patients sont atteints de maladies cardiovasculaires. L'IA a ensuite été utilisée pour prédire efficacement quels patients doivent sortir de l'hôpital en fonction de leurs signaux et caractéristiques épidémiologiques et physiologiques, mais aussi en fonction de leur durée de séjour et de leur historique d'admission et de transfert. Enfin, vient le rôle de l'utilisation de l'optimisation métaheuristique. Ce dernier tient compte de l'admission, de la trajectoire de traitement et de la première analyse de survie de ces patients pour décider quels patients seront affectés à un lit dans quel service, principalement dans l'unité de soins intensifs.

Mots clés : Intelligence artificielle, Internet des Objets, ECG, diagnostique automatique, planification, admission, traitement, maladies cardiovasculaires, optimisation des ressources.

Abstract

Internet of Things (IoT) and Artificial Intelligence (AI) are two advancing technological areas utilizing the capabilities of performing hands free tasks and intelligent data analysis. These technologies are showing promising potentials of improving the Human-to-Machine interactions in clinical workflow, create a better foundation of clinical decision-making, and improve the accessibility of clinical data. The novel aspect, rapid advancement, and new application possibilities of IoT and AI are in the initial phases. Hence, the thesis research has the objectives of identifying and investigating the potential, challenges, and possibilities of using IoT and AI to assess clinical settings.

From the other hand, Various organizations claim that increasing attention should be put on an efficient use of healthcare resources. The internationally rising life expectancy and population size is accompanied by hospitals that are relying more on short admissions, and thus on limited bed capacity. The international World Health Report published by the World Health Organization shows that 20-40% of all healthcare resources are not being sufficiently utilized. Thus, tools that benefit an efficient healthcare system is greatly relevant to the present society. The goal of this thesis is to expand methods in the field of IoT and AI and modeling and optimization to hospital patient flow with a view to provide management and planners with a range of decision tools for improving the utilization of hospital resources. We elaborate on several relevant hospital optimization problems which relate to decision making on both the strategic, tactical and operational level. In addition, we focus on various types of patient flow, from inpatient to outpatient admissions, which has led to many different research studies. Methodologically we mainly focus on evaluating the different instances of patient flow but specifically on patients with cardiovascular diseases (CVD) based on Markov chain modeling.

Mainly, the focus was on separating the patient stay in the hospital into three main phases. Each phase is interdependent, time varying and function of the other phase. The core of the contribution is to assess and give every step of the process of admitting, treating, and discharging patients with solutions that can help physicians take decisions in short time but also take them efficiently. These techniques used IoT to collect electrocardiogram signals (ECG) from patients with different CVD pathologies and to transfer these data into a platform that can preprocess it and store it. AI that is used to automatically classify these signals along with three MIT dataset and decide which patients have cardiovascular diseases with no physician intervention. Then AI was used to efficiently predict which patients need to be discharged based on their epidemiological, physiological signals and characteristics and also based on their Length of Stay (LOS) and on their admission and transfer history. Finally, comes the role of using metaheuristic optimization. This last one, into account the admission, treatment trajectory and first survival analysis of these patients to decide which patients will be allocated to a bed in which ward mainly in the Intensive Care Unit (ICU).

The proposed system for studying and optimizing the patients flow in a health care facility show high performance based on the different performance metrics we are using in this research project.

Keywords: Artificial intelligence, Internet of Things, ECG, automatic diagnosis, planning, admission, treatment, cardiovascular diseases, resource optimization.

Liste des publications

Revues

- [1]. KARBOUB, Kaouter, TABAA, Mohamed, DELLAGI, Sofiene, et al. *Modeling and Validation of the Hospital's Ambulatory and Inpatients Operations Using a Non-Homogenous Discrete Time Markovian Chains*. IEEE Access, 2021, vol. 9, p. 103044-103055.
- [2]. KARBOUB, Kaouter, TABAA, Mohamed, MONTEIRO, Fabrice, et al. *Automated Diagnosis System for Outpatients and Inpatients with Cardiovascular Diseases*. IEEE Sensors Journal, 2020, vol. 21, no 2, p. 1935-1946.

Conférences

- [1]. KARBOUB, Kaouter, TABAA, Mohamed, DELLAGI, Sofiene, et al. *AI: What Solutions and Opportunities in Times of COVID-19?*. INTIS-2020.
- [2]. KARBOUB, Kaouter, TABAA, Mohamed, DANDACHE, Abbas, et al. *Toward Health 4.0: Challenges and Opportunities*. In: International Conference on Innovation and New Trends in Information Technology. 2019. p. 20-21.
- [3]. KARBOUB, Kaouter, MOHAMED, Tabaa, MOUTAOUAKKIL, Fouad, et al. *Emergency Patient's Arrivals Management Based on IoT and Discrete Simulation Using ARENA*. In: International Symposium on Ubiquitous Networking. Springer, Cham, 2019. p. 234-244.
- [4]. KARBOUB, Kaouter, TABAA, Mohamed, DELLAGI, Sofiene, et al. *Intelligent patient monitoring for arrhythmia and congestive failure patients using internet of things and convolutional neural network*. In: 2019 31st International Conference on Microelectronics (ICM). IEEE, 2019. p. 292-295.
- [5]. KAOUTER, Karboub, MOHAMED, Tabaa, SOFIENE, Dellagi, et al. *Full training convolutional neural network for ECG signals classification*. In: AIP conference proceedings. AIP Publishing LLC, 2019. p. 020055.

Avant-propos

Cette thèse, préparée sous la direction de Pr Abbas Dandache de l'Université de Lorraine et Pr Fouad Moutaouakkil de l'Université Hassan II et l'encadrement de HDR-Dr Mohamed Tabaa de l'EMSI Casablanca et HDR-Dr Sofiene Dellagi de l'Université de Lorraine, s'inscrit dans le cadre d'une cotutelle entre l'Université de Lorraine et l'Université Hassan II Casablanca, Maroc.

Cette thèse est développée principalement dans le cadre de la coopération entre le laboratoire LPRI (Laboratoire Pluridisciplinaire de Recherche et Innovation) de l'EMSI Casablanca sous la direction du HDR-Dr Mohamed Tabaa et la fondation FRIDISI (Fondation de Recherche, Développement et d'Innovation en Sciences de l'Ingénieur) d'une part, et d'autre part l'historique collaboration d'enseignement et d'accompagnement à la recherche scientifique entre l'Université de Lorraine et l'EMSI Casablanca.

La collaboration entre l'UL et l'EMSI a permis de développer plusieurs thèses : B.Chouri, M.Chehaitly, K.Bousmar, S.Saadaoui et A.Khalil, ainsi qu'un savoir-faire commun entre le laboratoire LGIPM de l'Université de Lorraine et le laboratoire LPRI de l'EMSI Casablanca, notamment dans le domaine de la conception des systèmes intelligents pour l'industrie du futur.

Dans le cadre de cette collaboration, plusieurs événements nationaux et internationaux sur la recherche ont été organisés, tels que : JDSI, INTIS, FIoE et IEEE ICM (les éditions de la conférence IEEE ICM sont sous la présidence du Pr. Mohamad Sawan de l'Université Westlake en Chine. La 34^{ème} édition aura lieu à Casablanca en décembre 2022 avec l'implication du HDR-Dr Mohamed Tabaa autant que General Co-chair, du Pr. Fabrice Monteiro, du Pr Abbas Dandache et du Pr Fouad Elhaj hassan).

Cette collaboration a également permis de développer le lien et la synergie entre les acteurs concernés, en les impliquants dans des projets de recherche, notamment via la formation, la mobilité des enseignants/chercheurs entre Casablanca et Metz ainsi que les stages de recherches.

Table des matières

Remerciement	4
Résumé	5
Abstract.....	6
Liste des publications	7
Avant-propos	8
Liste des tableaux	12
Liste des figures	13
Nomenclature.....	16
Introduction générale.....	20
Chapitre 1 : IoT et IA dans les soins de santé : Etat de l'art.....	24
1. Introduction	24
2. L'internet des objets dans les soins de santé	24
3. Les données dans le domaine de santé.....	29
3.1. Données cliniques.....	29
3.2. Surveillance des patients	31
4. L'IA dans les soins de santé	35
4.1. Disciplines et composants de l'IA	35
4.1.1. Un réseau neuronal convolutif (CNN)	40
4.1.2. Machines à vecteurs de support (SVM).....	43
4.1.3. Analyse discriminante	44
4.1.4. K-plus proches voisins.....	45
4.1.5. Bayes naïfs.....	45
5. L'IA dans les soins de santé	46
5.1. Les défis de l'utilisation de l'IA en milieu clinique	48
6. Gestion du flux des patients.....	49
6.1. Recherche opérationnelle et optimisation heuristique multi-objectifs	53
6.2. Techniques de simulation.....	56
6.3. Théorie des files d'attente et chaînes de Markov	58
7. Conclusion.....	61
Chapitre 2 : Contexte de la recherche	63
1. Introduction	63
2. Aperçu de la recherche	64
3. Méthodologie.....	66

4.	Collecte et analyse des données	74
4.1.	Acquisition des données	75
4.1.1.	Données primaires	76
4.1.2.	Données secondaires	76
4.2.	Traitement et analyse des données MIMIC III et NHS-HES	79
4.2.1.	MIMIC III	79
4.2.2.	Traitement et analyse de la base de données NHS	83
5.	Conclusion	89
Chapitre 3 : Diagnostic automatique des patients : Étude de cas « les maladies cardiovasculaires »		90
1.	Introduction	90
2.	Dynamique de la solution proposée	90
2.1.	Traitement des données	93
2.2.	Modèles élaborés	105
2.2.1.	Architecture proposée du modèle CNN	105
2.2.2.	SVM, QDA, KNN, et NB	108
3.	Discussion	111
4.	Conclusion	113
Chapitre 4 : Gestion des ressources médicales		114
1.	Introduction	114
2.	Gestion des flux des patients dans les hôpitaux	116
2.1.	Modèle mathématique : Chaînes de Markov non homogènes et dépendantes du temps 117	
2.1.1.	Mise en œuvre et résultats	123
2.2.	Optimisation pondérée pour la gestion dynamique des ressources hospitalières ...	127
2.2.1.	Dynamique de l'approche proposée	131
2.2.2.	Description et traitement des données	133
2.2.3.	Estimation de la fonction de survie	137
2.2.4.	Estimation de l'effet de traitement	139
2.2.5.	Estimation des coûts	145
2.2.6.	Optimisation de l'allocation et de la réallocation des lits	147
2.2.7.	Résultats et discussion	151
2.3.	Prévision de la décharge	153
2.3.1.	Dynamique de la procédure	154
2.3.2.	Étude de cas de patients atteints de maladies cardiovasculaires dans des unités de soins intensifs	156
2.3.3.	Mise en œuvre et résultats	159

3. Conclusion	162
Conclusion générale	163
References	165
Annexes	182

Liste des tableaux

Tableau 1 : Catégories de données et différents éléments de données	31
Tableau 2 : Liste des fonctions d'activation populaires	41
Tableau 3 : Paramètres et distributions du modèle DES	73
Tableau 4 : Files d'attente, ressources et variables liées au modèle DES	73
Tableau 5 : Directives et procédures relatives aux patients des unités de soins intensifs par la Société européenne de cardiologie et la Faculté de médecine des soins intensifs (voire les annexes)	183
Tableau 6 : Couches utilisées et précision correspondante dans notre modèle CNN proposé	107
Tableau 7 : Distribution réelle des données après la simulation	110
Tableau 8 : Précision spécifique à la classe en utilisant toutes les données et en utilisant l'ACP	110
Tableau 9 : Résultats de la classification globale, de l'IC, du coût des erreurs de classification et du temps d'exécution en utilisant toutes les données	111
Tableau 10 : Résultats de la classification globale, de l'IC, du coût des erreurs de classification et du temps d'exécution avec l'ACP	111
Tableau 11 : Récapitulatif des études existantes pour la classification ECG	113
Tableau 12 : Récapitulatif des études existantes sur l'estimation de l'occupation des lits	126
Tableau 13 : Occupation des lits observée par le NHS (jour et nuit au cours de l'année 2019-2020) comparée à notre occupation des lits prévue	127
Tableau 14 : Caractéristiques de base du patient et mesures de résultats	135
Tableau 15 : Macro-estimation liée au séjour moyen des patients en USI	148
Tableau 16 : Poids associés aux 4402 admissions de différentes pathologies de patients dans les unités de soins intensifs	207
Tableau 17 : Données relatives au patient MIMIC III, caractéristiques des entrées, caractéristiques des résultats et mesures réelles effectuées	158
Tableau 18 : L'état de l'art des études à grande échelle sur la prédiction de la décharge	186
Tableau 19 : Résumé de la comparaison des performances entre les valeurs RM, la précision et les métriques de temps de prédiction.	162

Liste des figures

Figure 1 : Aspects de la ville actuelle liés à l'IoT.....	25
Figure 2 : Histoire chronologique de l'émergence de l'IoT.....	26
Figure 3 : L'IoT dans les cadres liés aux soins de santé.....	29
Figure 4 : Suivi de l'observance et équipements connexes. a. suivi dans les unités de soins intensifs. b. suivi de patients dont l'état est normal. c et d : dispositifs de suivi des patients.....	35
Figure 5 : Représentation complète des sous-ensembles de l'IA.....	37
Figure 6 : Types d'algorithmes d'apprentissage automatique.....	39
Figure 7 : Représentation d'un modèle mathématique de neurone artificiel. (A) L'entrée du neurone est additionnée et filtrée par la fonction d'activation ϕ (pour des exemples, voir le tableau 2). (B) Représentation simplifiée d'un modèle de neurone artificiel. Seuls les éléments clés sont représentés.....	40
Figure 8 : (A) Un exemple de réseau neuronal convolutif. Les bords rouges soulignent le fait que les couches cachées sont connectées de manière "locale", c'est-à-dire que seuls quelques neurones relient les couches successives. (B) Un exemple de poids partagés et de connectivité locale dans un CNN. Les bords rouges soulignent le fait que les couches cachées sont connectées de manière "locale", c'est-à-dire que seuls quelques neurones connectent les couches successives. Les étiquettes w_1, w_2, w_3 indiquent le poids attribué à chaque connexion, trois nœuds cachés partagent le même ensemble de poids w_1, w_2, w_3 lorsqu'ils se connectent à trois patches locaux.....	42
Figure 9 : Vecteurs de supports.....	45
Figure 10 : Catégories de patients.....	53
Figure 11 : Illustration d'une file d'attente.....	60
Figure 12 : Division du flux des patients en trois niveaux principaux : admission et diagnostic préliminaire, phase de traitement et phase de sortie.....	67
Figure 13 : Le déroulement des étapes et le flux des patients avant leur admission à l'hôpital.....	69
Figure 14 : Vérification des ressources.....	70
Figure 15 : Simulation par événements discrets du flux de patients à l'admission à l'aide du logiciel ARENA.....	72
Figure 16 : Arrivée des patients et disponibilité des ressources médicales.....	74
Figure 17 : Processus de génération de l'ensemble de données MIMIC III.....	81
Figure 18 : Sélection de caractéristiques informatives. a) et b) représentent la corrélation entre le dosage et le type de médicament et la sortie, respectivement. La figure c) représente le temps entre le début et la fin d'un traitement médicamenteux. d) et e) représentent le moment chronologique de l'admission, l'entrée et la sortie des unités de soins intensifs et la durée du séjour dans les unités de soins intensifs.....	84
Figure 19 : Épisodes et périodes dans les données d'admission des patients de Hospital Episode Statistics.....	85
Figure 20 : Présence aux urgences par heure d'arrivée et jour de la semaine.....	86
Figure 21 : Présences aux urgences lorsque le patient est arrivé en ambulance (Source : HES).....	87
Figure 22 : Enregistrements de soins intensifs par jour de début et de fin d'hospitalisation, 2019-20.....	88
Figure 23 : Nombre moyen de consultations sur 4 heures.....	88

Figure 24 : A. Temps total aux urgences entre l'heure d'arrivée et le transfert, l'admission ou la sortie. B. Patients ayant passé plus de 12 heures aux urgences à partir de leur arrivée.....	89
Figure 25 : A. Durée moyenne de séjour par jour d'entrée 2019-2020. b. Durée moyenne de séjour par jour de sortie 2019-2020.....	89
Figure 26 : Occupation des lits - patients arrivant dans neuf départements considérés et du trimestre de quatre ans.....	90
Figure 27 : Architecture de notre approche pour diagnostiquer automatiquement les patients atteints de MCV.....	93
Figure 28 : Étape par étape pour obtenir les propriétés structurelles d'un système basé sur l'IoT.....	94
Figure 29 : Circuit expérimental de collecte du signal ECG.....	96
Figure 30 : Représentation du signal ECG brut collecté avant traitement à l'aide d'Arduino.....	97
Figure 31 : Forme d'onde d'un signal ECG.....	98
Figure 32 : Plage du spectre de singularité par groupe.....	99
Figure 33 : Décomposition d'une ondelette (basée sur les travaux de Mallat).....	102
Figure 34 : Vert : Normal, Rouge : Insuffisance cardiaque congestive, Bleu : Arythmie. (a) Signal d'arythmie comparé au signal normal. (b) Signal d'ICC comparé au signal normal.....	103
Figure 35 : a) signal bruyant brut, b) la structure de décomposition de sortie contient le vecteur de décomposition en ondelettes C, c) les coefficients d'approximation à chaque niveau en utilisant la structure de décomposition en ondelettes [C, L,'db4 ;], d) signal lisse en soustrayant les coefficients d'approximation du deuxième niveau.....	105
Figure 36 : Dynamique d'extraction et de sélection des caractéristiques.....	105
Figure 37 : L'architecture de notre modèle proposé, (b) représente le nombre d'unités et de neurones utilisés dans chaque couche de convolution, (a) décrit les couches utilisées, pour des raisons de reproduction des résultats, envisagez d'ajouter une autre couche de boîte verte à votre modèle.....	107
Figure 38 : Nombre de couches et architecture du réseau Google Net réglé à comparer avec notre proposition de CNN.....	108
Figure 39 : a. Les poids des couches convolutionnelles de notre CNN. B. Progression de la formation de notre modèle CNN proposé. c. Progression de la formation du modèle Google Net finement ajusté.....	184
Figure 40 : Flux d'opérations pour vérifier la disponibilité des lits.....	121
Figure 41 : Variations de la durée de séjour dans chaque service.....	122
Figure 42 : Répartition des lits en fonction de l'arrivée des patients, de la répartition interne et de la politique de sortie.....	123
Figure 43 : Résultats de la simulation. a. représente le taux d'arrivée de chaque niveau d'urgence précédemment défini suivant un processus de Poisson. b. la fonction cumulative des patients admis avec l'hypothèse qu'il n'y a pas de patients perdus. c. représente le nombre moyen de lits occupés par les patients dans tous les services. d. est le nombre de patients faisant la queue pour un lit.....	128
Figure 44 : Fonction de densité cumulée de l'occupation des lits observée et attendue.....	128
Figure 45 : Dynamique de notre approche multi-optimisation proposée.....	134
Figure 46 : Comptage binaire de la durée survécue avant la censure ou les événements liés à un événement cardiaque.....	136

Figure 47 : Fréquence des médicaments utilisés pour le traitement des patients en soins intensifs.....	136
Figure 48 : Le rôle de la survie pour décider du flux des patients.....	139
Figure 49 : Estimation de la probabilité de survie par les estimateurs Naïve et Kaplan Meier en temps (heures).....	139
Figure 50 : Trajectoire de traitement et sa relation avec les patients nouvellement admis en soins intensifs.....	140
Figure 51 : Comparaison de la réduction du risque absolu et de la réduction du risque absolu empirique.....	143
Figure 52 : Réduction du risque empirique et absolu résultant de l'ensemble de validation.....	145
Figure 53 : Techniques d'estimation des coûts de la médecine des soins intensifs.....	147
Figure 54 : Organigramme de l'algorithme génétique (AG).....	151
Figure 55 : Dynamique des différents algorithmes utilisés dans notre approche.....	160
Figure 56 : Points chauds de la régression linéaire généralisée avancée.	161
Figure 57 : Différentes moyennes résiduelles de nos algorithmes après test.....	207
Figure 58 : Distributions des classes prédites et des vraies classes correctes à l'aide du classificateur SVM et des quatre techniques d'extraction de caractéristiques. A : SVM-CWT, B : SVM-DWT, C : SVM-MODWT, D : SVM-AM.....	208
Figure 59 : Distributions des classes prédites et des vraies classes correctes à l'aide de l'analyse discriminante quadratique, E : QDA-DWT, F : QDA-AM.....	209
Figure 60 : Distributions des classes prédites et des vraies classes correctes en utilisant KNN, G : KNN-CWT, H : KNN-DWT, I : KNN-MODWT, J : KNN-AM.....	209
Figure 61 : Distributions des classes prédites et des vraies classes correctes en utilisant Naïve Bayes. K : NB-CWT, L : NB-DWT, M : NB-MODWT, N : NB-AM.....	210
Figure 62 : Distributions des classes prédites et des vraies classes correctes en utilisant SVM avec PCA activé. A: SVM-CWT, B: SVM-DWT, C: SVM-MODWT, D: SVM-AM.....	211
Figure 63 : Distributions des classes prédites et des vraies classes correctes en utilisant le discriminant quadratique avec l'ACP activée. A gauche : discriminant quadratique avec DWT, à droite : discriminant quadratique avec AM.....	211
Figure 64 : Distributions des classes prédites et des vraies classes correctes en utilisant KNN avec PCA activée. E: KNN-CWT, F: KNN-DWT, G: KNN-MODWT, H: KNN-AM.....	212
Figure 65 : Distributions des classes prédites et des vraies classes correctes en utilisant Naïve Bayes avec l'ACP activée. L: NB-CWT, J : NB-DWT, K : NB-MODWT, L : NB-AM.....	213

Nomenclature

AAMI: the Association for the Advancement of Medical Instrumentation

AdaBoost : Adaptive Boosting

ADL : Analyse Discriminante linéaire

ADQ : Analyse Discriminante Quadratique

ADR : Analyse Discriminante Régularisé

AHA¹: American Heart Association

AHA²: American Hospital Association

AIH: Australian Institute of Health

AM: Autoregressive Model

APACHE: Acute Physiology and Chronic Health Evaluation

ARA : Antagonistes des Récepteurs de l'Angiotensine

ARR: Absolute Risk Reduction

AttDMM: Attentive Deep Markovian Model

AUPRC: The area under the precision-recall curve

AUROC: Area Under the Receiver Operating Characteristics

AVG Blender : Average Blender

AVNNET: Average Neural Network

BIDMC: Beth Israel Deaconess Medical Center

BW : Base Waves

CCG: Clinical Commissioning Groups

CCHIC: Critical Care Health Informatics Collaboration

CCU: Coronary Care Unit

CDC: Centers of Disease Control and Prevention

CDS: Commissioning Data Set

CI : Confidence Interval

CMMS: Centers of Medicare and Medicaid Services

CNN: Convolutional Neural Network

CoAP: Constrained Application Protocol

CPG: Clinical Practice Guidelines

CPM: Count per Minute (breaths)

CSRU: Coronary surgical recovery Unit

CT: Tomographie par Ordinateur

CTMC: Continuous Time Markov Chains

CWT: Continuous Wavelet Transform

DAE: Denoising Auto-Encoder

DAPT: Dual Anti-platelet Therapy

DL: deep learning

DME : Dossiers Médicaux électroniques

DRG : Diagnostic related groups
DWT : Discrete Wavelet Transform
ECA : Enzyme de conversion de l'angiotensine
ECG: Electrocardiogram
EHR: Electronic Health Records
EKF: Extended Kalman Filter
EKS: Extended Kalman Straightener
EMD: Empirical Mode Decomposition
EMDCV: EMD with Cross Validation
ENET: efficient Neural network
ETCO2 : Dioxyde de Carbone d'air exhalé
FC: Fully Connected layer
FDP : Fonction de densité de probabilité
FFNN: Feed Forward Neural Network
GAMNVE: Genetic Algorithm of a new estimate of noise variation
GDPR: General Data Protection Regulation
GICU: General Intensive Care Unit
GLM: General Logistic Model
GoogleNet: Google Network
HBC: Hypercholesterolemia
HF: High frequency
HIPAA: The Health Insurance Portability and Accountability Act
HMG-COA: Hydroxy Methylglutaryl coenzyme A
HTA : hypertension Artérielle
HTTP : Hypertext Transfer Protocol
IA: Intelligence Artificielle
ICD-9: International Classification of Diseases ninth version
IHS: Informatics Holding Services
IIoT: Industrial Internet of Things
IMF: Intrinsic mode functions
IoT: Internet of Things
IRM: Imagerie par résonance Magnétique
KNN: K-nearest Neighbors
LC: Logistic Classifier
LDL: Low Density Lipoprotein
LF: Low frequency
LOS: Length of Stay
LTACH: Long Term Acute Care Hospital
M/G/∞: Markovian Model with infinity of servers and Gaussian distribution of arrivals
M2M : Machine à Machine

MA : Muscular Artifacts
MAP: Mean Arterial Pressure
MCV: Maladies Cardiovasculaire
MDR: Medical Device Regulation
MICU: Medical Intensive Care Unit
MIMIC III: Medical Information Mart for Intensive Care third version
MIT-BIT: dataset collected in collaboration of Massachusetts Institute of technology and Beth Israel Hospital.
ML: Machine Learning
MLP: Multi-Layer Perceptron
MODWT: Maximal Overlap DWT
MPM: Mean Per Minute
MQTT: MQ Telemetry Transport
MRA: Multi-Resolution Analysis
NB-IoT: Narrowband IoT
NEWS/NEWSII:
NHS-HES: National Health Services- Hospital episode Statistics
NICU: Newborn Intensive Care Unit
NLM: Non-Local Mean
OCDE: Organization of Economic Co-operation and development
OMS : Organisation mondiale de santé
PCA : Principal Component Analysis
PFP : Pratiques fondée sur des preuves
PIB : Produit intérieur Brut
ResNet: Residual Neural Network
RF: Random Forest
RFID: Radio Frequency Identification
RM : Residual mean
RNA : Réseau neural artificielle
RPM: Remote Patient Monitoring
SAPS: Simplified Acute Physiology Score
SCS: Severe Coronary Syndrome
SE: Shannon Entropy
SED : Simulation à événements discrets
SICU : Surgical ICU
SOFA: Sequential Organ Failure Assessment
SUS: Secondary Uses Services
SVM : Support Vector Machines
TSICU : Trauma-surgical ICU
UE : Union Européen
UKF: Uncentered Kalman Filter

UNWPP: United Nations World Population Prospects

USI : Unité des soins intensif (ICU)

VGGNet: Visual Geometry Group Network

VLDL: **very** low-density lipoprotein

WI-Fi: Wireless Fidelity

WT: Wavelet Transform

EA : Evolutionary Algorithms

Introduction générale

Les systèmes de santé sont confrontés, depuis des décennies, à des changements historiques. Ces changements comprennent les maladies chroniques, l'évolution des segments démographiques, l'augmentation des coûts, le vieillissement des populations, etc. Tous ces éléments mettent les systèmes de soins de santé, privés et publics, du monde entier sous pression et drainent toutes les ressources à mettre au service de toute la population. L'un de ces indicateurs de pression est la charge de travail des cliniciens. Le flux de travail des cliniciens s'est considérablement transformé, tant en termes d'augmentation de la charge de travail que de changement d'orientation. Les cliniciens travaillent, de plus en plus, avec une productivité et une efficacité accrue tout en fournissant des soins médicaux à tous les patients. En outre, les cliniciens doivent faire face à des défis tels que les nouvelles exigences émergentes en matière de conformité réglementaire, l'augmentation de la charge de travail clinique et la croissance rapide de la base de dispositifs médicaux et de connaissances, qui entraînent tous une adaptation très intense et difficile et peuvent conduire à l'épuisement des médecins. Un clinicien stressé entraîne une diminution de la productivité et de l'efficacité du travail et, dans certains cas, une augmentation des erreurs médicales qui peuvent aller de l'oubli de remplir une autorisation de sortie à la négligence "involontaire" des schémas de certaines maladies. Cela conduira à un mauvais diagnostic qui, dans certains cas, s'il n'est pas corrigé à temps, peut entraîner la mort. En outre, les hôpitaux ne parvenant pas à faire face à la demande croissante de soins aigus, l'engorgement des services d'urgence en est une manifestation essentielle.

Dans de nombreux pays, l'engorgement des urgences est considéré comme une crise nationale. En 2017, les États-Unis ont enregistré plus de 22 millions de visites aux urgences et un temps d'attente moyen de 40 minutes, dont plus de 16% ont répondu avoir attendu plus d'une heure. Contrairement aux pays européens, les patients peuvent attendre en moyenne quatre heures pour voir un médecin au service des urgences. Cette crise est due à différents facteurs qui peuvent être regroupés en quatre éléments principaux : 1) la manière dont les soins primaires et les traitements sont organisés, car certains cas non prioritaire peuvent demander de l'aide aux urgences ; 2) l'existence et l'efficacité de modèles organisationnels et de parcours cliniques pour les patients dont les maladies sont chroniques ; 3) la présence de goulots d'étranglement liés à la dotation en personnel ou en matériel des urgences ; 4) la manière dont les urgences sont organisées et leur connexion avec le reste de l'hôpital. En revanche, pour les patients en attente d'une intervention chirurgicale ou d'une procédure facultative, considérés comme des cas moins urgents, les patients peuvent attendre plus longtemps. Aux États-Unis, un record de 6 jours comme temps d'attente médian concernant les rendez-vous disponibles pour les soins primaires, et 6,3 jours pour les rendez-vous chirurgicaux en 2017. Alors qu'en Inde, les patients doivent attendre 4 semaines pour être vus par un médecin traitant. Aux Pays-Bas, les patients peuvent consulter un spécialiste pour un diagnostic primaire en 4 semaines et être admis si nécessaire en 7 semaines, et le Royaume-Uni a enregistré un temps d'attente de 18 semaines pour 92% des patients pour commencer leur traitement.

Face à cette énorme pénurie de ressources médicales, les prestataires de soins médicaux sont pressés de suivre des politiques d'une nouvelle gestion des ressources, efficaces et en constante rénovation. Cependant, en tant que professionnels voués à la protection des intérêts de leurs patients, les médecins ont donc la responsabilité de mettre leur expertise au service de

l'élaboration de politiques d'attribution qui soient équitables et préservent le bien-être de ces patients. Individuellement et collectivement par le biais de la profession, les médecins doivent plaider en faveur de politiques et de procédures qui répartissent équitablement entre les patients les ressources limitées en matière de soins de santé, en respectant de nombreux critères tels que : premièrement, dans certaines circonstances, il peut être approprié de prendre en considération le nombre de ressources nécessaires à la réussite du traitement. Il n'est pas approprié de fonder les politiques d'allocation sur la valeur sociale, les obstacles perçus au traitement, la contribution du patient à la maladie, l'utilisation antérieure des ressources ou d'autres caractéristiques non médicales. Deuxièmement, donner la priorité aux patients pour lesquels le traitement évitera un décès prématuré ou des résultats extrêmement médiocres, puis aux patients qui connaîtront le plus grand changement de qualité de vie, lorsqu'il existe des différences très importantes entre les patients qui doivent avoir accès à la ou aux ressources rares.

Prenant en considération tous ces contraintes, un autre problème se pose lors de la priorisation des patients une fois admis à l'hôpital. De nombreuses techniques sont utilisées pour classer les patients ayant un besoin urgent de matériel de sauvetage, en salle de soins spéciaux ou dans les unités de soins intensifs. L'une de ces techniques est l'utilisation de systèmes de scorage de la gravité. En général, ces systèmes de scorage sont utilisés dans les unités de soins intensifs, ils permettent d'évaluer la gravité de la maladie et fournissent une estimation de la mortalité hospitalière. Cette estimation est réalisée en rassemblant les données mesurées régulièrement et spécifiques au patient, telles que les conditions préexistantes, les mesures physiologiques (rythme cardiaque, fréquence respiratoire, température et score de coma de Glasgow), les indices biomédicaux et d'autres données relatives au patient, comme le sexe et l'âge. Ces variables sont ensuite pondérées et ajoutées les unes aux autres, ce qui donne un score de gravité. Les conditions médicales préexistantes, l'âge et d'autres facteurs augmentent le risque de mortalité à l'hôpital. Une fois admis le premier jour, les médecins calculent des scores spécifiques pour trier leurs patients, comme l'APACHE (Acute Physiologic Assessment and Chronic Health Evaluation), le SAPS (Simplified Acute Physiology Score) et le MPM (Mortality Prediction Model), qui est le plus utilisé. Ensuite, ils continuent à mesurer d'autres systèmes de scorage répétitifs tels que le SOFA (Sequential Organ Failure Assessment). Rappelons que les systèmes de scorage se composent essentiellement de deux parties : un score de gravité, qui est un nombre (généralement plus il est élevé, plus l'affection est grave) et une probabilité de mortalité calculée. Le plus souvent, il s'agit du risque de mortalité à l'hôpital, mais d'autres mesures de résultats (par exemple, la survie jusqu'à 28 jours après la sortie de l'hôpital) peuvent également être modélisées. Le principal problème que pose le développement d'un système de notation ou de scorage est qu'il faut une base de données comprenant un grand nombre de données sur les patients provenant de nombreuses unités de soins intensifs et, idéalement, de nombreux pays différents. Les variables appliquées peuvent être regroupées en cinq catégories : âge, comorbidités, anomalies physiologiques, diagnostic aigu et interventions. Ainsi, certains états pathologiques ou conditions peuvent générer des scores de gravité très élevés, même s'ils n'entraînent généralement pas une mortalité élevée. En général, il s'agit d'affections associées à un degré élevé de dérèglement physiologique, mais qui sont soit autolimitées, soit susceptibles de revenir à la normale assez rapidement. Classiquement, cela se produit en cas d'acidocétose diabétique, mais cela peut également se produire chez les patients admis en soins intensifs après une intervention chirurgicale alors qu'ils sont encore sous les effets de l'anesthésie générale. Dans les deux cas, on obtiendrait un score de gravité élevé qui

pourrait être potentiellement trompeur. Un autre problème des systèmes de scorage est qu'ils ne disposent pas d'une échelle linéaire. Cela signifie qu'un score de 30 ne signifie pas qu'un patient est deux fois plus malade qu'un autre avec un score de 15 et qu'il a donc deux fois plus de risques de mourir. De nombreuses autres limitations peuvent être associées aux systèmes de scorage, liées à la plage de temps des utilisations des scores et à d'autres variables.

Parallèlement, le système de soins de santé et les domaines de la médecine et des sciences ont connu des changements considérables à plusieurs égards au cours des dernières années. L'un de ces changements est l'extension des technologies d'assistance et de surveillance, en particulier dans les services hautement spécialisés et multidisciplinaires qui se concentrent sur les soins et la gestion des patients dont la vie est menacée et qui souffrent de dysfonctionnements organiques, comme les unités de soins intensifs. Il comprend des capacités d'enregistrement et d'interprétation des données du patient dans le temps, des postes informatiques permettant d'accéder aux dossiers médicaux électroniques (DME) et des systèmes de surveillance non invasifs et invasifs. Tout cela est mis en œuvre pour aider les cliniciens à se concentrer sur leurs patients sans avoir à gérer des processus inefficaces. Cependant, l'utilisation de cette technologie implique non seulement des exigences élevées en matière de documentation, mais aussi d'énormes quantités de données. Ainsi, les concepts et cadres émergents tels que l'Intelligence Artificielle (IA), Internet des objets (IoT), Big Data, e-santé, santé 4.0 et les nouvelles technologies omniprésentes devraient tous changer la manière de diagnostiquer et de traiter les patients. L'avenir de santé s'oriente vers une plus grande individualisation des soins aux patients, en mettant l'accent sur la transparence, la personnalisation, l'intégration et les traitements de grande qualité. Le traitement des patients a considérablement changé aussi, les cliniciens s'appuyant sur leur capacité à obtenir et à analyser les données issues des antécédents médicaux et de l'examen physique du patient pour fournir des soins prédictifs fondés sur des données. Les soins médicaux modernes utiliseront potentiellement l'immense quantité de données créées de manière exponentielle par diverses sources. Les nouveaux outils de diagnostic complexes, les nouvelles méthodes de laboratoire et les capacités innovantes des sources de données telles que les technologies portables, les smartphones et autres capteurs intelligents permettent de collecter des données en temps réel à un rythme soutenu.

Cette thèse est divisée en quatre chapitres principaux. Cette présente introduction présente une vision simple et réaliste des défis auxquels le système de santé pourrait être confronté. Dans ce qui suit, nous présentons une brève description du contenu de chacun des chapitres restants.

Chapitre 1 : Ce chapitre présente les connaissances que nous avons accumulées sur l'IoT et l'IA. L'étude de l'état de l'art que nous avons inclus dans ce chapitre couvre toutes les techniques, les méthodes de l'IoT et de l'IA que nous utiliserons dans des études ultérieures dans les chapitres suivants. Il comprend également une étude détaillée de la terminologie utilisée à l'hôpital pour traiter les questions relatives aux patients au cours du diagnostic, du traitement et de la sortie. L'ensemble de l'analyse documentaire porte bien entendu sur les différentes études antérieures et les scénarios envisagés par d'autres chercheurs.

Chapitre 2 : il s'agit de cadrer les principaux problèmes et questions qui remettent en cause le déroulement du traitement des patients, le diagnostic et également le bon usage des ressources médicales. Il comprend également une description approfondie de l'ensemble de données que nous utilisons dans notre thèse, la nature des données que nous utilisons, les techniques de

traitement de ces ensembles de données et les principales caractéristiques que nous extrayons pour les utiliser dans les techniques d'apprentissage automatique qui suivront.

Chapitre 3 : ce chapitre est une description de notre travail pour automatiser le diagnostic des patients. Cette tâche très spécifique prend comme étude de cas des patients atteints de maladies cardiovasculaires. Ce chapitre présente plus en détails la procédure de collection de données que nous avons utilisé dans notre travail de recherche ainsi que les méthodes d'extraction des nécessaires à partir de ces données. Nous décrivons aussi les autres bases ECG que nous utilisons, les méthodes de classification, les résultats de chaque méthode ainsi qu'une comparaison avec les travaux existants.

Chapitre 4 : ce chapitre contient trois grandes parties. Le premier est le modèle mathématique du flux de patients qui se concentre sur les différents états du taux d'occupation des lits. Nous utilisons pour cette cause des chaînes de Markov dépendantes du temps non homogènes. La deuxième partie, quant à elle, présente nos travaux sur la prédiction de la décharge à l'aide de modèles d'apprentissage automatique. La troisième partie, c'est la corporation de ces deux principales techniques pour optimiser l'utilisation des ressources médicales dans les unités de soins intensifs mais aussi pour minimiser les coûts variables, le tout en maintenant un bon indice d'effet du traitement et en aplatissant la courbe de la fonction de survie.

Chapitre 1 : IoT et IA dans les soins de santé : Etat de l'art

1. Introduction

L'Internet des objets (IoT) est apparu comme une composante importante et intrinsèque de la technologie actuelle des réseaux de capteurs sans fil. Par conséquent, les applications de la technologie IoT ont pénétré divers domaines au profil de la société, tels que, le secteur de l'éducation et le secteur des médias et notamment les systèmes de soins de santé. L'automatisation de ces applications a été enrichie grâce à l'IoT et a permis d'accélérer partout les processus socialement pertinents. Aujourd'hui, nous constatons que l'intelligence artificielle (IA) est de plus en plus appliquée comme technologie clé pour les applications IoT. Selon une autre perspective, la technologie de l'IoT a amélioré les utilités et les applications du monde numérique et a ainsi enrichi les demandes sociales liées à la collecte et à la communication des connaissances grâce à divers capteurs, notamment les capteurs vidéo et les systèmes de communication, représentant des éléments essentiels de l'écosystème IoT. En dehors de ces dispositifs physiques, l'IA joue également un rôle nécessaire et vital dans l'automatisation des systèmes nécessaires au traitement des applications IoT.

Une autre application récente des applications basées sur l'IA et l'IoT concerne le secteur des soins de santé. Dans le domaine de la santé, les dispositifs IoT sont utilisés à diverses fins, telles que la surveillance des performances cardiaques et la mesure de la pression artérielle. Avec ces applications, l'IA est utilisée dans la prise de décision critique.

2. L'internet des objets dans les soins de santé

Le terme "Internet des objets (IoT)" est récemment devenu populaire dans le domaine des technologies de la communication. Elle a été développée de nombreuses façons, et est considérée comme la prochaine frontière [1]. L'IoT est appelé à transformer de nombreux aspects de notre vie et conduit un changement au monde, comme le montre la figure 1.



Figure1 : Aspects de la ville actuelle qui sont liés à l'IoT

Dans les années à venir, le nombre de dispositifs IoT devrait connaître une croissance exponentielle. Les statistiques montrent que de plus de 26 milliards de dispositifs peuvent actuellement se connecter à l'Internet, mais d'ici 2030, on estime qu'il y aura 6 fois plus d'objets connectés à l'Internet que de personnes [2], (voir figure 2). Aujourd'hui, tout ce qui nous entoure, qu'il s'agisse des lampes domestiques, des différents appareils ménagers, des distributeurs automatiques ou des voitures, peut être connecté et interagir avec d'autres machines. Par conséquent, l'IoT fait référence aux dispositifs ou aux objets qui peuvent utiliser l'Internet en utilisant des dispositifs physiques, des capteurs, des microcontrôleurs et une connectivité réseau qui permettent à ces objets de collecter et d'échanger des données [3].

Afin de collecter les données en temps réel de manière cohérente, chaque appareil a son identifiant unique, ce qui rend la communication possible de manière simple, comme la communication de machine à machine (M2M). Une quantité massive de ces données est collectée à partir de ces appareils dans le monde entier, et est centralisée dans le Cloud. En conséquence, les systèmes deviennent plus efficaces et plus intelligents.

Selon le rapport des Services de traitement de l'information basé à London (IHS), les secteurs du marché qui stimulent cette croissance sont les suivants :

- Les villes intelligentes sont des villes qui utilisent la technologie pour améliorer l'efficacité, la durabilité et la qualité de vie des personnes qui vivent et travaillent dans la ville.
- IIoT (IoT industriel) - utilise l'apprentissage automatique et le big data pour générer de la valeur à partir des données des capteurs.
- Santé connectée - utilisation des technologies grand public pour mettre en relation les patients et les prestataires de soins en dehors de l'hôpital.
- Maisons intelligentes - utilisation d'appareils intelligents pour contrôler l'environnement d'une maison.

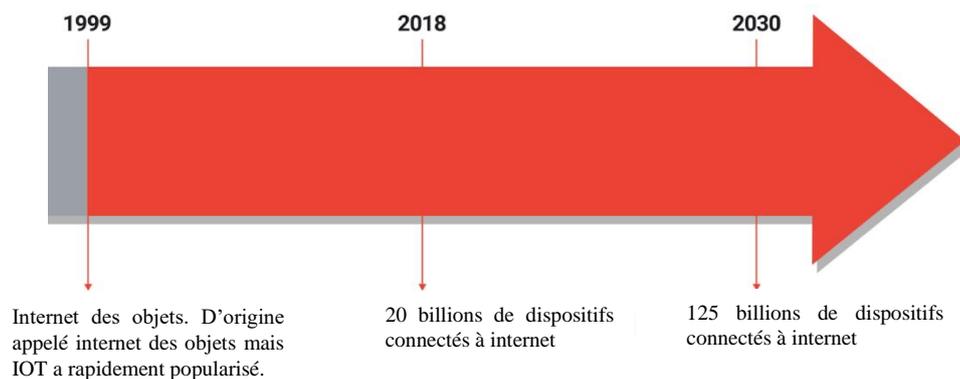


Figure 2 : Histoire chronologique de l'émergence de l'IoT

L'IoT crée des objets intelligents qui constituent d'éventuels éléments de base pour l'amélioration des cadres universels intelligents cyber-physiques [5]. Il est destiné à des milliards d'objets physiques qui sous forme des unités (capteurs et d'actionneurs), et des modules de communication, reliés à l'internet par divers réseaux d'accès assistés par différentes technologies telles que RFID, Wi-Fi, NB-IoT, LoRa [5]. L'IoT permet aux personnes d'interagir de manière transparente avec différents types de dispositifs tels que des capteurs médicaux, des caméras de surveillance, des appareils ménagers, etc. En gardant toutes ces objets en vue, et en

les contrôlant, nous développons plusieurs applications et services, dans lesquelles chaque objet physique est connecté à travers l'Internet en utilisant des unités de détection [6-7]. L'information remonté est assurée via le biais d'un protocole de communication.

Dans ce contexte, les capteurs jouent un rôle essentiel dans la détection des signaux. Ils sont désormais présents dans de nombreuses applications, telles que les appareils intelligents (appareils mobiles, tablettes, etc.), les systèmes automobiles, la surveillance du climat, le contrôle industriel et les soins de santé. Alors que la majorité des projets de l'IoT passent du stade de concept à celui de réalité, l'un des plus grands défis est de savoir :

- Comment les données créées par les appareils circuleront dans le système ?
- Combien de dispositifs vont créer de l'information ?
- Comment vont-ils renvoyer ces informations ?
- Allez-vous capturer ces données en temps réel, ou par lots ?
- Quel rôle l'analytique jouera-t-elle à l'avenir ?
- Comment toutes les données collectées seront-elles interprétées de manière à avoir un impact positif sur notre vie ?

Ces questions techniques sont posées lors de la phase de conception. Cette phase de préparation est essentielle pour s'assurer que nous utilisons les bons outils dès le départ. Pour les dispositifs intelligents et les capteurs, chaque action peut créer des données. Ces informations peuvent ensuite être renvoyées par le réseau à l'application centrale. À ce stade, il faut décider dans quelle norme les données seront créées et comment elles seront envoyées sur le réseau. Pour renvoyer ces données, MQTT, HTTP et CoAP sont les protocoles standard les plus couramment utilisés. Chacun d'entre eux a ses avantages et ses cas d'utilisation. Le protocole HTTP constitue une méthode appropriée pour fournir des données dans les deux sens entre les dispositifs et les systèmes centraux. Développée à l'origine pour le modèle informatique client-serveur, elle prend aujourd'hui en charge la navigation web quotidienne ainsi que des services plus spécialisés autour des dispositifs de l'internet des objets. Bien qu'il réponde aux exigences de fonctionnalité pour l'envoi de données, HTTP inclut beaucoup plus de données autour du message dans ses en-têtes. Lorsque vous travaillez dans des conditions de faible bande passante, cela peut rendre HTTP moins adapté. Cependant, MQTT a été développé comme un protocole pour les déploiements de M2M et l'IoT. Il repose sur un modèle de publication et d'abonnement (Pub/Sub) permettant de transmettre des messages du dispositif à un système central faisant office de courtier (broker), d'où ils peuvent ensuite être transmis à tous les autres systèmes. Les nouveaux dispositifs ou services peuvent simplement se connecter au courtier au fur, et à mesure qu'ils ont besoin de messages. MQTT est plus léger que HTTP en termes de taille de message. Il est donc plus utile pour les implémentations où la bande passante est un problème potentiel. Mais, il n'inclut pas le cryptage en standard, ce qui doit être considéré séparément. CoAP est une autre norme développée pour les environnements à faible puissance et à faible bande passante. Plutôt que d'être conçu pour un système de courtage comme MQTT, CoAP est davantage destiné aux connexions individuelles. Il est conçu pour répondre aux exigences de la conception REST en fournissant un moyen de s'interfacer avec HTTP, tout en répondant aux exigences des appareils et des environnements à faible puissance [8-9-10].

Chacun de ces protocoles permet de récupérer des informations ou des mises à jour à partir d'un dispositif individuel, et de les envoyer à un emplacement à distance (tout dépend de l'architecture : distribuée ou centralisée). Toutefois, la manière dont ces données sont ensuite

stockées et utilisées dans le temps constitue une plus grande opportunité. Il y a deux préoccupations principales :

- Comment les données sont traitées lorsqu'elles arrivent dans l'application ?
- Comment elles sont stockées pour une utilisation future ?

Ce qui concerne les applications IoT, les appareils créent des données qui sont envoyées à l'application principale pour être transmises, visualisées et utilisées. En fonction de l'appareil, du réseau et des contraintes de consommation électrique, les données peuvent être envoyées en temps réel, ou par lots à tout moment. Cependant, la véritable valeur est dérivée de l'ordre dans lequel les points de données sont créés. Ces données chronologiques doivent être précises pour les applications de l'IoT. Dans le cas contraire, cela compromet les objectifs mêmes des applications (exemple : prendre les données télémétriques des véhicules). Si l'ordre des données n'est pas complètement aligné et précis, cela laisse présager des résultats potentiellement différents lors de l'analyse. Si, par exemple, une certaine pièce commence à présenter des conditions de défaillance, une baisse de température en même temps qu'un niveau d'usure spécifique - ces conditions doivent être reflétées avec précision dans les données qui arrivent, sinon les résultats seront faux [11-12]. Les données de séries chronologiques peuvent être créées au fur et à mesure que des événements se produisent autour de l'appareil, puis envoyées. Cette utilisation de l'information en temps réel fournit un enregistrement complet pour chaque appareil, au moment où il se produit. Il est également possible de rassembler les données au fur et à mesure qu'elles sont envoyées par lots (l'historique des données sera là, mais il ne sera pas disponible en temps réel). C'est le cas des appareils pour lesquels la durée de vie de la batterie est plus importante que la nécessité de fournir des données en temps réel [13-14].

Quant aux technologies de bases de données relationnelles plus traditionnelles, cela peut être un facteur limitant, car il est possible que les demandes d'écriture aillent au-delà des limitations de la base de données. Lorsque vous devez disposer de toutes les données provenant des appareils afin de créer des informations précises et utiles, cette perte potentielle peut avoir un impact important. La plupart des projets de l'IoT utilisent des plateformes NoSQL comme Cassandra, MongoDB, qui répondent mieux aux besoins de la plupart des organisations. Cela est dû en partie au volume considérable d'écritures dont est capable un système comme Cassandra ; même avec des millions de dispositifs qui créent des données en permanence, la base de données est conçue pour ingérer autant de données qu'elles sont créées [15-16]. Les bases de données traditionnelles ont un arrangement primaire-réplique, où le serveur de base de données principal traite toutes les transactions et les transmet de manière synchrone aux autres serveurs si nécessaire. Cela entraîne des problèmes en cas de panne ou de défaillance du serveur, car un nouveau primaire doit être mis en place, ce qui peut entraîner une perte de données. Pour les systèmes de bases de données distribuées correctement configurés, il n'y a pas de serveur "primaire" responsable ; chaque nœud d'un cluster peut traiter les transactions au fur et à mesure qu'elles arrivent, et l'enregistrement complet est maintenu dans le temps.

Récemment, l'IoT est devenu plus productif dans les systèmes de santé [17-18-19]. Plus précisément, l'IoT dans le domaine de santé associe des capteurs, des microcontrôleurs, etc., afin d'analyser et d'envoyer les données des capteurs vers le cloud, puis vers le personnel soignant (médecins). L'intégration des fonctionnalités de l'IoT dans les dispositifs médicaux améliore la qualité de service des soins pour les patients âgés et pour les enfants. L'IoT dans les soins de santé pourrait conserver des milliers de données sur les patients qui sont informatisées

et aider les patients à saisir leurs données à tout moment. De nombreux composants de détection de la santé ont été développés, la plupart d'entre eux sont portables, ce qui permet aux patients de les porter pour les surveiller [20-21]. Le dispositif de surveillance de la santé est connecté au patient de sorte que le médecin puisse observer et suivre l'état du patient à tout moment. Comme les patients assistés par des objets connectés sont accessibles par la technologie sans fil, l'état de santé du patient peut être détecté au bon moment afin de prendre les mesures appropriées [22-23]. D'autre part, la plupart des pays en développement disposent d'infrastructures de soins de santé très médiocres. Si le dispositif de détection de la santé est conçu pour communiquer avec des appareils portables tels que des téléphones intelligents, des tablettes, etc., la communication avec le Cloud est possible. Les gens ont accès à ces appareils de communication portables qui deviennent maintenant la bonne solution [24]. L'industrie de santé a rendu les soins aux patients plus fiables. Les informations en temps réel sur les données du patient sont analysées et enregistrées, et les médecins/soignants peuvent les surveiller à l'aide d'un smartphone, comme le montre la figure ci-dessous.

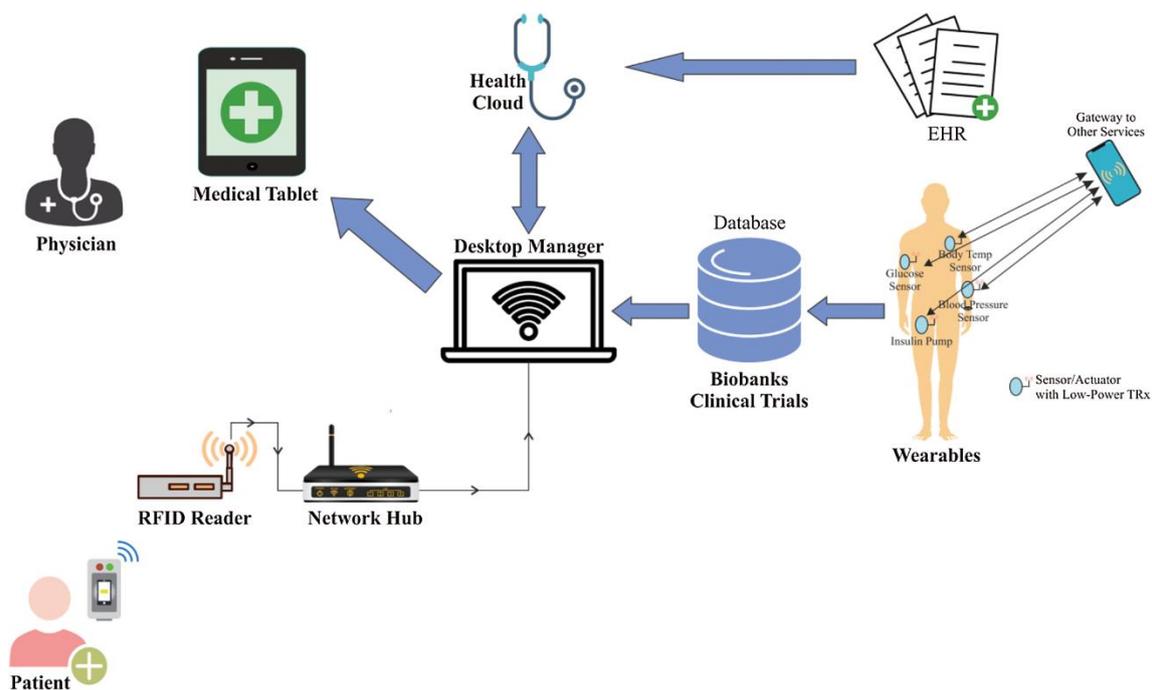


Figure 3 : IoT dans les cadres liés aux soins de santé

L'IoT transforme les données médicales en informations pour une prise en charge plus intelligente des patients. Les soins de santé sont désormais plus avancés sur le plan technologique ; et il s'agit de connecter les objets entre elles [25]. En exploitant des dispositifs tels que des capteurs connectés et d'autres types d'objets que les gens peuvent porter, toutes ces informations peuvent être placées dans le Cloud, et le médecin ou le soignant peut facilement suivre les informations du patient en temps réel. L'IoT peut prendre en charge des applications potentiellement salvatrices au sein du secteur de santé en collectant des données à partir des dispositifs de chevet, en visualisant les informations relatives au patient et en diagnostiquant en temps réel l'ensemble du système de soins du patient. Aujourd'hui, de nombreux appareils de soins de santé fonctionnent dans le monde entier, ce qui pose un problème car cela peut entraîner des pertes de données et des erreurs de diagnostic. Pour surmonter ce problème, les données collectées seront stockées dans le Cloud. Les soignants ou les médecins peuvent facilement surveiller et gérer la santé des patients et gagner de précieuses minutes chaque jour. Sans avoir

à visiter manuellement chaque patient, le soignant/expert ou le médecin peut poser un diagnostic à distance et assurer le suivi des biens médicaux. Grâce aux capteurs et les technologies sans fil, il est possible de localiser le bon service de l'hôpital tout en récupérant des informations sensorielles [26-27].

3. Les données dans le domaine de santé

Les données jouent un rôle important dans le diagnostic, le traitement et la prise en charge des patients. Les cliniciens se fient à leur capacité d'évaluer l'état de santé d'un patient sur la base des données et des informations disponibles. La disponibilité et la production de données dans le domaine de santé ont évolué de manière significative en raison de la numérisation de ce secteur. Il en résulte une croissance exponentielle du volume des quantités de données, ce qui entraîne une transformation perturbatrice du secteur des soins de santé. En effet, les établissements de santé ont besoin d'acquérir de nouveaux équipements compatibles qui peuvent traiter les données collectées et toutes les opérations nécessaires qui accompagnent ce processus. Cependant, la disponibilité accrue et l'énorme quantité de données générées ont le potentiel de soutenir la prise de décision médicale dans plusieurs fonctions et spécialités de soins. Ce qui est prioritaire en raison de l'importance de la prise de décision dans les processus cliniques. Les sources de données possibles dans le domaine de santé sont identifiées comme étant variées et évolutives dans les années à venir. La figure 3 ci-dessus montre une visualisation des différentes sources de données dans le secteur des soins de santé. La complexité des ensembles de données générés et le développement continu de nouvelles capacités technologiques font que la liste visualisée des sources de données n'est pas exhaustive. Dans cette partie, nous allons présenter une vision globale concernant les données dans le secteur de santé.

3.1. Données cliniques

La numérisation et les progrès technologiques actuels du secteur de santé ont créé une grande quantité de données cliniques. La création de données ne s'applique pas seulement aux hôpitaux et aux autres prestataires de soins de santé, mais des données exogènes sont également générées à partir de sources telles que les systèmes de surveillance à domicile, les capteurs personnalisés des smartphones et des technologies portables, et d'autres sources de données fiables externes [28]. La disponibilité accrue des données sur la santé permet, dans une plus large mesure, d'adopter surtout une approche holistique pour comprendre la santé des patients. L'évaluation médicale de l'état de santé d'un patient est de préférence considérée comme un processus multifactoriel, plutôt que comme une détermination de la maladie sur la base d'un symptôme spécifique qui, en d'autres termes, renvoie à un processus complexe très perturbé. A titre d'exemple, les données multi-omiques désignent le processus d'utilisation de types de données biologiques tels que la génomique, l'épigénomique et la protéomique dans l'analyse de maladies complexes [29].

Les données exogènes générées sont riches d'informations. Néanmoins, la réalisation de la pleine valeur de l'utilisation des données exogènes dans le diagnostic et le traitement des patients est initialement envisagée. Cependant, il est recommandé de l'inclure dans les futures

recherches sur l'utilisation de systèmes d'intelligence artificielle basés sur les données pour améliorer les soins prédictifs et individualisés des patients. Le volume et la complexité des ensembles de données générés dans les établissements de soins de santé font qu'il est presque impossible de les gérer et de les analyser avec les outils et méthodes d'analyse clinique traditionnels. Dans la littérature, la complexité et la nature des données sur la santé ont été décrites comme suit : " Les données relatives aux soins de santé - qui comprennent les données statiques provenant des dossiers des patients, des images de diagnostic et des rapports, ainsi que les données dynamiques provenant des moniteurs de chevet ou de la surveillance à distance des patients - sont en grande partie de nature non structurée. Elle va au-delà de la capacité des outils analytiques traditionnels à traiter des données aussi complexes et dynamiques" [30]. Les données dans ce domaine sont très variées car elles évoluent de plus en plus vers une nature non structurée avec plusieurs formats multimédias. Le formatage incohérent et la qualité changeante des données dans le domaine de santé sont des problèmes qui influencent le potentiel prometteur de l'utilisation de la grande quantité de données disponibles sur la santé. En général, la plupart des données cliniques sont stockées numériquement dans le EHR de chaque patient [31]. Les données contenues dans les EHR sont accessibles aux utilisateurs autorisés et fournissent un large éventail de données cliniques et de données sur les patients. Les données contenues dans les EHR comprennent les traitements antérieurs et les antécédents médicaux, les diagnostics, les images médicales et les résultats de laboratoire, entre autres [32-33]. Les diverses données stockées dans les EHR peuvent être divisées en deux grandes catégories selon la nature des données : les données structurées et les données non structurées. Le tableau 1 présente la terminologie des éléments de données cliniques dans les bases de données ainsi que les dossiers cliniques en fonction de la nature du format des données. Les données structurées sont normalisées et codées pour s'adapter aux outils d'analyse et aux formats standard. Cependant, les divers éléments de données structurées présentent encore des différences significatives dans le format des données ; l'analyse des données combinées est donc relativement compliquée. Les données non structurées sont importées et intégrées au EHR à partir d'autres plateformes, formats et systèmes de documentation. Ces données sont complexes à analyser en combinaison avec les données structurées, et les cliniciens doivent naviguer dans plusieurs systèmes [34-35-36]. Le tableau suivant présente les deux catégories de données et leurs éléments de données correspondants :

Tableau 1: Catégories de données et différents éléments de données

Catégorie de données	Élément de données	Description
Structuré	Informations démographiques	Sexe, âge, taille, poids, groupe sanguin, etc.
	Médicaments	Commande de médicaments, ordonnances, allergies, etc.
	Habitudes de vie	Habitudes concernant le tabagisme, l'alcool, les drogues et les antécédents génétiques.
	Données physiologiques et résultats	Pression sanguine, ECG, saturation en oxygène et autres données de surveillance.
	Historique des hospitalisations et des diagnostics	Données historiques sur les traitements antérieurs et les antécédents médicaux dans les établissements de santé.
Non structuré	Imagerie médicale	Radiographie, imagerie par résonance médicale (IRM), tomographie par ordinateur (CT), etc.
	Notes du clinicien	Documentation à partir des dialogues et des examens des patients.
	Rapport de pathologie	Données issues de l'examen des tissus et des cellules.

3.2. Surveillance des patients

La surveillance à distance des patients noté RPM (Remote Patient Monitoring) peut permettre aux patients de mieux gérer leur santé et de participer à leurs soins de santé. Lorsqu'il est utilisé par les cliniciens, le RPM peut fournir une vision plus globale de la santé d'un patient au fil du temps, accroître la visibilité de l'adhésion du patient à un traitement et permettre une intervention rapide avant un épisode de soins coûteux [37-38]. Les cliniciens peuvent renforcer leurs relations avec leurs patients et améliorer leur expérience en utilisant les données qui leur sont transmises par les systèmes RPM pour élaborer un plan de soins personnalisé, et prendre des décisions conjointes afin d'obtenir de meilleurs résultats. L'AHA soutient les initiatives qui améliorent l'accès aux technologies de surveillance à distance des patients et encouragent la conception ainsi que l'utilisation appropriées de ces technologies fondées sur des données probantes [39]. Par conséquent, le suivi des patients est un processus vital dans la chaîne de valeur du traitement des patients hospitalisés. La surveillance des patients produit des données physiologiques, qui sont des signaux continus à la fois en temps et en valeur, fournissant des informations sur les différents signes physiologiques vitaux des patients [40]. L'état de santé d'un patient peut être évalué dans le temps grâce à la surveillance des signes vitaux, afin d'identifier et de détecter une détérioration ou des complications potentielles de son état de santé. Ainsi, le suivi des patients permet aux cliniciens d'instituer les bons soins à temps en cas d'événements critiques. Le corps humain produit des données physiologiques multiples et variées. La technologie de surveillance existe sous la forme de plusieurs systèmes différents dont les fonctionnalités spécifiques dépendent du signal biologique humain à surveiller. Les quatre composants essentiels sont les mêmes pour tous les dispositifs de surveillance. Tout d'abord, un capteur détecte un signal physiologique (par exemple : pression, thermique, mécanique, pouls cardiaque). Deuxièmement, le signal physiologique provenant du capteur est transformé en un signal électrique par transduction. Troisièmement, le signal continu est amplifié et les interférences sont filtrées. Enfin, la sortie du dispositif de surveillance est affichée visuellement aux cliniciens. Les données physiologiques sont ensuite transformées et analysées dans le processus d'analyse des données avant d'être affichées. En outre, les systèmes de surveillance sont dotés de seuils réglables comme des systèmes d'alarme, et les données physiologiques recueillies sont stockées et intégrées à l'EHR [41-42].

En raison des différents états de santé spécifiques des patients et des divers traitements des patients, la surveillance peut nécessiter des dispositifs et des mesures de signes physiologiques supplémentaires. Par exemple, les pressions intravasculaires, les débits cardiaques ou la surveillance neurologique en fonction du patient ou de la situation clinique spécifique. Les exigences en matière de surveillance varient en outre si le patient subit une intervention chirurgicale, s'il est transféré au sein de l'hôpital ou s'il se remet d'une anesthésie. Toutefois, et dans la plupart des cas, le suivi de base comprend : Pouls, pression sanguine, fréquence respiratoire, saturation en oxygène et capnographie. Même si, dans la suite de cet article, nous nous concentrerons sur les signaux ECG, nous passerons en revue d'autres processus de surveillance importants, source [43-44] :

Electrocardiographie (ECG) :

- Il mesure l'activité électrique du myocarde. Les différentes positions des sondes détectent l'activité électrique de différentes régions cardiaques.

- Surveillance : la fréquence, le rythme et les signes d'ischémie myocardique.
- La position de la sonde II du cœur est le plus souvent choisie en anesthésie/SIA pour détecter le rythme cardiaque. Position de la sonde CM5 utilisée en anesthésie pour détecter l'ischémie dans le ventricule gauche.
- La surveillance ambulatoire de 24 heures peut être utilisée pour évaluer les arythmies paroxystiques.
- Fréquence respiratoire et génération de formes d'onde par bio-impédance thoracique.
- Des interférences peuvent se produire en raison du mouvement, de la diathermie, d'un mauvais contact des fils.

Observation clinique :

- L'évaluation du niveau de conscience, de la couleur de la peau, du pouls, de la fréquence respiratoire et du temps de remplissage capillaire d'un patient fournit une première évaluation de son état clinique et de sa réponse au traitement.
- Débit urinaire horaire : Mesure simple de la perfusion des organes et du statut volumique des patients (en supposant une fonction rénale normale).

Oxymétrie de pouls (SpO₂) :

- Mesure continue non invasive de la saturation du sang artériel basée sur la différence des spectres d'absorption de l'hémoglobine oxygénée et désoxygénée aux longueurs d'onde rouge/infrarouge. Les changements d'absorption de la lumière pendant la pulsation artérielle sont analysés par un microprocesseur pour enregistrer la saturation en oxygène et une forme d'onde du pouls.
- Permet la détection de la désaturation (SpO₂ < 94%).
- L'inexactitude de la lecture de l'oxymétrie de pouls peut se produire en cas de SpO₂ < 80% (algorithme généré sur des volontaires sains), d'états d'hypoperfusion, d'hypothermie, d'artefact de mouvement, d'arythmies cardiaques, de congestion veineuse, de disparition des ongles bleus, d'hémoglobine anormale (Met/Carboxy).

Tension artérielle non invasive :

- L'oscillo-tonométrie automatisée est la méthode la plus courante pour mesurer la pression artérielle dans la pratique clinique. Utilise un seul brassard pour le gonflage et la détection du mouvement de la paroi artérielle, la systolique et la tension artérielle moyenne (MAP) sont mesurées et la diastolique estimée.
- Précision de 15e20 mmHg par rapport à la surveillance directe de la pression artérielle.
- Les sources d'erreur comprennent une taille de brassard incorrecte (largeur du brassard > 20% du diamètre du bras), une systolique < 60 mmHg, une fibrillation auriculaire, une pression externe.

Température :

- Appareils à infrarouge : reposent sur le principe selon lequel le rayonnement infrarouge émis par le corps est proportionnel à la température du corps.
- Les dispositifs électriques : comprennent les thermocouples, les thermistances qui se basent sur un changement de tension ou de résistance proportionnel à un changement de température.
- Sites de mesure : a. La membrane tympanique (infrarouge) est en corrélation avec la température hypothalamique.
 - Température nasopharyngée et cérébrale.
 - Les sites œsophagiens, vésicaux et rectaux (température supérieure de $> 0,5 \text{e}10 \text{ C}$ en raison de la fermentation bactérienne) mesurent tous la température centrale.
 - Peau : imprécis mais la différence de température centrale de la peau fournit une certaine indication de la perfusion périphérique.
 - Sang : thermistance incorporée à l'extrémité du cathéter de l'artère pulmonaire

Capnographie : dioxyde de carbone lors d'expiration (ETCO₂) :

- Mesure la concentration de CO₂ dans l'air expiré en utilisant l'absorptiomètre infrarouge pour mesurer la concentration de CO₂. Il affiche la valeur numériquement avec ou sans forme d'onde (nanogramme).
- La présence d'ETCO₂ aide à confirmer l'intubation endotrachéale.
- Permet de surveiller la fréquence respiratoire chez les patients ventilés ou en respiration spontanée.
- La surveillance de l'ETCO₂ permet d'évaluer l'adéquation de la ventilation pendant l'anesthésie ou les soins intensifs. Elle est élevée en cas d'hypoventilation, de ré-inhalation et d'états hypermétaboliques et réduite en cas d'hyperventilation, d'états de faible perfusion cardiaque, d'embolie pulmonaire, d'hypothermie.
- L'ETCO₂ fournit une estimation non invasive du débit cardiaque et de la perfusion des organes pendant l'arrêt cardiaque



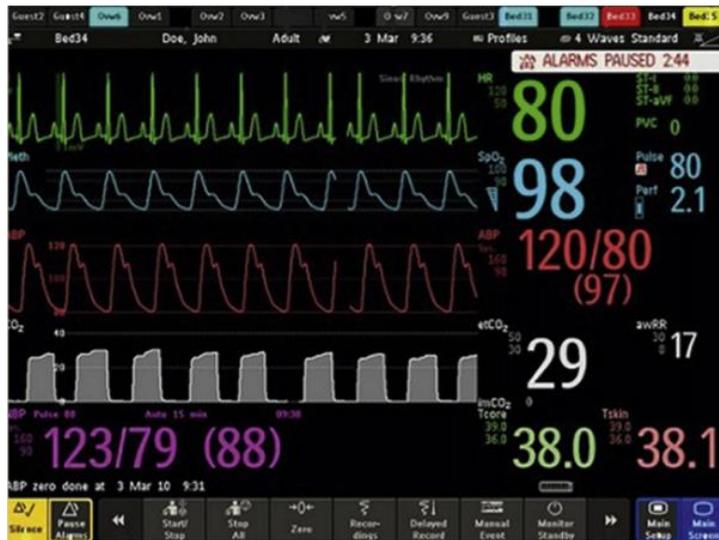
a.



b.



c.



d.

Figure 4 : Suivi de l'observance et équipement connexe.

a. Surveillance dans les unités de soins intensifs.

b. Surveillance des patients dont l'état est normal. c et d : dispositifs de surveillance des patients.

Comme de nombreuses procédures dans le domaine médical, et comme le montre la figure 4, le suivi du patient en général s'accompagne de nombreuses directives et normes à respecter comme un minimum de qualité de service. Comme nous nous concentrons sur les patients atteints de maladies cardiovasculaires, nous limiterons les lignes directrices à l'utilisation des technologies de surveillance à distance des patients pour améliorer les résultats des maladies cardiovasculaires. Commençons par la facilité d'utilisation et l'accès. L'efficacité du RPM dépend fortement de sa conception et de sa facilité d'utilisation. La RPM implique souvent l'interaction entre plusieurs groupes d'utilisateurs par le biais d'un système numérique, ou avec le médecin généraliste à son bureau. La communication dans ces scénarios d'utilisation est généralement multimodale, ce qui rend crucial de savoir entre qui, comment et quand la transmission d'informations et la communication personnelle ont lieu. Dans le développement d'un dispositif, une approche de conception centrée sur l'utilisateur implique les utilisateurs finaux dans toutes les étapes, et aide à comprendre les besoins des utilisateurs et le contexte d'utilisation, qui sont des éléments clés pour la construction d'un système encadré dans un flux de travail clinique. Une RPM qui n'inclut pas une conception centrée sur l'utilisateur peut entraîner un faible taux d'adoption et d'adhésion. En outre, les erreurs de l'utilisateur peuvent résulter d'une mauvaise utilisabilité [45]. Des recherches ont montré qu'une conception centrée sur l'utilisateur s'adresse à des personnes d'âges et de niveaux de santé et de culture numérique très différents et accroît la satisfaction des patients. Ainsi, parce qu'il est essentiel de garantir une convivialité adéquate pour chaque patient, une RPM efficace nécessite une analyse détaillée des besoins des utilisateurs finaux pour informer les concepteurs du système.

Deux notions méritent d'être encore plus détaillées à savoir : **interopérabilité**, **intégration et confidentialité des données**. Le terme interopérabilité signifie que "la technologie d'information autour de la santé qui permet l'échange sécurisé d'informations électroniques sur la santé avec d'autres technologies d'information, et l'utilisation d'informations électroniques sur la santé à partir de celles-ci, sans effort particulier de la part de l'utilisateur ; permet l'accès, l'échange et l'utilisation complets de toutes les informations sur la santé accessibles par voie

électronique pour une utilisation autorisée en vertu de la loi applicable de l'État ou de la loi fédérale ; et ne constitue pas un blocage des informations" Cela dépend fortement de ce qui constitue l'équipe de soins d'un patient. Ainsi, les normes régissant le flux des données de santé devraient permettre une définition souple de l'équipe de soins et les normes devraient permettre le partage des données entre les cliniciens, les laboratoires, les hôpitaux, les pharmacies et les patients, quelle que soit l'application utilisée pour partager les données. Pour obtenir un système véritablement interopérable et tirer pleinement parti des avantages du RPM pour les systèmes de santé [46-47], il est essentiel d'atteindre le plus haut niveau d'interopérabilité. Une autre dimension de l'interopérabilité est l'intégration du RPM dans le flux de travail clinique existant. De nombreuses technologies RPM, plutôt que d'être autonomes, sont conçues pour soutenir la prestation de services cliniques existants, pour lesquels un flux de travail est déjà en place. L'intégration du RPM doit être conçue de manière à ne pas alourdir le flux de travail clinique. Traditionnellement, les informations médicales partagées entre le prestataire et le patient restent dans les limites d'un établissement de soins. Le RPM change le paradigme en rassemblant les données électroniques dans un référentiel de données éloigné de l'établissement de santé, mais facilement accessible et partagé avec divers prestataires de soins de santé impliqués dans les soins d'un patient ou pouvant être utilisé à des fins de recherche ou d'éducation. L'accessibilité s'accompagne toutefois de difficultés à préserver la *confidentialité* des informations relatives à la santé des patients et de problèmes potentiels liés à la responsabilité et au remboursement des services liés au RPM. L'HIPAA impose aux médecins et aux organismes de soins de santé la charge de sécuriser les informations relatives à la santé des patients. Plus important encore, la perte de contrôle du patient sur les informations de santé confidentielles et sensibles menace la communication confidentielle entre médecins et patients. La confidentialité garantit que les patients recherchent des soins et qu'ils sont ouverts et honnêtes avec leurs prestataires. En fin de compte, toutes les parties prenantes de l'écosystème de santé sont concernées : les patients qui craignent de perdre le contrôle de leurs informations médicales privées peuvent perdre confiance dans leur prestataire de soins - et dans le système de soins de santé lui-même [48-49-50].

4. L'IA dans les soins de santé

4.1. Disciplines et composants de l'IA

Comme décrit auparavant, la croissance des données dans le domaine de santé explose, et les cliniciens ont accès à une grande quantité de données. En effet, 153 exaoctets de données de santé ont été produits en 2013, et 2314 exaoctets produits en 2020 [51]. La gestion et le traitement des données générées sont difficiles à réaliser de manière efficace et exhaustive. L'augmentation constante du volume de données sur les soins de santé, créées par diverses sources et technologies [52], fait qu'il y a plus de données collectées qu'il n'est possible d'analyser et d'utiliser dans les soins de santé. Une solution pour exploiter la diversité des données sur la santé consiste à utiliser le potentiel de l'IA. En bref, l'IA est un ensemble de concepts et de technologies qui permettent aux machines et aux ordinateurs d'imiter l'intelligence humaine. Selon la définition de [53], c'est la capacité d'un système à interpréter correctement des données externes, à apprendre à partir de ces données et à utiliser ces apprentissages pour atteindre des objectifs et des tâches spécifiques grâce à une adaptation flexible. L'IA recouvre un large éventail de technologies, de cadres et de sous-ensembles présentant des possibilités d'application et des avantages différents. La figure 5 donne une

représentation succincte et complète de ces sous-ensembles. Ce qui illustre bien les deux principaux sous-ensembles de l'IA que sont l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond, avec des relations inclusives au sein des sous-ensembles.

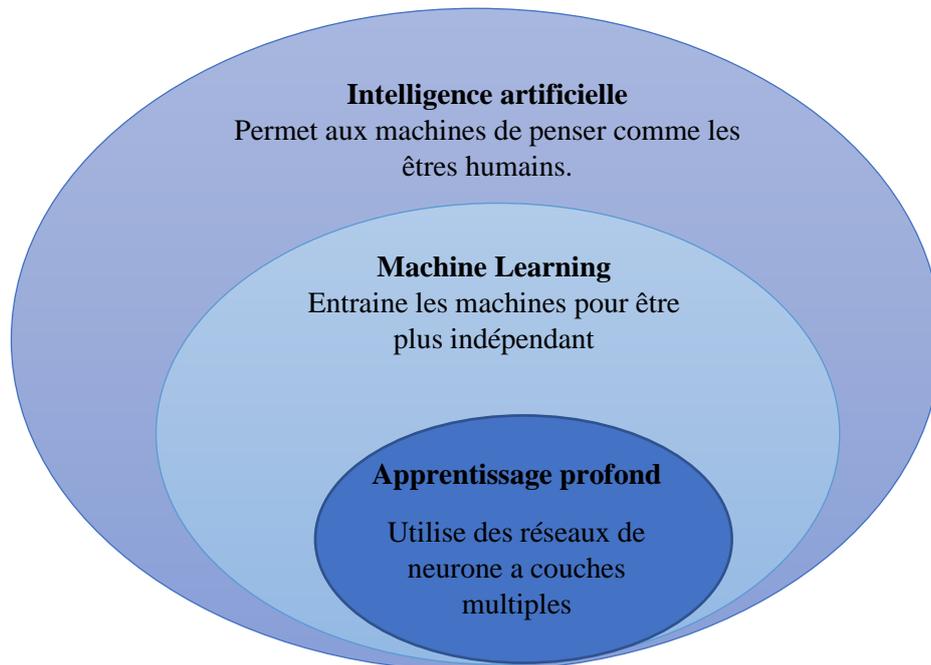


Figure 5 : Représentation complète des sous-ensembles de l'IA

Dans nos travaux de recherche, nous utiliserons des algorithmes d'apprentissage automatique. Ainsi, au fur et à mesure que nous expliquons les principaux concepts de l'apprentissage automatique et certains de ses algorithmes, nous présenterons éventuellement des comparaisons avec l'apprentissage profond et les principaux aspects de la différence.

L'apprentissage automatique (ML) est une discipline scientifique dans laquelle les algorithmes créent des associations entre les données d'entrée et de sortie, utilisées pour appliquer des modèles statistiques. Les algorithmes traitent un très grand nombre de variables pour prédire les résultats. Les prédicteurs sont combinés aux observations de manière non linéaire et complexe, ce qui permet aux ordinateurs d'analyser un volume de données qui aurait été difficile auparavant. La discipline de l'apprentissage automatique est divisée en cinq catégories : l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé, l'apprentissage par renforcement et, moins couramment, l'apprentissage auto-supervisé et l'apprentissage semi-supervisé [54-55].

- *Apprentissage supervisé* : Dans l'apprentissage supervisé, les algorithmes apprennent les associations entre les données grâce à un ensemble d'apprentissage fourni par un superviseur (comme un expert humain). Une fois que le système a subi et achevé le processus d'apprentissage sur la base des données existantes dans les ensembles de formation, les algorithmes peuvent être utilisés pour prédire les résultats futurs.
- *Apprentissage non supervisé* : L'apprentissage non supervisé obtient les associations sur la base de données non catégorisées et non étiquetées, sans ensemble de formation externe. Au lieu de cela, les algorithmes identifient les caractéristiques communes entre les points de données et utilisent les caractéristiques identifiées pour analyser l'existence ou l'inexistence des caractéristiques dans les nouvelles données.

- *Apprentissage par renforcement* : Les algorithmes de l'apprentissage par renforcement apprennent l'action correcte en fonction de la capacité à minimiser les punitions ou à maximiser les récompenses. La punition peut être considérée comme un signal négatif, incitant les algorithmes à éviter une certaine action.
- *Apprentissage auto-supervisé* : Une forme d'apprentissage non supervisé où les données fournissent la supervision. En général, on retient une partie des données et on charge le réseau de les prédire. Principalement appliquée dans les domaines de la vision par ordinateur et du traitement du langage naturel, cette méthode nécessite de grands ensembles de données pour apprendre une tâche.
- *Apprentissage semi-supervisé* : L'apprentissage semi-supervisé ressemble à l'apprentissage supervisé, mais il utilise des données étiquetées et non étiquetées. Les données étiquetées sont des informations essentielles qui comportent des étiquettes significatives afin que l'algorithme puisse comprendre les données, tandis que les données non étiquetées sont dépourvues de ces informations.

Quant à l'apprentissage profond (DL), est un sous-ensemble de l'apprentissage automatique, comme le montre la figure 5, qui est une discipline scientifique et un modèle basé sur moins d'hypothèses sur les données utilisées que l'apprentissage automatique traditionnel. Par conséquent, le modèle peut gérer des ensembles de données et des tâches plus complexes, comme la reconnaissance vocale, l'interprétation d'images et la compréhension du langage naturel. L'apprentissage profond consiste en plusieurs réseaux profonds avec plusieurs couches de neurones artificiels entre les données d'entrée et de sortie [55-56].

Pour en revenir à nos modèles d'apprentissage automatique, la figure 6 est une représentation des sous-ensembles ML.

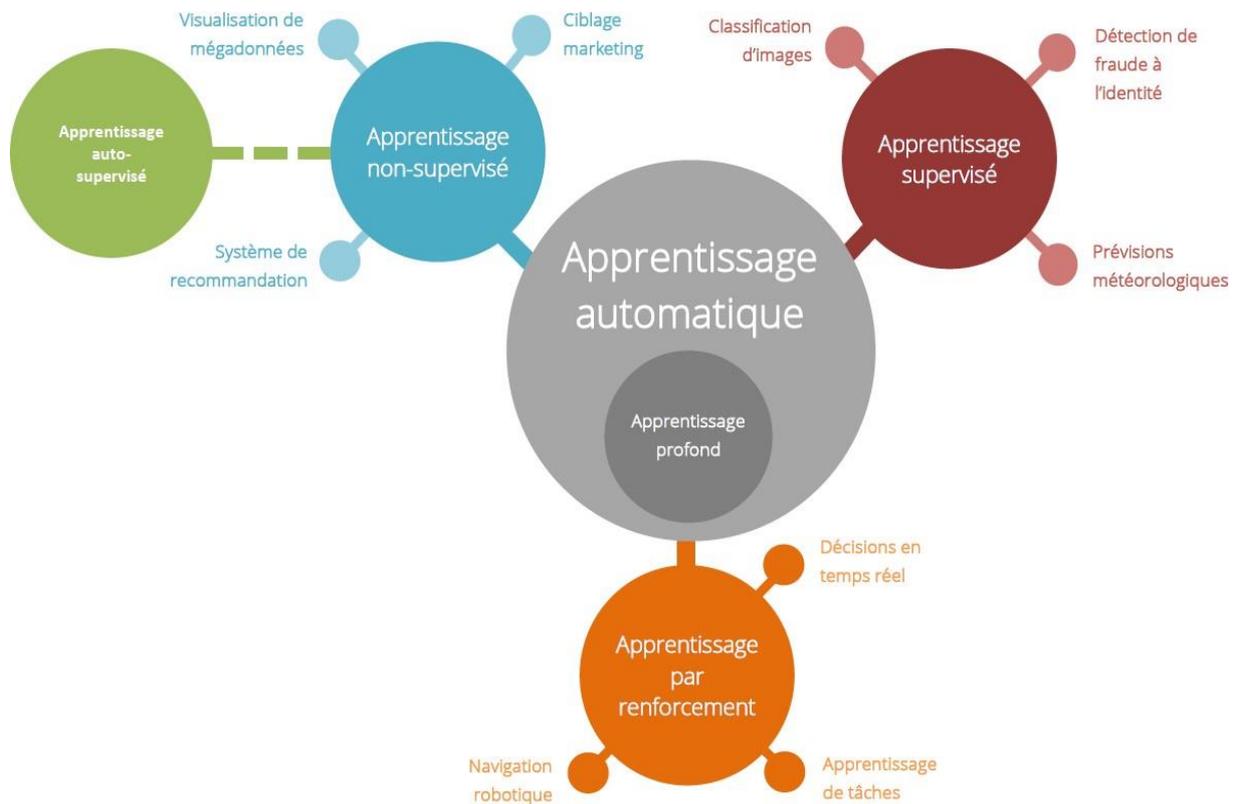


Figure 6 : Types d'algorithmes d'apprentissage automatique

Les réseaux neuronaux traitent les données brutes et se concentrent sur le regroupement et la détection de modèles. Les modèles d'apprentissage profond, contrairement aux algorithmes d'apprentissage automatique qui utilisent dans la plupart des cas un arbre de décision, s'améliorent continuellement en apprenant des détecteurs de caractéristiques optimisés pour détecter et classer les modèles, ce qui leur permet de surpasser les autres modèles dans l'analyse d'ensembles de données très complexes [56]. Les couches de caractéristiques sont conçues à partir de données dans un processus de formation, et non par des humains. L'apprentissage profond est très prometteur pour l'analyse de données complexes. Cependant, l'architecture d'apprentissage profond doit répondre à plusieurs exigences avant que l'application du modèle ne soit utile. Tout d'abord, pour obtenir des réseaux neuronaux multicouches entièrement opérationnels et connectés, il faut disposer d'une énorme quantité de données pour entraîner le réseau d'apprentissage profond. Les algorithmes nécessitent des millions de points de données pour atteindre une performance satisfaisante. Il faut noter aussi que la qualité des données doit être relativement élevée pour entraîner un modèle d'apprentissage profond. La redondance, la rareté et les valeurs de données manquantes sont des problèmes qui peuvent constituer des obstacles au bon fonctionnement d'un modèle d'apprentissage profond. Ajoutant à tout ça que les modèles actuels d'apprentissage profond nécessitent des données non temporelles et une complexité relativement faible dans le domaine d'application [57-58]. Dans les deux cas, classification ou prédiction, les algorithmes et les réseaux d'apprentissage automatique et d'apprentissage profond doivent suivre un processus qui commence par le traitement des données, l'extraction d'informations précieuses de ces données (extraction de caractéristiques), la sélection de caractéristiques, puis la tâche à accomplir.

La technologie de l'IA ne peut être abordée sans parler des réseaux neuronaux, car ils constituent un tremplin dans la recherche de l'IA. Ces réseaux, appelés réseaux neuronaux artificiels (RNA), sont des modèles mathématiques qui ont été inspirés du cerveau humain. En creusant dans ces réseaux artificiels, nous trouvons ce qui est appelé Neurone. L'idée de base d'un modèle neuronal est qu'une entrée, \mathbf{x} , accompagnée d'un biais, b , est pondérée par un poids \mathbf{w} , puis l'ensemble est calculé en somme. Le biais, b , est une valeur scalaire alors que l'entrée \mathbf{x} et les poids (\mathbf{w}) ont une valeur vectorielle, c'est-à-dire $\mathbf{x} \in \mathbb{R}_n$ et $\mathbf{w} \in \mathbb{R}_n$ avec $n \in \mathbb{N}$ correspondant à la dimension de l'entrée. Notez que le terme de biais n'est pas toujours présent mais est parfois omis. La somme de ces termes, c'est-à-dire $z = w_i * x + b$ forme alors l'argument d'une fonction d'activation, ϕ , aboutissant à la sortie du modèle neuronal, comme montré dans l'équation (1) :

$$y = \phi(z) = \phi(w_i * x + b). \quad (1)$$

En considérant uniquement l'argument de ϕ , on obtient une fonction discriminante linéaire [59-60].

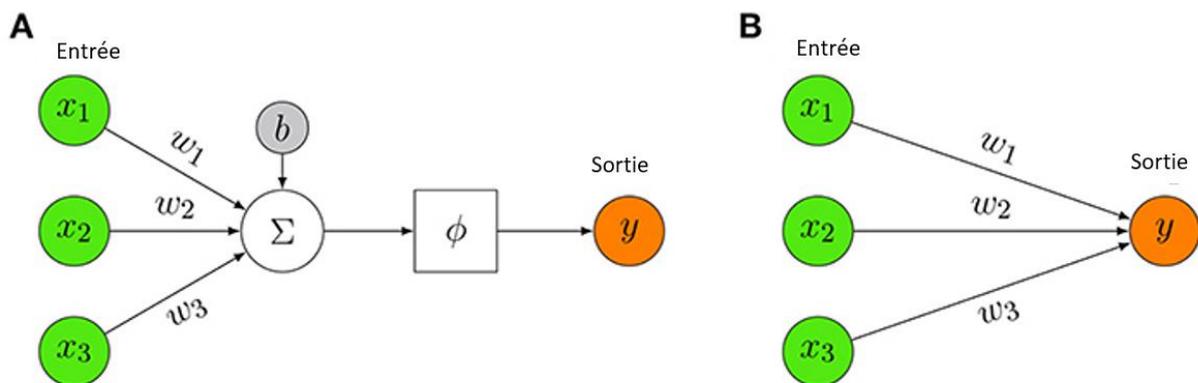


Figure 7 : Représentation d'un modèle mathématique de neurones artificiels. (A) L'entrée du neurone est additionnée et filtrée par la fonction d'activation ϕ (pour des exemples, voir le tableau 2). (B) Représentation simplifiée d'un modèle de neurone artificiel. Seuls les éléments clés sont représentés.

Un concept de base très important de l'apprentissage automatique est, comme mentionné précédemment, les fonctions d'activation. Avant de plonger dans le contexte mathématique important des fonctions que nous utiliserons dans nos contributions, nous aimerions mentionner quelques caractéristiques très importantes de ces fonctions, à savoir [54] :

- a. Le problème du gradient évanescant : Les réseaux neuronaux sont formés à l'aide du processus de descente de gradient. Cette technique consiste en une étape de propagation vers l'arrière qui est essentiellement une règle en chaîne pour obtenir le changement des poids afin de réduire la perte après chaque époque.
- b. Centré sur le zéro : La sortie de la fonction d'activation doit être symétrique à zéro afin que les gradients ne se déplacent pas dans une direction particulière.
- c. Frais de calcul : Les fonctions d'activation sont appliquées après chaque couche et doivent être calculées des millions de fois dans les réseaux profonds. Ils doivent donc être peu coûteux à calculer.

Le tableau 2 est une liste exhaustive des fonctions d'activation les plus utilisées :

Tableau 2: Liste des fonctions d'activation populaires

Fonction d'activation	$\phi(x)$	$\phi'(x)$	Valeurs
Tangente hyperbolique	$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$	$1 - \phi(x)^2$	(-1,1)
Sigmoïde	$S(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	$\phi(x)(1 - \phi(x))$	(0,1)
Unité linéaire rectifiée (RELU)	$R(x) = \begin{cases} 0 & \text{pour } x < 0 \\ x & \text{pour } x \geq 0 \end{cases}$	$\begin{cases} 0 & \text{pour } x < 0 \\ 1 & \text{pour } x \geq 0 \end{cases}$	$[0, \infty)$
Fonction de Heaviside	$H(x) = \begin{cases} 0 & \text{pour } x < 0 \\ 1 & \text{pour } x \geq 0 \end{cases}$	$\delta(x)$	$[0,1]$
Fonction Signum	$\begin{aligned} &sgn(x) \\ &= \begin{cases} -1 & \text{pour } x < 0 \\ 0 & \text{pour } x = 0 \\ 1 & \text{pour } x > 0 \end{cases} \end{aligned}$	$2\delta(x)$	$[-1,1]$
Fonction de Softmax	$y_i = \frac{e^{x_j}}{\sum_j^n e^{x_j}}$	$\frac{\partial y_i}{\partial j} = y_i(\delta_j - y_j)$	(0, 1)

Dans ce qui suit, nous présenterons les modèles d'apprentissage automatique que nous utiliserons dans cette thèse, à savoir les réseaux neuronaux convolutifs (CNN) [61-62], les machines à vecteurs de support (SVM) [63-64], l'analyse discriminante (DA) [65-66], Naïve Bayes [67-68] et les K-voisins les plus proches [69-70].

4.1.1. Un réseau neuronal convolutif (CNN)

CNN est un réseau neuronal à anticipation spécial qui utilise des couches de convolution, de ReLU et de mise en commun. Les CNN standard sont normalement composés de plusieurs couches de réseau neuronal à action directe, y compris des couches de convolution, de mise en commun et entièrement connectées.

Typiquement, dans les RNAs traditionnels, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante, alors que chaque connexion est un paramètre dans le réseau. Cela peut donner lieu à un très grand nombre de paramètres. Au lieu d'utiliser des couches entièrement connectées, un CNN utilise une connectivité locale entre les neurones, c'est-à-dire qu'un neurone est seulement connecté aux neurones voisins dans la couche suivante. Cela peut réduire considérablement le nombre total de paramètres dans le réseau.

En outre, toutes les connexions entre les champs réceptifs locaux et les neurones utilisent un ensemble de poids, et nous désignons cet ensemble de poids comme un noyau. Ce dernier sera partagé avec tous les autres neurones qui se connectent à leurs champs réceptifs locaux, et les résultats de ces calculs entre les champs réceptifs locaux et les neurones utilisant le même noyau seront stockés dans une matrice appelée « carte d'activation ». La propriété de partage est appelée partage de poids des CNN. Par conséquent, différents noyaux donneront lieu à différentes cartes d'activation, et le nombre de noyaux peut être ajusté avec des hyperparamètres. Ainsi, quel que soit le nombre total de connexions entre les neurones d'un réseau, le nombre total de poids ne correspond qu'à la taille du champ réceptif local, c'est-à-dire

à la taille du noyau. Ceci est représenté dans la figure 8, où le nombre total de connexions entre les deux couches est de 9 mais la taille du noyau n'est que de 3.

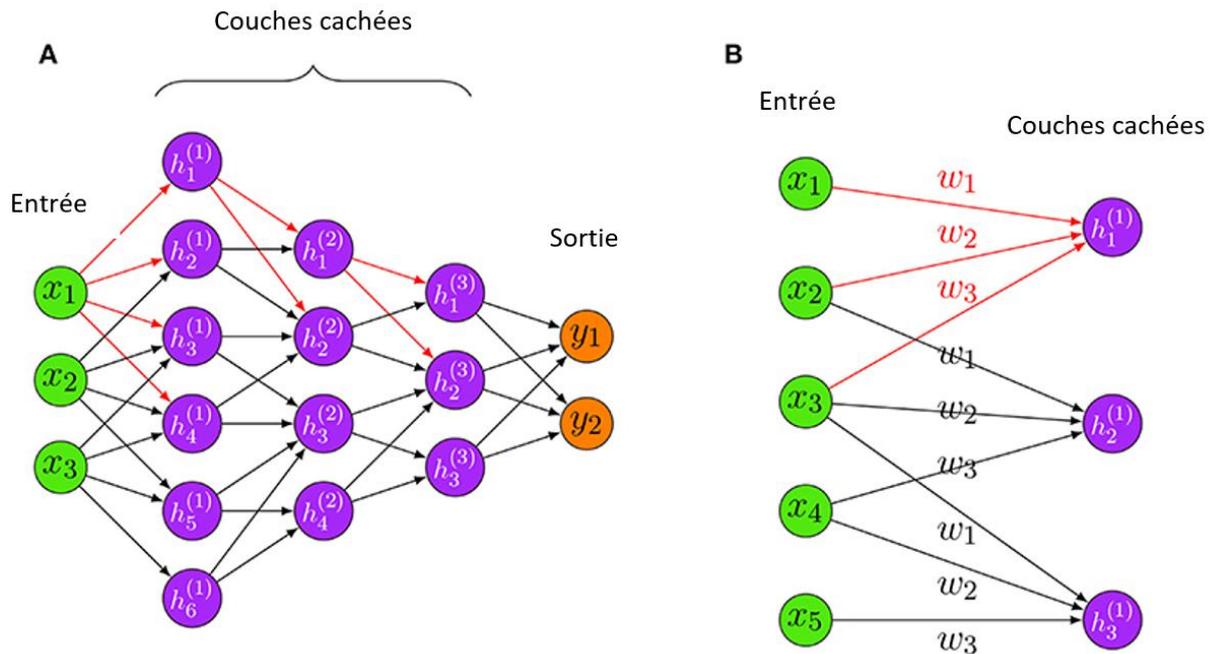


Figure 8 : (A) Un exemple de réseau neuronal convolutif. Les bords rouges soulignent le fait que les couches cachées sont connectées de manière "locale", c'est-à-dire que seuls quelques neurones relient les couches successives. (B) Un exemple de poids partagés et de connectivité locale dans CNN. Les bords rouges soulignent le fait que les couches cachées sont connectées de manière "locale", c'est-à-dire que seuls quelques neurones relient les couches successives. Les étiquettes w_1 , w_2 , w_3 indiquent le poids attribué à chaque connexion, trois nœuds cachés partagent le même ensemble de poids w_1 , w_2 , w_3 lorsqu'ils se connectent à trois patchs locaux.

En combinant le partage des poids et la propriété de connectivité locale, un CNN peut traiter des données à haute dimension. Vous trouverez ci-dessous une description de chaque composant du CNN :

Couche convolutive :

Une couche convolutive est une partie essentielle de la construction d'un réseau neuronal convolutif. Comme une couche cachée d'un réseau neuronal ordinaire, une couche convolutive a le même objectif, qui est de convertir l'entrée en une représentation d'un niveau plus abstrait. Au lieu d'utiliser une connectivité complète, la couche convolutive utilise une connectivité locale pour effectuer les calculs entre l'entrée et les neurones cachés. Une couche convolutive utilise au moins un noyau pour glisser sur l'entrée, en effectuant une opération de convolution entre chaque région d'entrée et le noyau. Les résultats sont stockés dans les cartes d'activation, qui peuvent être considérées comme la sortie de la couche convolutive. Il est important de noter que les cartes d'activation peuvent contenir des caractéristiques extraites par différents noyaux. Chaque noyau peut agir comme un extracteur de caractéristiques et partage ses poids avec tous les neurones.

Pour le processus de convolution, certains arguments spatiaux doivent être définis pour produire des cartes d'activation d'une certaine taille. Les attributs essentiels comprennent :

- *Taille des noyaux (N)*. Chaque noyau a une taille de fenêtre, que l'on appelle aussi champ réceptif. Le noyau va effectuer une opération de convolution avec une région correspondant à la taille de sa fenêtre à partir de l'entrée et produire des résultats dans sa carte d'activation.
- *Stride (S)*. Ce paramètre définit le nombre de pixels que le noyau va déplacer pour la position suivante. S'il est défini à 1, chaque noyau effectuera des opérations de convolution autour du volume d'entrée, puis se déplacera d'un pixel à la fois jusqu'à atteindre la limite spécifiée de l'entrée. Par conséquent, le pas peut être utilisé pour réduire la dimension des cartes d'activation, car plus le pas est grand, plus les cartes d'activation sont petites.
- *Rembourrage à zéro (P)*. Ce paramètre est utilisé pour spécifier le nombre de zéros que l'on souhaite placer autour du bord de l'entrée. Ceci est très utile pour préserver la dimension de l'entrée.

Ces trois paramètres sont les hyperparamètres les plus couramment utilisés pour contrôler le volume de sortie d'une couche convolutive. Plus précisément, pour une entrée de dimension

$W_{input} \times H_{input} \times Z$, pour les hyperparamètres : taille du noyau (N), Stride (S), et Rembourrage zéro (P), la dimension de la carte d'activation, c'est-à-dire $W_{out} \times H_{out} \times D$ peut être calculée par :

$$\begin{cases} W_{out} = \frac{(W_{input} - N + 2P)}{S + 1} \\ H_{out} = \frac{(H_{input} - N + 2P)}{S + 1} \\ D = Z \end{cases}$$

Outre la réduction du nombre de paramètres, les poids partagés et une connectivité locale sont importants pour traiter efficacement les images. La raison en est que les opérations convolutionnelles locales dans une image produisent des valeurs qui contiennent certaines caractéristiques de l'image, car dans les images, les valeurs locales sont généralement fortement corrélées et les statistiques formées par les valeurs locales sont souvent invariantes dans l'emplacement. Par conséquent, l'utilisation d'un noyau qui partage les mêmes poids permet de détecter les motifs de toutes les régions locales de l'image, et des noyaux différents permettent d'extraire différents types de motifs de l'image. Une fonction d'activation non linéaire est souvent appliquée aux valeurs issues des opérations de convolution entre le noyau et l'entrée. Ces valeurs sont stockées dans les cartes d'activation, qui seront ensuite transmises à la couche suivante du réseau.

Couche de mise en commun (Pooling)

Une couche de mise en commun est généralement insérée entre une couche convolutive et la couche suivante. Les couches de mise en commun visent à réduire la dimension de l'entrée à l'aide d'une méthode de mise en commun prédéfinie, ce qui permet d'obtenir une entrée plus petite en conservant autant d'informations que possible. En outre, une couche de mise en commun peut introduire une invariance spatiale dans le réseau, ce qui peut contribuer à améliorer la généralisation du modèle. Pour effectuer la mise en commun, une couche de mise en commun utilise comme hyperparamètres le stride, le rembourrage zéro et la taille de la fenêtre de mise en commun. La couche de mise en commun balayera l'entrée entière avec la taille de la fenêtre de mise en commun spécifiée de la même manière que le noyau dans une couche convolutive. Par exemple, l'utilisation d'un stride de 2, d'une taille de fenêtre de 2 et d'un Rembourrage zéro, cette couche réduira de moitié la taille de la dimension d'entrée.

Il existe de nombreux types de méthodes de mise en commun, par exemple la mise en commun par la moyenne, la mise en commun minimale et certaines méthodes de mise en commun avancées, telles que la mise en commun maximale fractionnée et la mise en commun stochastique. La méthode de mise en commun la plus couramment utilisée est la mise en commun maximale, car il a été démontré qu'elle est supérieure dans le traitement des images en capturant efficacement les invariances. Mise en commun maximale extrait la valeur maximale dans chaque sous-fenêtre spécifiée à travers la carte d'activation. Le mise en commun maximale peut être formulé comme suit :

$$A_{i,j,k} = \max (R_{i-n:i+n,j-n:j+n,k})$$

Où $A_{i,j,k}$ est la valeur d'activation maximale de la matrice R de taille $n \times n$ centrée sur l'indice i, j dans la $k^{\text{ème}}$ carte d'activation, n étant la taille de la fenêtre.

Couche entièrement connectée

Une couche entièrement connectée est l'unité de couche cachée de base dans les réseaux neuronaux à action directe (FFNN). Il est intéressant de noter que, même pour les architectures CNN traditionnelles, une couche entièrement connectée est souvent ajoutée entre l'avant-dernière couche et la couche de sortie pour modéliser davantage les relations non linéaires de la caractéristique d'entrée. Cependant, l'avantage de cette méthode a récemment été remis en question en raison des nombreux paramètres qu'elle introduit et qui peuvent conduire à un ajustement excessif. Par conséquent, de plus en plus de chercheurs ont commencé à construire une architecture CNN sans une telle couche entièrement connectée en utilisant d'autres techniques comme la mise en commun maximale. Pour remplacer le rôle des couches linéaires.

Il convient de mentionner qu'il existe des variantes du CNN (nous n'entrerons pas dans les détails car cela ne sert pas l'objectif de cette thèse) comme VGGNet, GoogLeNet avec Inception et ResNet.

4.1.2. Machines à vecteurs de support (SVM)

L'objectif de l'algorithme de la machine à vecteurs de support (SVM) est de trouver un hyperplan dans un espace à N dimensions (N est le nombre de caractéristiques) qui classe distinctement les points de données. Pour séparer les deux classes de points de données, de nombreux hyperplans peuvent être choisis. L'objectif est de trouver un plan qui présente la marge maximale, c'est-à-dire la distance maximale entre les points de données des deux classes. La maximisation de la distance de la marge fournit un certain renforcement, de sorte que les futurs points de données peuvent être classés avec plus de confiance. Les hyperplans sont des frontières de décision qui aident à classer les points de données. Les points de données situés de part et d'autre de l'hyperplan peuvent être attribués à des classes différentes. En outre, la dimension de l'hyperplan dépend du nombre de caractéristiques.

Maintenant, la question est de savoir ce que sont les vecteurs de support. Une illustration de la notion de vecteurs de support est représentée par la figure 9.

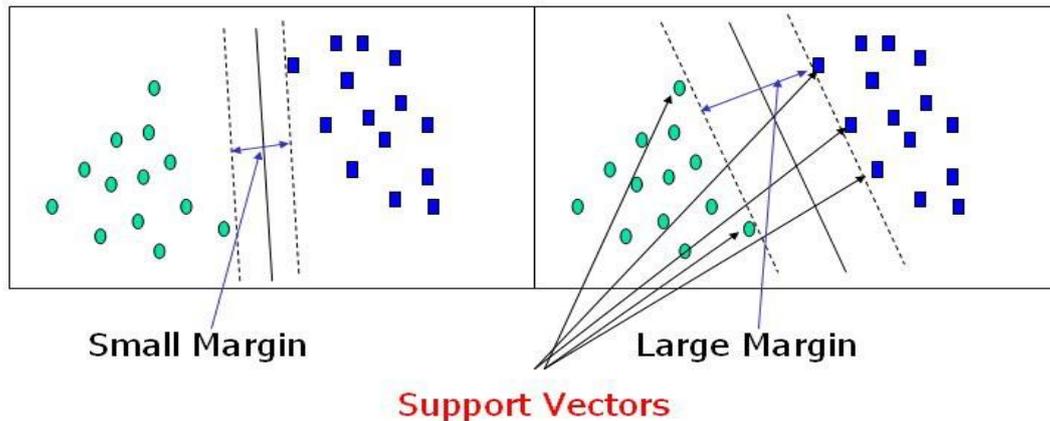


Figure 9 : Vecteurs de supports

Les vecteurs de support sont des points de données qui sont plus proches de l'hyperplan et qui influencent la position et l'orientation de l'hyperplan. En utilisant ces vecteurs de support, nous maximisons la marge du classificateur. La suppression des vecteurs de support modifiera la position de l'hyperplan. Ce sont les points qui nous aident à construire notre SVM.

Considérant un ensemble d'apprentissage $(y_i; x_i)$; $i=1, 2, \dots, n$ où $x_i \in \mathbb{R}^n$ représente le $n^{\text{ième}}$ vecteur et $y_i \in \mathbb{R}$ représente l'élément cible. De nombreux types de SVM ont été développés pour s'adapter à différents types et complexités de problèmes. Le SVM linéaire, utilisé dans cette étude, produit l'hyperplan optimal suivant la forme :

$$f(x) = w^T * x + b$$

Où w est un vecteur de coefficient dimensionnel et b est un décalage. Ceci peut être fait en minimisant la fonction d'erreur telle qu'exprimée dans l'équation suivante :

$$\text{Min}_{w,b,\xi}; \frac{1}{2} * w^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i$$

$$\text{Sujet à : } y_i(w^T * x_i + b) \geq 1 - \xi_i; \xi \geq 0 ; \text{for every } i = 1, 2, \dots, n$$

Les modèles SVM peuvent être utilisés avec différents noyaux, à savoir linéaire, polynomial, fonction de base radiale et sigmoïde. La fonction noyau est un produit scalaire de points de données d'entrée cartographiés dans un espace de caractéristiques de dimension supérieure par transformation ξ . Différents types de modèles SVM ont prouvé leur efficacité dans le domaine médical.

4.1.3. Analyse discriminante

L'analyse discriminante englobe des méthodes qui peuvent être utilisées à la fois pour la classification et la réduction de la dimensionnalité. L'analyse discriminante linéaire (ADL) est particulièrement populaire car elle est à la fois un classificateur et une technique de réduction de la dimensionnalité. L'analyse discriminante quadratique (ADQ) est une variante de l'ADL qui permet une séparation non linéaire des données. Enfin, l'analyse discriminante régularisée (ADR) est un compromis entre ADL et ADQ. Dans l'ADQ, on suppose que les fonctions de densité de probabilité (FDP) conditionnelles à la classe, $P(x|c_i)$, sont sous la forme de distributions normales (gaussiennes) multivariées à d dimensions.

$$P(x|ci) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\Sigma_i|^{1/2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (x - mi)^T \Sigma_i^{-1} (x - mi) \right]$$

Où i est l'indice de classe, mi est le vecteur moyen d par 1 et Σ_i est la matrice de covariance d par d pour la classe i et le $|\Sigma_i|$ est le déterminant. Contrairement à l'analyse discriminante linéaire, dans l'analyse discriminante quadratique, les matrices de covariance des classes ne sont pas supposées être égales.

4.1.4. K-plus proches voisins

Contrairement à l'algorithme de regroupement K-Means, le k-plus proches voisins, que nous allons appeler KNN, est une technique d'apprentissage supervisé utilisée dans la plupart des cas pour les tâches de classification. Le K représente le nombre de voisins les plus proches utilisés pour classer ou prédire un échantillon de test. Connu pour ses performances robustes, le KNN a été utilisé dans de nombreuses applications, y compris dans le domaine médical. Ce classificateur s'appuie nécessairement sur une fonction de distance entre les modèles, qui est dans la plupart des cas la distance euclidienne. Grâce à un large éventail d'études et de travaux publiés, il est clairement prouvé que la précision de KNN dépend fortement de la valeur K et du type de métrique utilisé. Des valeurs de K plus grandes réduisent l'influence du bruit sur les sorties du modèle, mais elles rendent aussi la distinction entre les différentes classes moins précise. Dans notre modèle, nous avons testé quatre valeurs de K : 1, 3, 5, et 7 toutes ces valeurs en utilisant la distance euclidienne :

$$d_{st} = \sqrt{\sum_{j=1}^n (x_{sj} - y_{tj})^2}$$

Où $x_{sj} \in \mathbb{R}_n$ représentent le $j^{\text{ème}}$ vecteur et $y_{tj} \in \mathbb{R}_n$ l'élément cible. Le fonctionnement de KNN peut être expliqué sur la base de l'algorithme ci-dessous :

- Étape 1 : Sélectionnez le nombre K de voisins
- Étape 2 : Calculer la distance euclidienne du nombre K de voisins
- Étape 3 : Prendre les K plus proches voisins selon la distance euclidienne calculée.
- Étape 4 : Parmi ces K voisins, comptez le nombre de points de données dans chaque catégorie.
- Étape 5 : Affectez les nouveaux points de données à la catégorie pour laquelle le nombre de voisins est maximal.
- Étape 6 : Notre modèle est prêt.

4.1.5. Bayes naïfs

Il s'agit d'une technique de classification basée sur le théorème de Bayes avec une hypothèse d'indépendance entre les prédicteurs. En termes simples, un classificateur Bayes naïfs parts du principe que la présence d'une caractéristique particulière dans une classe n'est pas liée à la présence de toute autre caractéristique. Par exemple, un fruit peut être considéré comme une pomme s'il est rouge, rond et d'un diamètre d'environ 3 pouces. Même si ces caractéristiques

dépendent les unes des autres ou de l'existence d'autres caractéristiques, toutes ces propriétés contribuent indépendamment à la probabilité que ce fruit soit une pomme et c'est pourquoi il est dit "naïf". Le modèle Bayes naïfs est facile à construire et particulièrement utile pour les très grands ensembles de données. Outre sa simplicité, Bayes naïfs est connu pour ses performances supérieures aux méthodes de classification les plus sophistiquées.

Le théorème de Bayes permet de calculer la probabilité postérieure $P(c|x)$ à partir de $P(c)$, $P(x)$ et $P(x|c)$. Regardez l'équation ci-dessous :

$$P(c|x) = \frac{P(x|c)P(c)}{P(x)}$$

Où :

- $P(c|x)$ est la probabilité postérieure de la classe (c, cible) compte tenu du prédicteur (x, attributs).
- $P(c)$ est la probabilité antérieure de la classe.
- $P(x|c)$ est la vraisemblance qui est la probabilité du prédicteur étant donné la classe.
- $P(x)$ est la probabilité antérieure du prédicteur.

5. L'IA dans les soins de santé

L'IA et ses sous-disciplines connexes connaissent une prévalence croissante dans le secteur des soins de santé. Les progrès technologiques ont rendu évidentes les possibilités d'application de l'IA dans de nombreux aspects des soins aux patients, des processus administratifs et en interne dans les établissements et organisations de santé [71]. L'IA devrait jouer un rôle important dans les soins de santé à l'avenir [72]. La tendance à utiliser les possibilités de l'IA dans les soins de santé et le potentiel des technologies concernées sont illustrés par l'émergence d'entreprises engagées. Des géants de la technologie et des start-ups s'emploient à bouleverser le secteur grâce à des innovations dans le domaine de l'IA. Elle est au cœur du diagnostic et du traitement des maladies depuis les années 1970, mais avec des résultats mitigés en termes de performance et d'intégration. Ce n'est que ces dernières années que les technologies ont montré qu'elles pouvaient analyser les données de santé avec des résultats supérieurs ou égaux à ceux des cliniciens, tout en assurant une intégration substantielle avec le EHR et la conformité avec le flux de travail clinique [73]. Le potentiel croissant de l'IA dans les soins de santé est principalement dû aux capacités offertes par les avancées technologiques en matière d'algorithmes, de puissance informatique et de précision des outils d'analyse. La recherche concernant les opportunités, les défis et les domaines d'application de l'IA dans les soins de santé est menée à un haut degré. Les auteurs de [74] présentent trois domaines de la médecine dans lesquels l'apprentissage automatique devrait bouleverser le traitement des données et des connaissances : les modèles de pronostic, le domaine de travail clinique des radiologues et des pathologistes, et la précision du diagnostic des patients. Une vaste revue de l'IA et de l'apprentissage automatique dans les soins de santé, créée par [75], montre l'état actuel des technologies et des applications dans le secteur. La revue comprend 29 articles montrant des exemples de techniques d'IA dans le domaine de santé avec divers domaines d'application, par

exemple, la radiologie, l'oncologie et l'hématologie. D'autres recherches présentent l'état de l'art de l'IA dans le domaine de la santé en se concentrant sur les types de données [76] ou sur les applications de l'IA dans le domaine du diagnostic et gestion prédictifs. La croissance significative des publications concernant l'application de l'IA à la biomédecine au cours des cinq dernières années confirme l'intérêt croissant pour l'IA dans les soins de santé. De même, les recherches montrent que l'IA joue un rôle de plus en plus important dans la biomédecine à l'avenir. Plusieurs études portent sur l'apprentissage profond et ses possibilités d'application dans le domaine des soins de santé. Les chercheurs de [77] ont effectué un examen approfondi de la littérature concernant l'utilisation de l'apprentissage profond pour faire progresser et développer les soins de santé dans un domaine axé sur les données biomédicales. La revue comprend 32 articles différents qui effectuent des recherches sur l'application des capacités de l'apprentissage profond dans les données provenant de domaines tels que l'imagerie médicale, les EHR, les données multi-omiques, et dispositifs à portée de main. Un article rédigé par [78], présente une étude complète, passant en revue des recherches existantes sur l'IA et le Big Data dans plusieurs domaines différents de la santé. L'étude comprend 2421 articles de recherche et présente une cartographie détaillée des tendances des spécialités cliniques et des techniques ou algorithmes d'IA utilisés dans la recherche. L'examen montre des preuves d'une croissance significative de l'intérêt pour l'application de l'analyse des Big Data et de l'IA dans les soins de santé, puisque le nombre de publications d'articles de recherche a connu une augmentation de 147 % de 2017 à 2018. La recherche concernant l'application de l'IA dans le domaine de santé est menée à grande échelle. Les soins de santé sont un domaine composé d'un ensemble varié de fonctions cliniques spécialisées, avec des flux de travail et une utilisation des données cliniques différents ; par conséquent, les activités de recherche sur les applications de l'IA dans les soins de santé se concentrent sur un large éventail d'aspects technologiques et cliniques [79-80-81]. La recherche dans cette thèse vise à étudier comment l'IA et l'IoT peuvent être utilisés dans des contextes cliniques pour améliorer le flux de travail clinique et le traitement prédictif et individualisé des patients souffrant de maladies cardiovasculaires en utilisant la grande quantité de données cliniques disponibles. Les avancées théoriques et technologiques sélectionnées se limitent à l'utilisation de l'IA pour améliorer l'accessibilité et la qualité des données qui sous-tendent la prise de décision clinique dans les salles d'opération et les unités de soins intensifs ainsi que dans les établissements de soins normaux [82]. Par ce dernier point, nous entendons les patients qui cherchent un bilan de santé ou des soins médicaux très ordinaires. En particulier, la recherche sur l'IA, qui peut être combinée avec l'IoT dans l'écosystème des patients atteints d'une condition aussi mortelle, est intéressante. La prise en charge des patients dans les unités de soins intensifs comprend la prédiction du pronostic et du risque de mortalité des patients sur la base des mesures physiologiques aiguës des données relatives aux patients. Des normes de données spécifiques sont mesurées pour calculer les scores de physiologie aiguë afin d'évaluer la gravité de la maladie spécifiée [83-84]. Les caractéristiques très hétérogènes des patients admis compliquent le traitement et l'évaluation des patients. [85] présentent une étude visant à prédire le taux de survie des patients en combinant des données cliniques historiques provenant de maladies et d'hospitalisations antérieures avec des données physiologiques aiguës extraites des enregistrements médicaux électroniques (EHR). La recherche comprend les données cliniques de plus de 230 000 patients danois admis en soins intensifs et utilise des réseaux neuronaux en apprentissage automatique pour prédire la mortalité. L'étude souligne le potentiel de l'utilisation de l'IA et des données cliniques pour améliorer les soins prédictifs des patients, car un réseau neuronal en apprentissage automatique a été utilisé pour prédire la mortalité des patients des unités de soins

intensifs sur la base de l'historique des maladies à long terme agrégées avec des mesures physiologiques aiguës [86].

Plusieurs autres recherches et investigations se concentrent sur l'utilisation de données cliniques historiques pour améliorer les soins prédictifs des patients. Une étude [87] montre que les données structurées et non structurées du EHR peuvent faciliter la détection de l'insuffisance cardiaque deux ans avant le diagnostic. La combinaison des ensembles de données fournit un meilleur résultat que l'utilisation d'un ensemble de données structurées ou non structurées seul. L'application de techniques d'apprentissage profond pour permettre d'améliorer les soins prédictifs en utilisant la grande quantité de données disponibles dans les EHR s'avère capable de prédire la mortalité hospitalière avec une grande précision. La technique montre des résultats prometteurs dans deux aspects importants : l'évolutivité et la précision. En outre, une étude approfondie réalisée par [88] montre que les techniques d'apprentissage profond surpassent généralement les autres techniques d'apprentissage automatique dans le traitement des données cliniques brutes, ce qui est idéal pour améliorer la reconnaissance et la prédiction de maladies ou d'événements, tels que la mortalité hospitalière. La fatigue des alarmes est un problème important dans les milieux cliniques, car la prévalence des dispositifs médicaux et des systèmes informatiques augmente, ce qui crée un problème de surcharge d'alarmes pour les cliniciens. Les capacités des techniques d'IA sont censées apporter une solution aux problèmes croissants de la fatigue des alarmes [89]. Ce problème a été identifié comme l'un des dix principaux dangers des technologies de la santé pour 2020 [90]. On estime que jusqu'à 99% des alarmes dans l'environnement hospitalier ne sont pas cliniquement significatives. Un mécanisme de raisonnement automatique dans un système composé d'algorithmes et de composants qui décident du moment où il faut avertir les cliniciens pendant les procédures est développé par [91]. Les résultats utiles de l'étude montrent comment un algorithme de raisonnement dans le système d'IA détermine les alarmes nécessaires dans des situations spécifiques.

5.1. Les défis de l'utilisation de l'IA en milieu clinique

Malgré les nombreuses recherches montrant des résultats prometteurs de l'utilisation de l'IA, des modèles d'apprentissage automatique et des modèles d'apprentissage profond appliqués au domaine des soins de santé, un nombre important de défis existants restent à résoudre [92]. L'utilisation de techniques d'IA pour traiter et analyser la grande quantité de données contenues dans les EHR et d'autres bases de données afin de fournir des informations prédictives sur les événements qui se produisent est hautement reconnue. Cependant, la structure des données et les systèmes de codage des EHR varient selon les pays et les systèmes, ce qui rend très difficile l'interopérabilité et l'intégration d'algorithmes d'IA universels pour traiter les données des EHR dans tous les pays. En outre, le traitement et l'analyse des données du EHR sont compliqués en raison de la nature hétérogène et bruyante des données [93-94]. L'utilisation de l'IA pour analyser les données physiologiques impose des exigences différentes aux algorithmes, car les données mesurées sont plus structurées et continues que les autres données cliniques des EHR. Les erreurs de mesure des données physiologiques dues à des dysfonctionnements techniques ou à des erreurs humaines peuvent affecter très largement la précision de la prédiction des risques de maladies ou de la mortalité hospitalière [95]. Les systèmes de mesure des données physiologiques doivent donc être très fiables et réduire les erreurs de mesure. Parmi les

questions relatives aux techniques d'apprentissage profond figure la nécessité de disposer de méthodes précises pour mesurer quantitativement la confidentialité et la protection des données générées, ce qui est nécessaire pour respecter la réglementation et le traitement éthique des données privées. En outre, les incertitudes et les variations des données d'entrée peuvent invalider les prédictions des modèles d'apprentissage profond, ce qui affecte le risque de prédictions non fiables. La qualité et la cohérence des données cliniques issues des EHR doivent être élevées pour l'utilisation de l'apprentissage profond dans les applications de santé [96-97-98].

L'intégration et la combinaison de données physiologiques avec des données cliniques historiques provenant du EHR dans une approche multimodale posent des défis en ce qui concerne le traitement des signaux multicanaux, et une stratégie de modélisation spéciale pour gérer la grande variabilité est nécessaire. En outre, l'interprétabilité des techniques d'IA est importante pour que les cliniciens comprennent les résultats de l'analyse prédictive. Un modèle interprétable et transparent devrait être une priorité dans le développement d'un système d'IA pour les milieux cliniques [99]. Nous discuterons de ces concepts d'interopérabilité et d'intégration plus en détail dans ce rapport.

6. Gestion du flux des patients

Cette section a pour but de présenter le flux de travail clinique dans les différents services des hôpitaux, notamment les unités de soins intensifs et le service de cardiologie. Les environnements cliniques et le flux de travail varient en termes de configuration, de cliniciens impliqués et de dispositifs médicaux utilisés en fonction de la spécialité clinique, de la procédure effectuée et des politiques [100]. En outre, les pays et les hôpitaux ont des exigences et des préférences différentes en ce qui concerne la conception du flux de travail et des environnements cliniques, tels que les salles d'opération et les unités de soins intensifs. Une description globale et générale du flux de travail clinique dans les salles d'opération et les unités de soins intensifs n'est donc pas réalisable, en raison de la grande diversité des conceptions et des exigences dans les différents contextes et procédures cliniques. Au lieu de cela, l'examen des flux de travail cliniques, de leurs exigences et de leur conception, se concentre principalement sur trois étapes, à savoir l'admission, la période d'hospitalisation et le processus de sortie. Dans le flux aigu, toutes ces étapes ne sont pas souvent réalisées dans le même service, ce qui exige que le système soit connecté et mute de manière continue et efficace. La gestion des ressources est donc très importante à chaque étape, car toute inadéquation peut entraîner l'annulation ou le retard de la procédure de traitement [101-102].

Pour améliorer l'efficacité et l'efficacité des soins de santé, il convient de se concentrer sur le flux de patients, car il est au cœur de la capacité d'une organisation à fournir des services de santé, tandis que d'autres opérations apportent un soutien dans le but de créer les conditions d'un flux de patients efficace et efficace. Il est donc nécessaire d'avoir une vision holistique de l'ensemble du parcours du patient. La qualité globale des processus de soins de santé ne s'améliorera pas non plus tant que toutes les personnes impliquées dans la prise en charge d'un patient ne se considèrent pas comme faisant partie de la même équipe, indépendamment de leur affiliation organisationnelle. La nécessité d'une perspective systémique a également été mise en avant comme une condition préalable à la recherche de solutions possibles aux

problèmes majeurs de la prestation de soins de santé. L'une des conclusions de l'analyse documentaire [103-104-105-106-107-108-109-110] sur les causes et les solutions du surpeuplement des urgences est que les solutions potentielles nécessitent un soutien multidisciplinaire à l'échelle du système. Cette conclusion a été soutenue par les participants à une étude de groupe, qui ont affirmé que les différentes causes du surpeuplement ne pouvaient être traitées indépendamment les unes des autres, mais qu'il fallait adopter une approche holistique. Le problème du surpeuplement est lié au système et à l'absence d'incitations, voire à des incitations perverses pour les administrateurs d'hôpitaux concernant la fourniture de lits d'hospitalisation et d'autres ressources pour les patients en phase aiguë, comme l'a conclu le rapport du Comité des Soins Hospitaliers pour les Médecins publiés en 2006 [111]. Les solutions à l'engorgement des urgences résideront principalement dans des stratégies appropriées de gestion des lits, y compris l'utilisation des ressources communautaires et des services de réadaptation, afin que des lits d'hospitalisation appropriés restent disponibles pour les patients gravement malades. L'inefficacité des transferts de patients est également un facteur contribuant à l'occupation élevée des lits dans les services d'hospitalisation. Ces inefficacités sont fortement liées à l'inefficacité de l'interaction entre les services, à l'inefficacité des transferts d'informations et à l'inefficacité des technologies de l'information actuelles.

Il y a deux façons pour un patient d'entrer dans un hôpital, l'une est sur recommandation d'un médecin généraliste, l'autre est par le biais du service des urgences. Selon [112], une fois entrés dans l'hôpital, ils peuvent être divisés, comme le montre la figure 10, en deux catégories, à savoir les patients électifs et non électifs. Les patients électifs sont des patients pour lesquels la chirurgie ou le traitement médical peuvent être bien planifiés, alors que pour les patients non électifs, une chirurgie ou toute autre intervention médicale est inattendue et doit donc être effectuée en urgence. Le dernier groupe rend la planification plus difficile et, comme on ne sait pas à l'avance combien de patients non urgents viendront dans un hôpital et quel type de patients viendront, il est difficile de maximiser l'efficacité de la planification du flux de patients. Dans le processus de diagnostic de ces patients, il faut suivre les directives de pratique clinique (CPG). Ils incarnent et soutiennent les interrelations entre les contributeurs essentiels à la prise de décision clinique et les patients et leur traitement. Ces lignes directrices traduisent les conclusions et les résultats de la recherche en recommandations pratiques fondées sur de nombreux critères. Nous allons examiner plus en détail les directives et procédures cliniques dans les sections suivantes.

L'une des ressources les plus touchées dans les hôpitaux sont les lits. L'occupation des lits est le terme ou la définition technique du ratio $\frac{\text{Occupied Beds}}{\text{Total Available Beds}}$ [113] dans un hôpital. Ce qui, en soi, a un impact sur la capacité de l'hôpital à admettre davantage de patients et à gérer son efficacité et sa charge de travail. Par exemple, la gestion des lits a retenu davantage l'attention des chercheurs [111].

L'amélioration des politiques pour une meilleure gestion des lits d'hôpitaux est une préoccupation majeure, notamment pour limiter l'engorgement des services d'urgence. En effet, une légère augmentation du taux d'occupation des lits (10%) entraîne une augmentation de 18 minutes du temps d'attente moyen aux urgences (12-24 min) [112]. L'étude a consisté en une simulation informatisée de la gestion des lits basée sur des données recueillies jour par jour du 1er au 31 janvier 2013 dans un hôpital universitaire. L'étude a porté sur 2347 patients et a prouvé que le moins efficace était celui qui donnait la priorité aux patients urgents présentant un

problème médical. Le scénario qui présentait la meilleure efficacité était celui qui donnait la priorité aux admissions planifiées et à la chirurgie [113]. Ceci n'est bien sûr pas toujours vrai, les études de [114] disent que la nécessité de s'attaquer à la surpopulation dans le service des urgences est hypothétiquement liée à l'intemporalité des soins fournis, à la satisfaction des patients, et à la productivité et l'efficacité du personnel des urgences. Sur la base des données de 12 mois de 2010 concernant 10 967 patients à Kansas City, une stratégie de gestion des lits a montré que la plupart de cette diminution de temps de 113 minutes se produisait dans l'attente d'un lit d'hospitalisation, une fois la décision d'admission prise. Dans cet hôpital, le taux de mortalité global ajusté au risque a diminué de 2,9 en 2009 à 2,2 en 2010, en corrélation avec le temps d'attente pour être transféré du service des urgences vers le service d'hospitalisation. Entre 2009 et 2010, les scores de satisfaction des patients se sont améliorés d'un score composite global de 1%. La réduction du temps d'attente permet également au service des urgences de prendre en charge un autre patient, soit 2,936 patients supplémentaires. L'augmentation du nombre de patients vus par 2936 en 2010 avait le potentiel d'augmenter les revenus de l'hôpital. Dans le même temps, la mortalité globale de l'hôpital a diminué de 0,07 % et les scores de satisfaction des patients se sont améliorés de 1 % [115]. D'autres études [116] ont montré qu'il existe un lien entre la surpopulation des services d'urgence et les mauvais résultats des patients, l'occupation de l'hôpital étant associée à la probabilité que les patients soient admis par les services d'urgence. Les données proviennent de l'hôpital général d'Helsingborg, dans le sud de la Suède, et indiquent que l'occupation de l'hôpital est significativement associée à la diminution du rapport de chance d'admission dans la population étudiée. Sur 118.668 visites incluses, les fractions admises étaient de 31,5%, 30,9%, 29,9% et 28,7% pour les niveaux d'occupation de l'hôpital < 95%, 95-100%, 100-105% et > 105%.

L'affectation des lits d'hôpitaux est une branche du domaine de la gestion des lits d'hôpitaux qui se concentre sur le processus d'affectation des lits aux patients. Plusieurs méthodes analytiques de la recherche opérationnelle ont été utilisées pour aborder cette tâche. L'affectation des lits d'hôpitaux est devenue un problème depuis que la demande de lits d'hôpitaux a augmenté, ce qui affecte directement la qualité des soins dispensés. Il y a une compétition permanente pour les lits au sein et entre les urgences et les patients électifs, et entre les typologies cliniques médicales et chirurgicales. En outre, il existe un ensemble de critères à prendre en compte et de contraintes à respecter lors de l'attribution d'un lit à un patient. L'axe principal d'allocation des lits d'hôpitaux se concentre sur le dimensionnement des lits ou la réallocation des lits généralement entre des départements distincts. En 1962, John P. Young, de l'université Microfilms, a proposé dans son livre "A Queuing Theory Approach to the Control of Hospital Inpatient Census" [117], un modèle stochastique amélioré pour la gestion des lits d'hôpitaux avec un mélange d'urgence et d'option de la demande d'hospitalisation, qui a dérivé l'état stable du recensement (nombre de lits occupés).

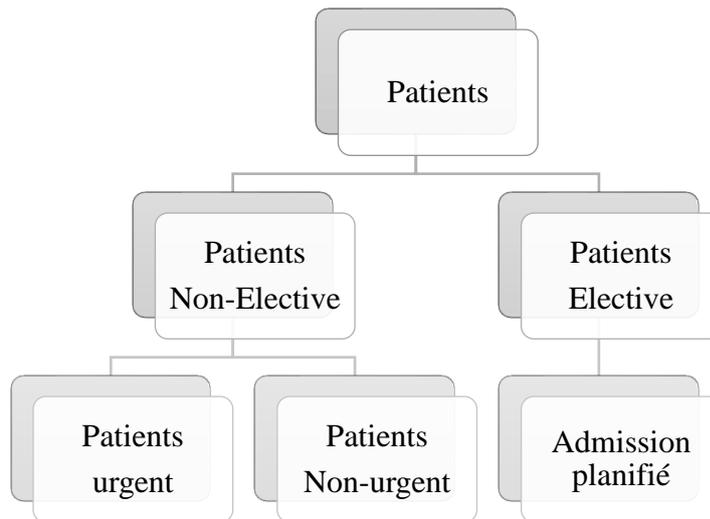


Figure 10 : Catégories de patients

Une maladie cardiovasculaire est un terme qui désigne les affections affectant le cœur et les vaisseaux sanguins du corps humain, notamment les maladies coronariennes et les maladies cérébral-vasculaires. Selon l'OMS, les maladies cardiovasculaires sont la première cause de décès dans le monde, puisque jusqu'à 17,9 millions de personnes sont mortes de maladies cardiovasculaires en 2016. Deux pathologies graves bien connues sont l'accident vasculaire cérébral et l'infarctus du myocarde (Organisation mondiale de la santé, 2017). L'infarctus du myocarde est une maladie coronarienne, et un élément clé et un facteur contribuant au taux de mortalité élevé des maladies cardiovasculaires. Les patients qui en sont atteints sont souvent associés à des cas de multimorbidité, et la présence de pathologies telles que le diabète et l'hypertension augmente le risque de maladies cardiovasculaires (Organisation mondiale de la santé, 2017).

Le choix de se concentrer sur le flux de travail clinique concernant les maladies cardiovasculaires, notamment l'insuffisance cardiaque congestive et l'arythmie, se justifie par la prévalence élevée et la gravité de ces affections. Les maladies cardiovasculaires étant la première cause de mortalité dans le monde, toute recherche visant à améliorer le flux de travail et les conditions de travail des cliniciens engagés dans ce domaine doit être considérée comme prioritaire. En outre, la prévalence et les incidents élevés des maladies cardiovasculaires, comme l'arythmie, signifient que les procédures cliniques dans la région sont relativement homogènes. L'importance clinique des procédures concernant les maladies coronariennes est élevée, car un grand nombre de patients sont traités pour ces maladies chaque année [118]. Différents travaux ont étudié le flux des patients dans le service de cardiologie. Voici les principales étapes du parcours du patient cardiaque, telles que résumées dans [120] :

- Le patient est vu immédiatement par l'infirmière de triage aux urgences. L'infirmière de triage mesurera les signes vitaux du patient, tels que la pression artérielle, le rythme cardiaque et la température corporelle. Elle demandera également au patient quels sont les symptômes qu'il présente, comme une douleur thoracique, une douleur dans le bras gauche, une douleur dans le cou et un essoufflement.
- Le patient se rend dans la salle d'attente des urgences et attend l'enregistrement.
- Le patient est enregistré et admis aux urgences
- Le patient attend maintenant une consultation avec un médecin des urgences.

- Le patient est convoqué pour une consultation avec le médecin des urgences et se rend dans une salle d'examen. Le médecin des urgences ordonne un ECG, une analyse de sang et un échocardiogramme.
- Le patient attend maintenant l'ECG et l'analyse de sang.
- L'ECG est effectué en premier et prend quelques minutes. Le résultat de l'ECG est envoyé directement à l'urgentiste. Après avoir terminé l'ECG, l'infirmière prélève un échantillon de sang et l'envoie au laboratoire. Lorsque le résultat de l'analyse sanguine est prêt, il est envoyé directement au médecin des urgences.
- en cas d'anomalie, les signaux de l'ECG permettent de déterminer si le patient doit être admis dans un service de l'hôpital.

6.1. Recherche opérationnelle et optimisation heuristique multi-objectifs

Dans la littérature sur la gestion des opérations, on trouve plusieurs cadres qui décrivent la manière dont les activités et les ressources doivent être gérées dans un hôpital. [119] proposent un cadre pour la gestion des lignes de produits basé sur les groupes liés au diagnostic (DRG). Leur système de contrôle utilise le concept de gestion matricielle dans les hôpitaux, ce qui signifie que la gestion de l'hôpital est organisée à la fois hiérarchiquement au niveau des différents soins, des unités auxiliaires et des spécialités et latéralement entre les départements pour la gestion de la ligne de produits DRG. Le système de comptabilité financière proposé fait la distinction entre la gestion clinique et la gestion administrative. Le concept de DRG est également utilisé pour le système de planification et de contrôle des opérations présenté dans [120-121]. Leur cadre décrit les principaux composants d'un système de planification des ressources hospitalières, c'est-à-dire les modules de prévision de la demande, de contrôle des admissions et de planification de la capacité, dont les données d'entrée sont traduites en besoins en ressources à l'aide de la logique générale de planification des besoins en matériel [121-122]. Un cadre pour la gestion de la capacité dans les soins de santé est proposé dans [123] où les auteurs font la distinction entre les décisions concernant l'acquisition et l'allocation des ressources en installations et en personnel. Un cadre pour l'ordonnancement du processus chirurgical est proposé dans [124] qui subdivise le domaine du problème en avance (se référant à la réservation des admissions de patients à l'avance), l'allocation (concernant l'ordonnancement de l'opération chirurgicale) et l'ordonnancement des ressources externes (se rapportant à la réservation des soins pré et postopératoires requis) avec une subdivision en impact stratégique, opérationnel et organisationnel des décisions d'ordonnancement. [125] présentent un cadre pour le contrôle de la production hospitalière qui est basé sur le cadre du contrôle général de la production. Le cadre de contrôle de la production hospitalière distingue cinq niveaux de contrôle. Le niveau le plus élevé de la planification stratégique concerne l'orientation globale de l'hôpital dans le futur, ou en d'autres termes, l'extension ou l'ajout d'une spécialité. Le deuxième niveau de contrôle est la planification et le contrôle des volumes de patients, qui implique des décisions concernant la capacité des ressources nécessaires et des accords avec les compagnies d'assurance maladie concernant les volumes de patients par famille de diagnostics. Le niveau de planification et de contrôle des ressources constitue le troisième niveau du cadre. Ici, l'utilisation cible des ressources est définie et l'utilisation des ressources des différents groupes de patients et spécialités est déterminée. Le quatrième niveau

de contrôle est appelé planification et contrôle des groupes de patients et concerne la définition des politiques de traitement et des critères d'urgence et l'allocation des ressources aux groupes de patients. Le cinquième niveau, la planification et le contrôle des patients, concerne le couplage des ressources aux patients individuels et se situe donc au niveau opérationnel des processus de traitement des patients individuels. Les travaux sur le contrôle et la prédiction des flux de patients et la gestion des ressources hospitalières présentés dans cette thèse peuvent être positionnés au niveau de la planification et du contrôle des groupes de patients dans le cadre de ce cadre.

Une série de problèmes de logistique de santé a été abordée dans la littérature de recherche opérationnelle, y compris dans le cadre de consultations externes et d'hospitalisations [126]. En ce qui concerne les problèmes d'optimisation des patients hospitalisés, la littérature de recherche opérationnelle s'est principalement concentrée sur des spécialités et des unités de soins uniques au sein d'un hôpital. Un nombre important de publications a été consacré aux problèmes d'ordonnancement des opérations chirurgicales, de gestion des ressources hospitalières et d'ordonnancement de l'admission des patients. Des exemples de travaux connexes seront brièvement examinés ci-dessous.

Contrôle d'admission

Ce problème est abordé dans [126-127-128-129] à différents niveaux de la planification hospitalière. Les travaux de [127] traitent de l'optimisation de l'ensemble des cas de patients au niveau de la planification stratégique en utilisant une approche de programmation linéaire pour (1) générer un profit requis donné et (2) s'écarter le moins possible d'un mélange de patients prédéterminé. Au niveau de la planification et du contrôle des groupes de patients, [128] dérive un modèle de chaîne de Markov stationnaire qui calcule l'occupation des lits à long terme résultant des admissions, des décharges et des transferts de patients. Dans [129], différentes politiques d'admission sont évaluées dans un contexte où les parcours des patients impliquent le bloc opératoire et un pool général de lits postopératoires. Les voies sont caractérisées par des durées de traitement déterministes et des arrivées stochastiques. L'approche de la planification des admissions dans [130] prend en compte le nombre (attendu) de ressources nécessaires au bloc opératoire et aux unités de soins postopératoires. Les caractéristiques complexes des processus de traitement des patients dans la vie réelle que nous incorporons, c'est-à-dire comprenant plusieurs unités de soins en combinaison avec des routages et des durées de traitement stochastiques, n'ont pas été prises en compte dans les approches mentionnées ci-dessus. Dans notre approche, nous incorporons des informations en ligne sur l'occupation des ressources dans la prise de décision. Cependant, l'approche est limitée à la recherche locale dans le cadre des prévisions d'occupation pour intégrer les changements d'admission des patients. En général, les approches de recherche opérationnelle décrites ci-dessus se sont avérées très efficaces pour résoudre des problèmes d'optimisation bien définis, centralisés, agrégés ou en régime permanent. Cependant, ces techniques ont jusqu'à présent trouvé peu d'applications dans la pratique hospitalière, en grande partie à cause de la décentralisation inhérente aux organisations hospitalières. Pour cette raison, un niveau inférieur de modélisation et d'agrégation est nécessaire pour prendre en compte la diversité inhérente aux attributs des patients et aux objectifs de planification dans les différentes unités impliquées dans les flux complexes de patients. Dans notre travail, nous intégrons à la fois la décentralisation et la dynamique de l'ordonnancement du flux de patients en utilisant une approche mixte en combinaison avec des techniques d'optimisation de l'intelligence computationnelle [131-132-

133]. De plus, notre approche tient compte des parcours stochastiques des patients et de leur interdépendance possible en raison du chevauchement des besoins en ressources des flux de patients. En outre, contrairement aux modèles analytiques, notre approche est très souple et peut être facilement adaptée à d'autres contextes.

Programmation

Une simulation et une heuristique d'ordonnancement pour minimiser le temps d'inactivité au bloc opératoire sont présentées dans [134] en tenant compte des coûts résultants pour le chirurgien, le personnel du bloc et le temps d'inactivité de l'installation. Dans [135], une analyse du coût minimal est présentée pour les blocs de temps de bloc à planifier. L'approche d'optimisation linéaire en nombres entiers mélangés décrite dans [136] traite de l'ordonnancement des chirurgies électives en tenant compte de la marge entre les procédures et des contraintes cliniques et organisationnelles. Les auteurs [137-138] développent une heuristique pour l'ordonnancement des salles d'opération qui minimise les heures supplémentaires des salles d'opération en tenant compte des contraintes liées à la libération des patients et à la date d'échéance. En se concentrant sur la chirurgie orthopédique des traumatismes, [139] présente une simulation et un modèle mathématique approximatif qui sont utilisés pour examiner les politiques d'ordonnancement et de réservation des ressources afin d'équilibrer les chirurgies électives et d'urgence. L'approche présentée dans [140] traite de l'optimisation d'un programme chirurgical principal à l'aide d'une heuristique d'ordonnancement et d'une approche de recherche locale, en mettant l'accent sur la robustesse du programme résultant par rapport aux retards éventuels.

Gestion des ressources hospitalières

Les travaux dans ce domaine ont principalement porté sur les décisions générales d'affectation des lits. Par exemple, dans [125], les allocations de ressources agrégées sont déterminées par une approche progressive basée sur des projections à long terme des flux de patients futurs et de la demande de ressources. Dans [141], les politiques d'allocation agrégées sont évaluées par simulation. Le travail rapporté dans [142] se concentre sur la détermination de l'emplacement et de la taille des départements hospitaliers dans un réseau d'hôpitaux dans une certaine région. Dans ce contexte, l'unité de soins intensifs (USI) a fait l'objet de recherches particulières. Les auteurs de l'étude [143] présentent un modèle de simulation basé sur une étude de cas qui est utilisé pour l'optimisation de l'allocation des lits de l'USI. Cette étude propose une politique de réservation pour les patients en urgence. Dans [144], la question de la mise en commun de lits pour différentes spécialités à l'unité de soins intensifs est abordée. De même, les services gériatriques ont fait l'objet d'un traitement spécifique, par exemple [145] qui présente un modèle de file d'attente. De plus, des méthodes de prédiction statistique ont été présentées dans la littérature, comme dans [146] où une approche de série temporelle est développée pour prévoir les arrivées de patients et leur LOS, ou [147] où un modèle de régression logistique est présenté pour la prédiction de l'occupation agrégée à court terme en utilisant des informations cliniques. Dans notre travail, nous considérons l'allocation des ressources des créneaux horaires des services d'urgence et des différents types de lits au niveau des unités de soins hospitaliers individuelles en tenant compte des processus de traitement stochastiques et de multiples mesures de performance. Cette combinaison de caractéristiques du problème n'a pas été abordée dans les travaux antérieurs, mais elle reflète la complexité de la gestion des ressources hospitalières dans la vie réelle. De plus, nous présentons une nouvelle approche d'optimisation

qui facilite l'allocation dynamique des ressources dans la pratique hospitalière. Dans notre approche, nous utilisons des politiques d'allocation adaptatives, c'est-à-dire des fonctions paramétrées, qui déterminent les décisions de ressources adaptatives dans différentes situations, compte tenu des informations en temps réel concernant l'occupation des ressources. De plus, nous développons des méthodes de prédiction détaillées pour prévoir la distribution de l'occupation future des ressources. Nous utilisons l'information sur l'occupation prédite des ressources dans les politiques d'allocation, ce qui n'a pas encore été abordé par d'autres auteurs.

Dans ce qui suit, nous nous concentrerons sur les problèmes directement liés à l'optimisation du flux de patients et nous décrirons comment nous avons exploité ces structures de problèmes pour dériver des solutions quasi-optimales basées sur différents modèles.

6.2. Techniques de simulation

Ces dernières années, la simulation d'événements discrets dans le domaine de santé a été de plus en plus appliquée. La simulation permet aux administrateurs et aux gestionnaires de santé d'évaluer l'efficacité des systèmes existants, de poser des questions, et de développer et tester un nouveau système [148]. Un modèle de simulation d'un système peut également être appliqué pour prédire l'effet des changements dans l'utilisation des ressources (personnel ou capacité physique), les déplacements de ressources ou le flux de patients [149]. Les résultats des scénarios de simulation aident les gestionnaires à prendre des décisions concernant la reconfiguration des systèmes existants, l'amélioration des performances des systèmes, la reconception des installations et des sites, et la planification d'un nouveau système sans dépenser de ressources. Plusieurs études ont été menées sur l'application de la simulation à événements discrets (SED) en tant qu'outil efficace pour améliorer le processus dans le système de santé afin de minimiser les coûts de santé et d'augmenter la satisfaction des patients [149]. Le SED permet aux administrateurs et aux gestionnaires de mesurer l'efficacité des systèmes de soins de santé existants, de poser des questions "et si" et de concevoir de nouveaux systèmes. En outre, le SED peut être appliqué pour prévoir les effets des changements dans le flux de patients et les ressources nécessaires (personnel ou capacité physique), déterminer les relations complexes entre les différentes variables du modèle. Les résultats aident les gestionnaires dans leur processus de prise de décision et peuvent être utilisés pour reconfigurer les systèmes existants, améliorer les performances ou la conception des systèmes, et planifier de nouveaux systèmes, sans modifier le système actuel. Les principaux problèmes du système de soins de santé qui sont traités sur la base de la connaissance des urgences sont l'allocation des ressources et les problèmes de flux de patients, tandis que pour les patients non électifs, il s'agit surtout de la programmation et de l'affectation des lits [150-151-152-153]. De nombreuses études ont été menées pour optimiser les processus et le flux de patients dans les systèmes de santé [154-155-156-157-158]. L'optimisation du flux de patients se définit par un débit élevé de patients, des temps d'attente réduits et une durée de séjour courte, tout en maintenant un taux d'utilisation élevé du personnel et en réduisant le temps d'inactivité du personnel. L'augmentation du coût de la fourniture de soins de santé de haute qualité a incité les administrateurs d'hôpitaux à minimiser leurs ressources tout en s'efforçant de fournir un service de qualité. De nombreuses études [159] considèrent que la modélisation par simulation est intéressante car elle permet d'estimer les caractéristiques opérationnelles d'un système complexe ainsi que de contrôler les

résultats des modifications apportées à la planification et à l'affectation des ressources avant leur mise en œuvre, ce qui minimise les risques financiers pour les décideurs. Selon le champ d'étude de cette thèse, l'analyse documentaire des SED dans les études de validation-simulation est classée en deux catégories : le flux de patients et l'allocation des ressources.

Trois domaines influencent le flux des patients dans un système de soins de santé, à savoir la programmation et l'admission des patients, la programmation des ressources et les schémas d'acheminement et de flux des patients. La programmation et les admissions se concentrent sur les procédures de programmation des rendez-vous des patients afin de déterminer comment et quand les patients sont admis un jour donné, ainsi que la durée de chaque rendez-vous et le temps tampon entre les rendez-vous. Une allocation appropriée des ressources permet de maximiser le flux de patients tout en minimisant les coûts associés. L'optimisation de l'acheminement et du flux des patients réduit le temps d'attente des patients et augmente le taux d'utilisation du personnel. Fetter et Thompson ont appliqué l'une des premières applications de la simulation dans le domaine de santé [160-161]. Dans ces études, les auteurs ont calculé le taux d'utilisation des médecins et le temps d'attente des patients en fonction de variables d'entrée, notamment le nombre de patients, les schémas d'arrivée des patients, les intervalles entre les rendez-vous, les taux de non-présentation, les taux d'arrivée sans rendez-vous, les temps de service, les temps d'interruption et les pauses des médecins. Les résultats ont montré que si la capacité de la clinique externe (rendez-vous des médecins) passe de 60% à 90%, le temps d'inactivité des médecins peut être réduit de 160 heures. Cependant, cela aura pour conséquence d'augmenter le temps d'attente des patients de 1600 heures (sur une période de 50 jours). Smith et Warner ont comparé deux scénarios en termes de modèles différents d'arrivée des patients dans une clinique [162]. Dans le premier scénario, ils ont considéré des modèles d'arrivée uniformes pour l'arrivée des patients, tandis que le second scénario présentait des modèles très variables. Les résultats ont montré que le scénario avec des modèles d'arrivée uniformes peut réduire la durée moyenne du séjour de 40 minutes à 24 minutes. [163] ont analysé le schéma d'arrivée quotidien des patients pour programmer davantage de rendez-vous lorsque la demande de patients sans rendez-vous est faible. Un modèle de simulation Monte Carlo [164] a montré que le débit de patients peut être augmenté de 13,4 % et que le temps d'attente de la clinique peut être réduit en lissant l'arrivée quotidienne globale. [165] ont simulé le flux de 13 types de patients différents afin d'évaluer les performances de divers programmes réalisables pour les infirmières, les techniciens et les médecins, en trouvant le programme optimal avec la durée moyenne minimale de séjour des patients dans le service des urgences. [166] ont abordé trois problèmes différents qui sont couramment rencontrés par les cliniques externes, tels que les longs temps d'attente des patients, les taux élevés de non-présentation et les arriérés importants de rendez-vous. Une nouvelle approche d'ordonnancement est proposée pour résoudre ces problèmes. Ils ont développé un modèle de simulation à événements discrets pour améliorer le temps de passage des patients. Pour trouver les facteurs conduisant à un taux élevé de non-présentation, un modèle de simulation dynamique de système est utilisé. Leur étude a identifié des stratégies que la direction de la clinique peut utiliser pour améliorer de 50 % le temps de passage des patients.

[167] ont développé un modèle de simulation pour représenter les processus quotidiens dans les urgences. Il a constaté que la durée de séjour est nettement plus longue pour les patients qui sortent des urgences et sont envoyés à l'hôpital que pour ceux qui sortent pour rentrer chez eux. Cette étude confirme l'hypothèse selon laquelle l'amélioration du flux de patients à l'hôpital a un effet positif sur le flux de patients aux urgences. Concernant l'amélioration du flux de

patients dans une clinique ambulatoire, [168] a considéré trois sources de variabilité et des facteurs d'amélioration. Les variabilités sont divisées en quatre composantes : le mode d'arrivée des patients, le temps d'enregistrement, le temps de départ de l'enregistrement vers la salle d'attente, et le temps avec les médecins. Cette étude a démontré que l'identification des sources et l'atténuation des effets indésirables de la variabilité à différentes étapes améliorent considérablement le flux de patients dans le système. Ils ont appliqué la simulation pour évaluer les effets des facteurs d'amélioration sur les performances du système. Les résultats ont montré que la clinique externe peut servir 37% de patients en plus en optimisant le système de rendez-vous, ce qui améliore consécutivement le flux de patients dans le système.

6.3. Théorie des files d'attente et chaînes de Markov

Pour bien comprendre le comportement du flux de patients dans les hôpitaux, nous devons faire la distinction entre les situations dans lesquelles les patients sont "en cours de traitement" (c'est-à-dire qu'ils sont examinés, traités ou en train de se rétablir) et les situations dans lesquelles ils attendent simplement qu'une ressource devienne disponible. Souvent, le parcours des patients dans un hôpital peut être considéré comme un système, où les patients sont soit en état de service, soit en attente. Les patients peuvent attendre une infirmière à leur arrivée au service des urgences ou, lors de leur admission, ils peuvent attendre qu'un technicien de laboratoire prélève un échantillon de sang. Si une intervention chirurgicale est nécessaire, les patients devront attendre un créneau libre dans le calendrier. En d'autres termes, le flux de patients est, dans de nombreuses situations, un système de files d'attente qui fonctionne comme un réseau où les nœuds s'influencent mutuellement lorsque les patients passent de l'un à l'autre. Les mesures de performance telles que la durée du séjour et l'occupation des salles sont le résultat du réseau de files d'attente sous-jacent, et dépendent du nombre de personnel disponible, du comportement du personnel, ainsi que de l'état et du rythme d'arrivée des patients à l'hôpital. Pour cette raison, la compréhension et la modélisation des files d'attente est un outil essentiel dans cette thèse. Dans ce qui suit, nous allons présenter certains des éléments fondamentaux de la théorie des files d'attente, ainsi que certains des modèles de files d'attente élémentaires, mais parfois très utiles [169-170-171-172-173-174].

Considérons un flux d'entités arrivant à un nœud, au sein duquel elles sont traitées, puis retirées du système. Le nœud ne peut prendre qu'un certain nombre d'entités et les traiter en même temps. Pour cette raison, toute entité qui arrive lorsque la capacité du nœud est épuisée doit attendre, ce qui entraîne l'apparition d'une file d'attente devant le nœud. Dans certains cas, la file d'attente elle-même a une capacité limitée, ce qui entraîne le rejet des entités. Le lecteur peut remarquer que la description de ce système ressemble à celle d'un supermarché ou d'un centre d'appels, et c'est pour cette raison que la théorie standard [175-176] fait souvent référence au nœud comme à une installation de service, à la capacité du nœud comme à des serveurs, et aux entités qui arrivent comme à des clients. En fait, la théorie des files d'attente a été largement appliquée dans ces domaines.

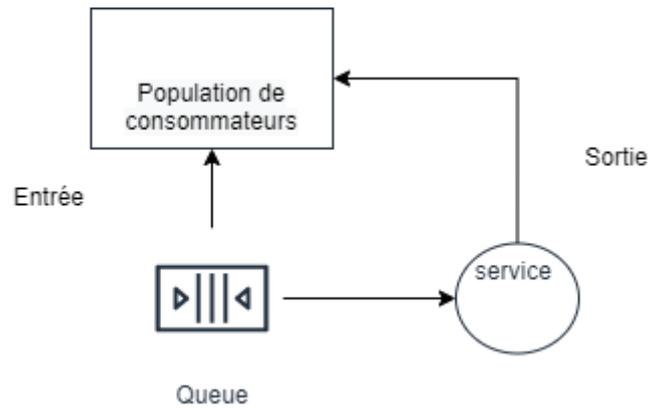


Figure 11 : Illustration d'une file d'attente

Par exemple, les caractéristiques d'un système de file d'attente sont en grande partie déterminées par les éléments suivants :

- Le comportement des patients qui arrivent.
- Le comportement des serveurs.
- La capacité du système, y compris le nombre de serveurs parallèles.
- La discipline des files d'attente.

Cette dernière pourrait être fonction de la priorité, comme dans un service d'urgence où les patients sont triés, puis examinés en fonction de leur code. En outre, certains systèmes hospitaliers de mise en file d'attente traitent les patients (et d'autres tâches) en fonction de leur heure d'arrivée, ce qui est connu sous le nom de FIFO (First-In-First-Out).

Arrivée et comportement du serveur

Pour modéliser les patients qui arrivent, nous devons considérer le processus qui les génère. Dans cette thèse, les arrivées sont toujours stochastiques et générées selon un processus de Poisson. Ainsi, en laissant $k \in \mathbb{N}$ définir le nombre d'arrivées dans un intervalle de temps de taille $t \in \mathbb{R}_{\geq 0}$, on a que :

$$Prob\{k \text{ within } t\} = p_k(t) = e^{-\lambda t} \frac{(\lambda t)^k}{k!}$$

Où $\lambda \in \mathbb{R}_{>0}$ est le taux constant auquel les patients arrivent dans le système. Soit $N(t) \in \mathbb{N}_0$ définir le nombre de patients qui arrivent dans l'intervalle de temps t ; alors pour un processus de Poisson nous avons que $N(0) = 0$, les patients arrivent avec des incréments indépendants, et le nombre de patients k ne dépend que de la taille de t et non de l'histoire passée du système. De plus, pour un incrément de taille $\Delta \in \mathbb{R}_{>0}$, on a que :

$$1) Prob\{k = 0 \text{ within } (t, t + \Delta)\} = 1 - \lambda\Delta + o(\Delta)$$

$$2) Prob\{k = 1 \text{ within } (t, t + \Delta)\} = \lambda\Delta + o(\Delta)$$

$$3) Prob\{k > 1 \text{ within } (t, t + \Delta)\} = o(\Delta)$$

Où le terme $o(\Delta)$ est une quantité qui devient négligeable lorsque $\Delta \rightarrow 0$.

Alors que les **chaînes de Markov** [177] sont des processus stochastiques qui reposent sur la notion qu'un système peut être défini par un ensemble d'états appelés espace d'état, S . Le processus ne peut atteindre qu'un seul état $s \in S$ à la fois, mais en retour changer (ou transition) entre les états au fur et à mesure que le processus évolue. De plus, le nom Markov est dérivé de la propriété markovienne du processus, ce qui signifie que si, au moment t_k , le processus est dans l'état s_k , alors une transition au moment t_{k+1} vers un nouvel état s_{k+1} ne dépend que de s_k , et non de l'histoire du système. Disons que nous laissons $X(t) \in S$ définir un processus stochastique qui évolue au cours du temps $t \geq 0$, et de plus que ce processus atteint les états dans une séquence $t_0 < t_1 < \dots < t_{k-1} < t_k < t_{k+1}$, où $k \in N_0$ est l'indice de la séquence, alors pour une chaîne de Markov :

$$\begin{aligned} Prob\{X(t_{k+1}) = s_{k+1} | X(t_k) = s_k, X(t_{k-1}) = s_{k-1}, \dots, X(t_0) = s_0\} &= Prob\{X(t_{k+1}) \\ &= s_{k+1} | X(t_k) = s_k\} \end{aligned}$$

Considérons par exemple le processus de naissance et de mort pour la file d'attente M/M/c susmentionnée dans la figure ci-dessus. Le nombre de patients dans le système est dû à une arrivée ou une sortie récente. De plus, comme les temps inter-arrivée et interservices suivent une distribution continue, une transition peut se produire à n'importe quel moment ; donc $t \in N_0$. Dans cette section, nous nous limitons à ce type de modèles, à savoir les chaînes de Markov à temps continu (CTMC). La différence la plus importante entre les modèles de Markov et les autres modèles d'évaluation économique dans le domaine de la santé est l'état d'un patient à un moment précis dans le temps. Le facteur "temps" est explicitement associé à la probabilité qu'un patient prenne certains états dans une série de périodes discrètes. Dans les modèles de Markov, ces périodes sont appelées "cycles". En d'autres termes, une maladie est divisée en cycles distincts, et des probabilités sont attribuées à la transition entre ces états. La durée de ces cycles dépend de la maladie et des interventions qui sont évaluées. Il peut s'agir de cycles mensuels ou annuels, par exemple. Du point de vue de l'évaluation économique, un coût est associé à chaque cycle, sauf dans le cas des études coût-utilité, dans lesquelles la valeur représente l'utilité associée à chaque cycle. Le temps moyen qu'un patient passe sur les différents états du modèle est ensuite pondéré par le coût ou l'utilité, qui sera utilisé pour calculer les coûts et les résultats attendus. La vitesse à laquelle les patients passent d'un état du modèle à un autre est déterminée par la probabilité des transitions. Ainsi, en déterminant l'utilisation des ressources et les résultats en matière de santé, il est possible d'évaluer ces facteurs associés à la maladie et à l'intervention qui est effectuée.

Les chaînes de Markov et la théorie des files d'attente ont été utilisées dans de nombreux sous-domaines du système de santé et en tenant compte de nombreux facteurs et paramètres spécifiques. Par exemple, ils ont été utilisés pour prévoir les déficiences de maintenance dans les hôpitaux, pour prévoir les coûts et pour prévoir les trajectoires des maladies. Dans ce qui suit, nous nous limiterons aux chaînes de Markov et à la théorie des files d'attente utilisées pour la prédiction et l'optimisation de l'allocation des ressources.

En général, le système de gestion des opérations des hôpitaux traite de la prise de décision afin d'établir en permanence les politiques de ressources les plus efficaces pour maximiser sa capacité et en même temps garantir la qualité des services. Depuis sa première apparition au 18^e siècle avec AK Erlang pour définir les ressources nécessaires pour assurer un service téléphonique acceptable, la théorie des files d'attente a été utilisée dans de nombreuses études

et travaux visant dans la plupart des cas à traiter les retards causés par les différences entre une demande de service donnée et la capacité d'un système à répondre à cette demande.

Dans les applications de soins de santé, la théorie des files d'attente repose généralement sur trois facteurs principaux : le taux d'arrivée des patients qui reflète la fréquence d'arrivée non planifiée d'un patient à un moment donné, les ressources disponibles appelées serveurs et le taux de service qui reflète le temps nécessaire à un patient pour être vu, diagnostiqué et traité [178]. Dans l'hôpital universitaire de Tsukuba au Japon, une étude [179] a ciblé les flux de patients obstétricaux dans les salles d'accouchement à faible et à haut risque. L'étude a utilisé les données logistiques internes de l'hôpital sur deux ans. En utilisant une (distribution markovienne de l'arrivée des patients et ressources finies) $M/M/m$ et une (distribution markovienne de l'arrivée des patients, utilisation générale des ressources, ressources infinies) $M/G/\infty$ pour refléter la distribution de probabilité du nombre total de patients dans chaque service, l'étude a confirmé la loi de Little de la théorie des files d'attente. Deux ans plus tard, en 2018, [180] a utilisé différentes variations de modèles de théorie des files d'attente pour déterminer les performances d'exploitation comme le taux d'utilisation des lits, les temps d'attente et l'évaluation du comportement de la demande. Le modèle a été basé sur les données de six mois enregistrés dans un hôpital universitaire et a conclu comme résultats que l'équilibre entre les admissions et le type de pathologies peut être un moyen possible d'optimiser l'utilisation des ressources. La même année, une équipe de direction et les responsables médicaux du Lehigh Valley Health Network [181] ont confirmé la valeur du modèle de file d'attente en théorie, car il peut statistiquement fournir un alignement et se concentrer sur les perspectives. Ils ont également assumé le rôle très important du personnel médical pour mettre en œuvre ces orientations dans l'état opérationnel.

Cependant, dans les applications de soins de santé, nous avons trouvé très peu de modèles axés sur le flux des patients et utilisant la modélisation mathématique markovienne comme outil. Les principales études ont utilisé les chaînes de Markov dans la programmation des admissions et la planification des ressources en suivant le parcours des patients. Examen d'une étude fondée sur des données [182] dans un hôpital de Londres, basée sur la modélisation de la chaîne de Markov pour concevoir une politique d'admission appropriée en fonction de l'utilisation future des ressources. L'étude a démontré que la chaîne de Markov non homogène peut être un outil efficace d'aide à la décision pour les planificateurs de soins et les décideurs politiques. Une mise à jour de la même étude a été publiée un an plus tard, pour corriger l'utilisation d'une chaîne de Markov à temps continu. L'étude tient compte des variations des taux d'arrivée des patients. Les auteurs ont basé leur nouvelle approximation sur une période de 16 ans comme données historiques du même hôpital que l'étude précédente.

7. Conclusion

Le domaine de santé a été l'un des secteurs qui a adopté le plus rapidement l'IoT et l'IA. Surtout en période de saisonnalité et de pics, lorsque l'ensemble du secteur de santé est confronté à de nouveaux défis et à une demande très élevée par rapport aux ressources disponibles. Dans ce contexte, plusieurs possibilités d'application de l'IoT et de l'IA ont été examinées. Il comprend des consultations automatiques efficaces et le suivi à distance des patients, des diagnostics intelligents, le partage des EHR et la programmation prioritaire des patients. Plusieurs pays

dans le monde sont confrontés à des défis dans des domaines tels que la fracture numérique et la disparité de la population ayant accès aux technologies numériques en matière de soins de santé. En dehors de cela, malgré d'autres défis tels que la puissance limitée dans le traitement des big data, l'interopérabilité des données de santé entre des parties prenantes hétérogènes et le manque de structure unifiée de mise en œuvre pour la santé en ligne, l'IA et l'IoT présentent un immense potentiel dans le secteur des soins de santé.

Pour améliorer l'efficacité et l'efficacité des soins de santé, il convient de se concentrer sur le flux de patients, car il est au cœur de la capacité d'une organisation à fournir des services de santé, tandis que d'autres opérations apportent un soutien dans le but de créer les conditions d'un flux de patients efficace et efficace. Il est donc nécessaire d'avoir une vision holistique de l'ensemble du parcours du patient. La qualité globale des processus de soins de santé ne s'améliorera pas non plus tant que toutes les personnes impliquées dans la prise en charge d'un patient ne se considèrent pas comme faisant partie de la même équipe, indépendamment de leur affiliation organisationnelle. La nécessité d'une perspective systémique a également été mise en avant comme une condition préalable à la recherche de solutions possibles aux problèmes majeurs de la prestation de soins de santé. Suite à notre étude de l'ensemble des approches déjà utilisées nous allons expliquer dans ce qui suit les différentes considérations, hypothèses et processus que nous avons pris pas à pas dans notre travail de recherche.

Chapitre 2 : Contexte de la recherche

1. Introduction

Comme mentionné précédemment, l'objectif principal de cette thèse est de fournir de nouvelles tendances sur la façon dont le flux des patients peut être amélioré en utilisant l'IA et l'IoT. Ce chapitre répond, principalement, aux questions de recherche que nous avons abordées dans le chapitre précédent. Il s'agit de créer une intervention de santé numérique à usage clinique, qui ferait partie de l'écosystème d'un service de cardiologie ou de soins intensifs. Cela implique plusieurs défis potentiels concernant le développement, la mise en œuvre et l'utilisation. En fonction des objectifs d'utilisation et de conception du système, des obstacles pourraient apparaître dans les domaines de l'aide à la décision clinique et du contrôle de l'environnement technologique. La mise en œuvre d'une nouvelle technologie ou d'un nouveau système dans un environnement clinique, tel qu'une salle d'opération, doit se traduire par une amélioration du flux de travail et une plus grande efficacité. Les possibilités d'utilisation des technologies vocales ont un grand potentiel. Cependant, la conception de l'interface et les fonctionnalités du système doivent être complétées pour créer de la valeur pour les cliniciens. L'introduction du EHR visait à améliorer l'efficacité et à numériser les tâches administratives. Cependant, cela a entraîné une augmentation des processus frustrants concernant la documentation, et surtout une abondance d'interactions inefficaces avec le système. En plus d'une création de valeur validée ou de l'amélioration des processus cliniques, le système doit être d'une grande fiabilité.

En résumé, les défis suivants doivent être résolus pour la mise en œuvre d'un système en milieu clinique, composé d'un aide de diagnostic automatique, d'aide à la décision ou d'une analyse des données cliniques par l'IA :

- ✓ Respect des cadres réglementaires en matière de gestion des données. Par exemple, GDPR ou HIPAA, en fonction du pays dans lequel le système vise être introduit.
- ✓ Respect des cadres réglementaires relatifs aux dispositifs médicaux. Par exemple, la conformité au MDR dans l'UE.
- ✓ Un niveau élevé de sécurité et de confidentialité des données, ce qui constitue un défi à la fois réglementaire et technique à inclure.
- ✓ Amélioration validée de l'efficacité ou autre création de valeur en milieu clinique.
- ✓ Une grande fiabilité dans l'utilisation ainsi que les performances.

Ce qui suit est basé sur nos résultats théoriques en utilisant de nombreuses bases de données de sources multiples. De plus, il est important de mentionner que dans le processus d'investigation du projet de recherche en cours, nous avons pris en considération la dimension éthique qui peut résulter du déploiement de tels résultats.

Les éléments suivants seront présentés dans l'ordre suivant :

- Section 1 : Collecte et traitement des données ;
- Section 2 : déploiement des techniques d'IA et d'IoT ;

- Section 3 : Discussion des résultats et comparaison avec les travaux et projets de recherche préexistants.

Cette section présente l'approche de recherche de la thèse. Il présente un plan détaillé pour guider le processus de recherche en définissant les objectifs qui doivent être atteints à la fin de ce projet de recherche, la spécification des sources de données, les contraintes de la recherche et une brève discussion des algorithmes utilisés.

2. Aperçu de la recherche

Ce présent travail de recherche est conçu comme des études de cas multiples, conformément aux ensembles de données utilisés et aux contraintes prédéfinies. Le phénomène contemporain particulier de cette thèse est la recherche des utilisations possibles de l'IoT et de l'IA pour aider les patients atteints de maladies cardiovasculaires dans divers environnements. Plus précisément, comment les interventions technologiques peuvent être utilisées pour accroître l'efficacité et améliorer les décisions médicales individualisées dans les hôpitaux. La présente thèse est un projet de recherche appliquée visant à contribuer à l'amélioration et à l'optimisation du flux de patients dans un hôpital composé de différents stades et services, de différentes pathologies et de contraintes de ressources.

Partant d'un objectif plus général qui consiste à **minimiser le temps d'attente** dans les services d'urgence et à **réduire le taux de mortalité** des patients atteints de maladies cardiovasculaires (MCV), nous avons divisé le problème principal en trois sous-questions principales :

- Gérer les temps d'attente et les goulets d'étranglement dans le processus d'admission ;
- Modélisation et simulation du processus d'allocation des ressources des patients atteints de maladies cardiovasculaires ;
- Prédire la trajectoire de traitement et l'état de préparation des patients à la sortie.

Par cette division, nous cherchons à résoudre chaque problème indépendamment et à rechercher l'homogénéité avec un modèle de simulation incluant toutes les caractéristiques de la solution. L'introduction d'un cadre d'un système holistique de haut niveau, comme le montre la figure 12, permet de parvenir à une compréhension commune de l'IoT et de l'IA et de leurs éléments respectifs. Comme indiqué précédemment, l'objectif fondamental de la recherche est de permettre de réduire le temps d'attente et la mortalité des patients atteints de MCV aux urgences et d'alléger la charge de travail clinique. Pour atteindre ce but, de nombreux objectifs de recherche doivent être remplis. Il existe de nombreuses propositions d'architectures IoT et de descriptions de l'IA qui peuvent être utilisées dans des applications distinctes, mais aussi dans les systèmes de santé. Ce qui nécessite un ensemble d'acteurs collaboratifs opérant en convergence avec une solution unique. Une configuration aussi complexe est un défi en termes de contextualisation et de création de valeur pour le client qui, dans ce cas, est un patient ayant besoin d'un traitement et d'une intervention médicale urgents. Dans le cadre de la convergence des technologies existantes et de la proposition de nouvelles technologies, il est important de s'écarter des études purement techniques afin de mieux comprendre les objectifs associés et de garder le cap sur les défis et les limites qui y sont liés.

Des changements plus ou moins importants dans la répartition des ressources peuvent avoir lieu chaque jour, comme l'allocation des patients, qui doit être décidée en tenant compte de l'état du patient, de sa fonction de survie et de la nature des traitements. En outre, cette décision, si elle est considérée comme la meilleure à chaque instant, doit être réévaluée en fonction des mises à jour de la situation du patient et des autres arrivées. D'une part, l'arrivée d'un patient dans un établissement de soins occupe des ressources médicales qui peuvent avoir une incidence sur la durée du séjour d'autres patients. D'autre part, en cas d'admission, l'hospitalisation du patient est soit primaire ou secondaire. Cela signifie qu'un patient est affecté à un lit préféré, ce qui peut se produire si un lit est déjà disponible ou si un autre patient a été affecté à d'autres services. En cas d'hospitalisation secondaire, le patient est confronté à une pénurie de lits dans le service adéquat et peut être affecté à un autre lit en attendant que les lits préférés se libèrent. Dans les deux cas, les patients en situation critique comme ceux contaminés par le coronavirus, par exemple, nécessitent des soins particuliers. Le système concerné est un système à trois phases ou niveaux. Il comprend un diagnostic et des traitements préliminaires, un diagnostic et des traitements plus approfondis et une phase de décharge. Au deuxième niveau, le système contient différentes salles de différentes spécialités et pathologies traitées, des blocs chirurgicaux, des salles de scanners et des salles de diagnostic général.

L'écosystème actuel doit intégrer simultanément ces contraintes pour offrir le meilleur service possible au patient en un minimum de temps et au moindre coût. L'amélioration de cet écosystème nécessite, entre autres, des compétences pluridisciplinaires qui ne font pas partie du secteur hospitalier, comme le génie industriel, l'Internet des objets (IoT) et l'intelligence artificielle. Aujourd'hui, l'IoT dispose d'un écosystème capable d'assurer une interconnexion des objets dotés d'intelligence, qui a évolué à partir des technologies sans fil et de l'internet. Il convient de noter qu'il existe désormais un large choix d'équipements électroniques qui peuvent contribuer à préserver le bien-être des patients et à améliorer leur qualité de vie.

L'admission et la sortie impliquent toutes deux un changement de lieu avec le risque de lacunes dans la communication qui peuvent entraîner une diminution ou une interruption des soins. De plus en plus, des recherches montrent que les résultats des soins intensifs sont influencés par le moment où sont prises les décisions d'admission et de sortie. Ces décisions sont elles-mêmes influencées par la disponibilité des ressources dans l'unité de soins intensifs et les soins probablement inexperts dans les services ordinaires. Première question de recherche : comment intégrer les préoccupations des patients et les contraintes de l'écosystème dans les exigences de conception des systèmes basés sur l'IoT conçus pour servir les patients.

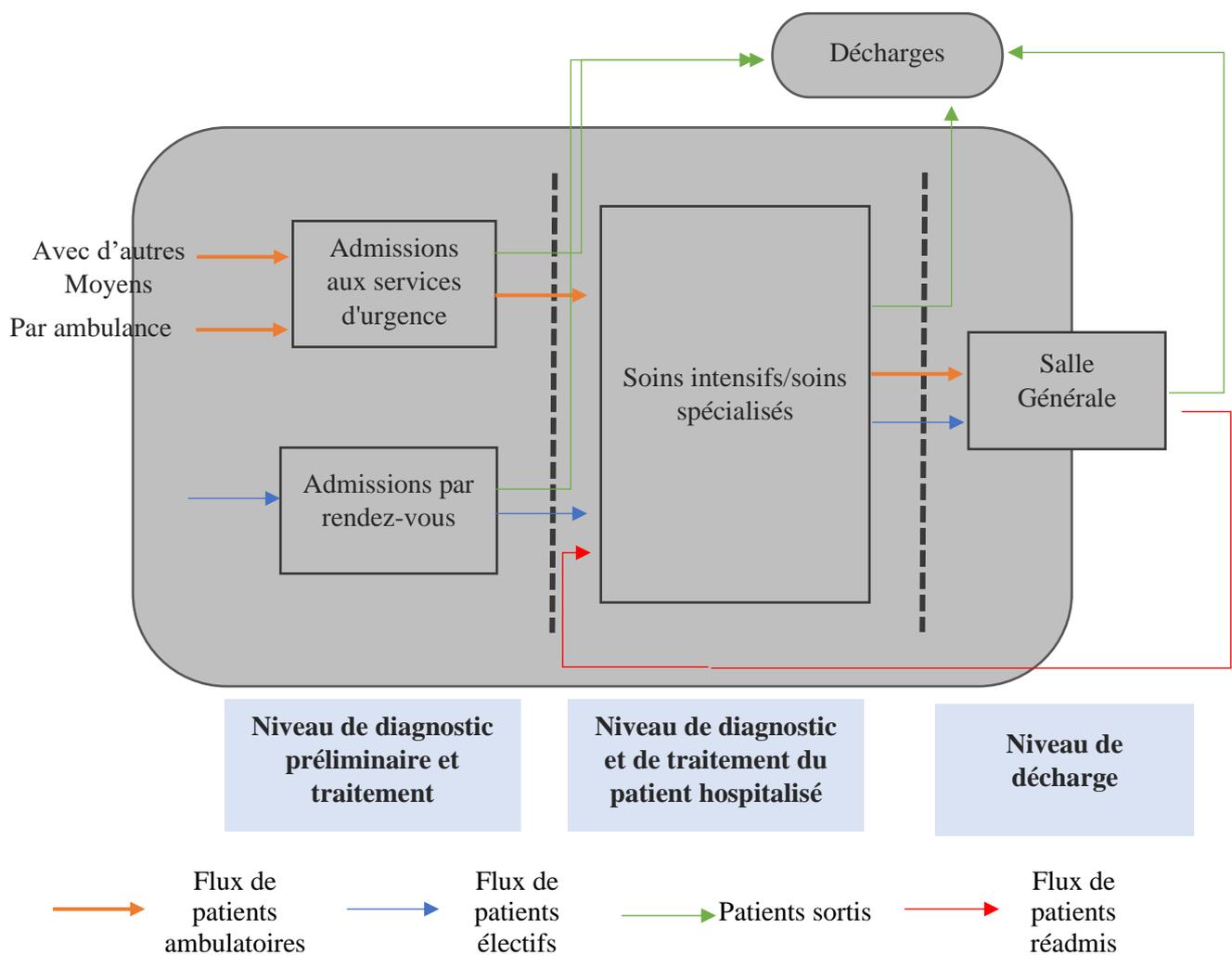


Figure 12 : Division du flux des patients en trois niveaux principaux : admission et diagnostic préliminaire, phase de traitement et phase de sortie.

3. Méthodologie

Le projet de recherche proprement dit est une recherche appliquée utilisant des données quantitatives primaires et secondaires. Dans ce qui suit, nous entrerons dans les détails de notre approche méthodologique. Sachant que le flux de patients est un concept diversifié qui concerne de nombreux types d'organisations privées et gouvernementales. Parmi celles-ci, on peut citer, sans s'y limiter : Médecins généralistes, réadaptation dans les communes, soins à domicile pour les personnes âgées et banque du sang. Dans cette thèse, nous portons notre attention sur le flux de patients qui concerne les admissions ou autres visites dans un hôpital. Par le terme de flux, nous faisons référence à la notion de modélisation de l'utilisation des ressources qui sont associées aux patients pendant leur séjour à l'hôpital. Comme les ressources sont souvent utilisées dans un ordre successif, elles peuvent également être interprétées comme des étapes formant un chemin pour le patient. Certaines étapes de ces chemins sont répétées un nombre

important de fois, ce qui donne un modèle ou un système qui produit le flux de patients. Les figures 13 et 14 représentent un flux de patients générique lors de leur admission à l'hôpital et lors de l'allocation des ressources médicales que nous considérons dans notre thèse.

Dans cette thèse, nous basons notre interprétation de l'hôpital sur des observations et des données primaires collectées, mais aussi sur des données secondaires disponibles publiquement. Nous reviendrons sur les détails dans la section consacrée aux contributions. Revenons à la notion de "circulation" des patients dans l'hôpital. Il faut noter que dans le contexte de ce projet de recherche, le flux de patients se réfère **uniquement à l'utilisation des ressources** et ne fait pas nécessairement référence à un changement de lieu physique. Par exemple, un patient peut se trouver physiquement dans la même pièce que celle où il a été examiné par un médecin, et où il attend maintenant un traitement. Ces deux étapes peuvent être suffisantes pour faire sortir un patient en cas de soins aigus. Dans le cas contraire, le patient devra rester pour des examens ou des traitements complémentaires, ce qui signifie que le processus d'allocation des ressources sera différent.

Sans entrer dans les détails de chaque procédure, il s'agit essentiellement de maîtriser la progression du parcours de chaque patient. Pour ce faire, nous devons déterminer les différents types de patients. Dans les directives et politiques de la plupart des hôpitaux, les patients sont classés en trois catégories principales :

Les patients hospitalisés

Les patients qui séjournent à l'hôpital pendant plus d'un jour et qui, par conséquent, ont besoin d'un lit, sont considérés comme des patients hospitalisés. Ce type de patients ne représente qu'une petite fraction du nombre total de patients qui se rendent quotidiennement dans un hôpital, mais à l'inverse, ils sont à l'origine de la plupart des dépenses hospitalières. Les patients hospitalisés proviennent généralement du service des urgences ; sinon, ils sont transférés d'une autre institution (comme un autre hôpital) ou de la communauté en général (comme un médecin généraliste). Après leur arrivée, les patients hospitalisés seront admis dans un service, où ils recevront des soins et des traitements pendant toute la durée de leur séjour. Physiquement, les patients hospitalisés seront dans un lit et dans une chambre qui peut être privée ou partagée avec d'autres patients hospitalisés. À partir de là, les patients auront recours à des soins infirmiers et à différents services auxiliaires qui nécessitent des ressources en personnel et en matériel. Ces services peuvent comprendre le service de radiologie, une pharmacie ou un laboratoire. Un autre élément important du flux des patients hospitalisés est la chirurgie. En général, les patients en chirurgie arrivent à l'hôpital soit en tant que patients électifs, ce qui signifie qu'ils ont été programmés pour un rendez-vous, soit en tant que patients aigus (par le biais du service des urgences), auquel cas ils n'ont pas de rendez-vous, mais doivent être opérés immédiatement. Une unité dédiée assurera la réalisation de l'intervention chirurgicale, après quoi une unité de soins infirmiers ou une unité de soins intensifs (ou les deux successivement) s'occupera du patient et le surveillera jusqu'à sa sortie.

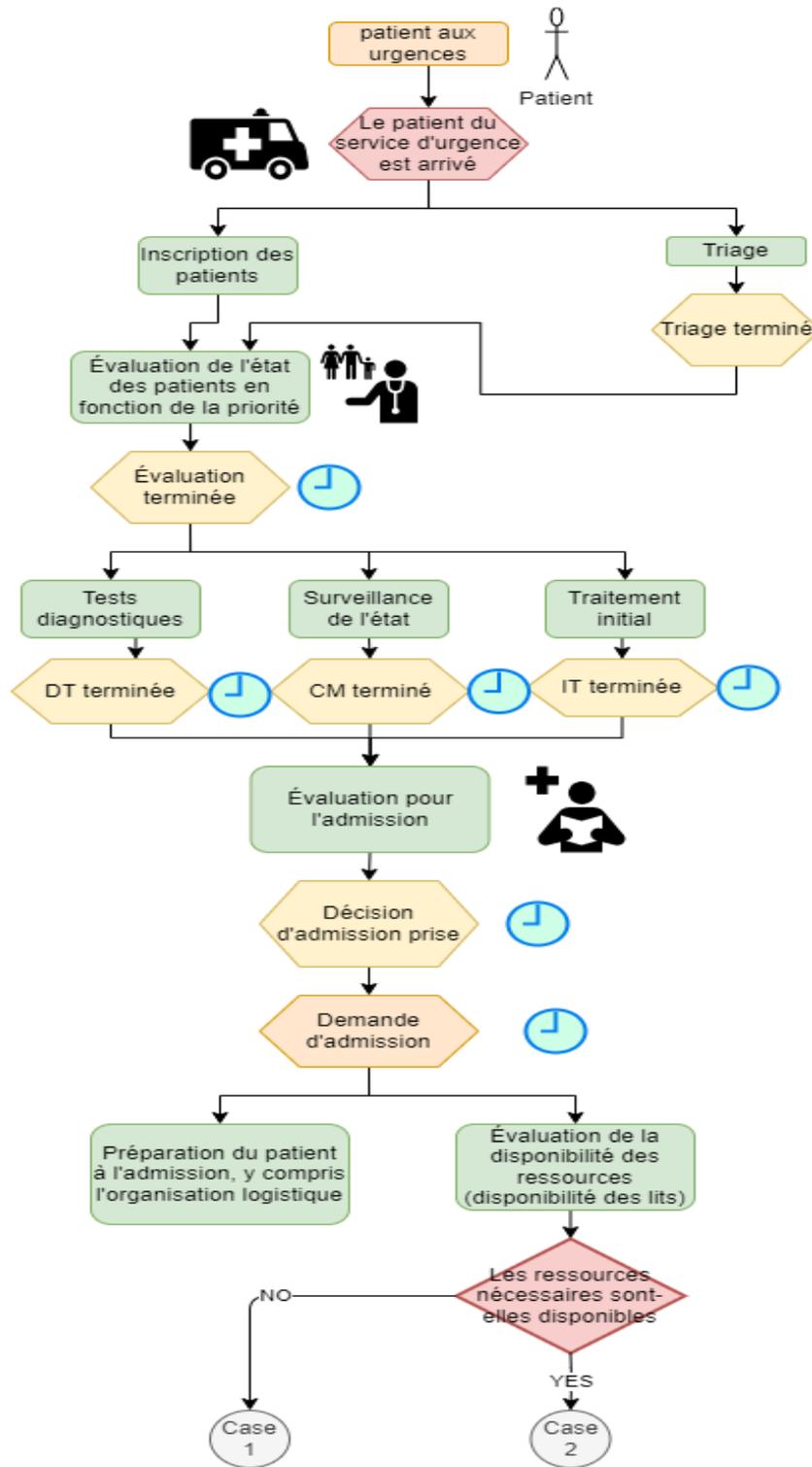


Figure 13 : Le déroulement des étapes et le cheminement du patient avant son admission à l'hôpital

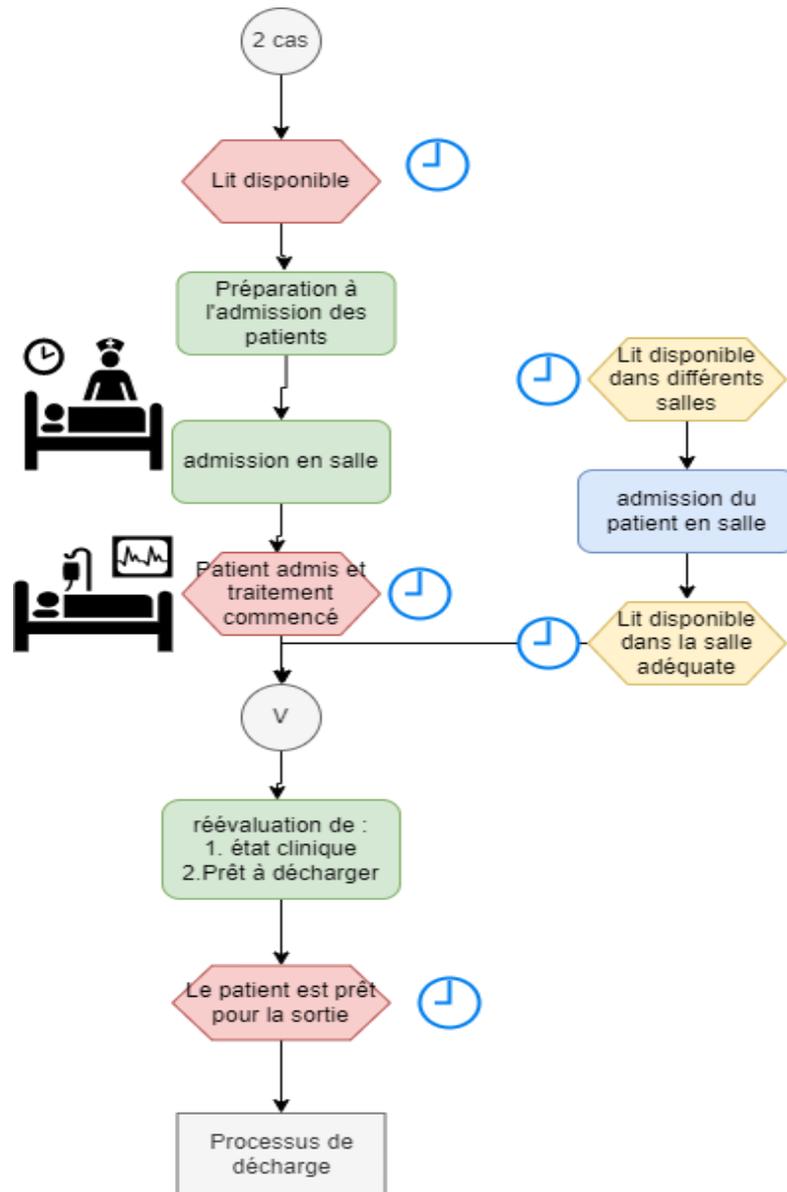


Figure 14 : Vérification des ressources

Les patients externes

Les patients qui doivent se rendre à l'hôpital, mais qui ne doivent pas y passer la nuit, sont considérés comme des patients externes. Ce groupe peut constituer le plus grand nombre de patients qui se rendent quotidiennement à l'hôpital, tout en représentant un montant intermédiaire des dépenses totales de l'hôpital. Les patients externes proviennent principalement de l'extérieur de l'hôpital. C'est-à-dire qu'ils sont transférés d'un autre hôpital ou d'une autre institution, ou qu'ils ont été envoyés après avoir consulté un médecin généraliste. Par conséquent, les patients ambulatoires sont souvent des patients électifs (réception planifiée). En outre, contrairement aux patients hospitalisés dans un lit, les patients externes sont programmés pour arriver dans une unité appelée "clinique externe". L'hôpital comprendra différents types de cliniques en fonction des services médicaux qu'elles peuvent offrir. Le parcours typique d'un patient ambulatoire est une recommandation d'un médecin généraliste, suivie de la prise d'un rendez-vous à l'hôpital, où un examen est effectué dans une clinique

ambulatoire. Au cours de cette dernière, la clinique utilisera les ressources d'un service auxiliaire dédié ou centralisé, comme une voie d'hospitalisation.

Les patients en situation d'urgence

Ils sont ceux qui ont besoin de soins immédiats et qui, en raison de leur état, ne peuvent pas attendre un rendez-vous programmé ; ils sont considérés comme des patients en situation d'urgence ou aiguë. Ce groupe peut constituer un nombre moyen d'admissions quotidiennes correspondant à environ la moitié des arrivées de patients ambulatoires. De plus, les admissions en soins aigus peuvent représenter une fraction relativement faible des dépenses totales de l'hôpital. Néanmoins, un flux de soins aigus efficace et fonctionnant bien est essentiel pour traiter les patients à la fois dans leur état actuel, s'ils sont transférés dans un service d'hospitalisation, ou s'ils reviennent plus tard en tant que patients externes. Les patients en phase aiguë viennent de l'extérieur de l'hôpital, soit sans rendez-vous, soit par ambulance. À leur arrivée, ils sont dirigés vers une unité hospitalière spécialisée, à savoir le service des urgences. D'après nos observations, les services d'urgence sont parfois informés des patients sans rendez-vous avant leur arrivée, ce qui donne lieu à un mélange de flux de patients entrants inconnus (mais dans une certaine mesure prévisible) et connus. En raison d'un flux mixte qui contient des patients de conditions très différentes, tous les nouveaux arrivants doivent subir un examen initial connu sous le nom de triage. Au cours du triage, un membre du personnel (par exemple, une infirmière spécialisée dans le triage) évalue l'état du patient et attribue un code qui spécifie comment le patient doit être classé par ordre de priorité plus tard dans son parcours. En d'autres termes, il s'agit de savoir si le patient doit être immédiatement pris en charge par un médecin ou s'il peut attendre. Pour garantir un flux efficace tout au long de ce processus, le service aura prédéfini plusieurs paramètres qui régissent exactement la manière dont les différents codes de triage doivent être utilisés, et comment ils segmenteront les patients. Le reste du parcours pour les patients aigus varie selon les cas. Certains services d'urgence se contentent d'un flux unique de patients, tandis que d'autres utilisent des flux parallèles afin que les patients dont le délai de traitement est court puissent être pris en charge sans avoir à attendre les cas plus graves. Maintenant, pour avoir une idée plus concrète des conséquences de l'arrivée cumulative de patients ainsi que des ressources limitées d'un hôpital, nous avons lancé un modèle de simulation discret comme le montre la figure 15.

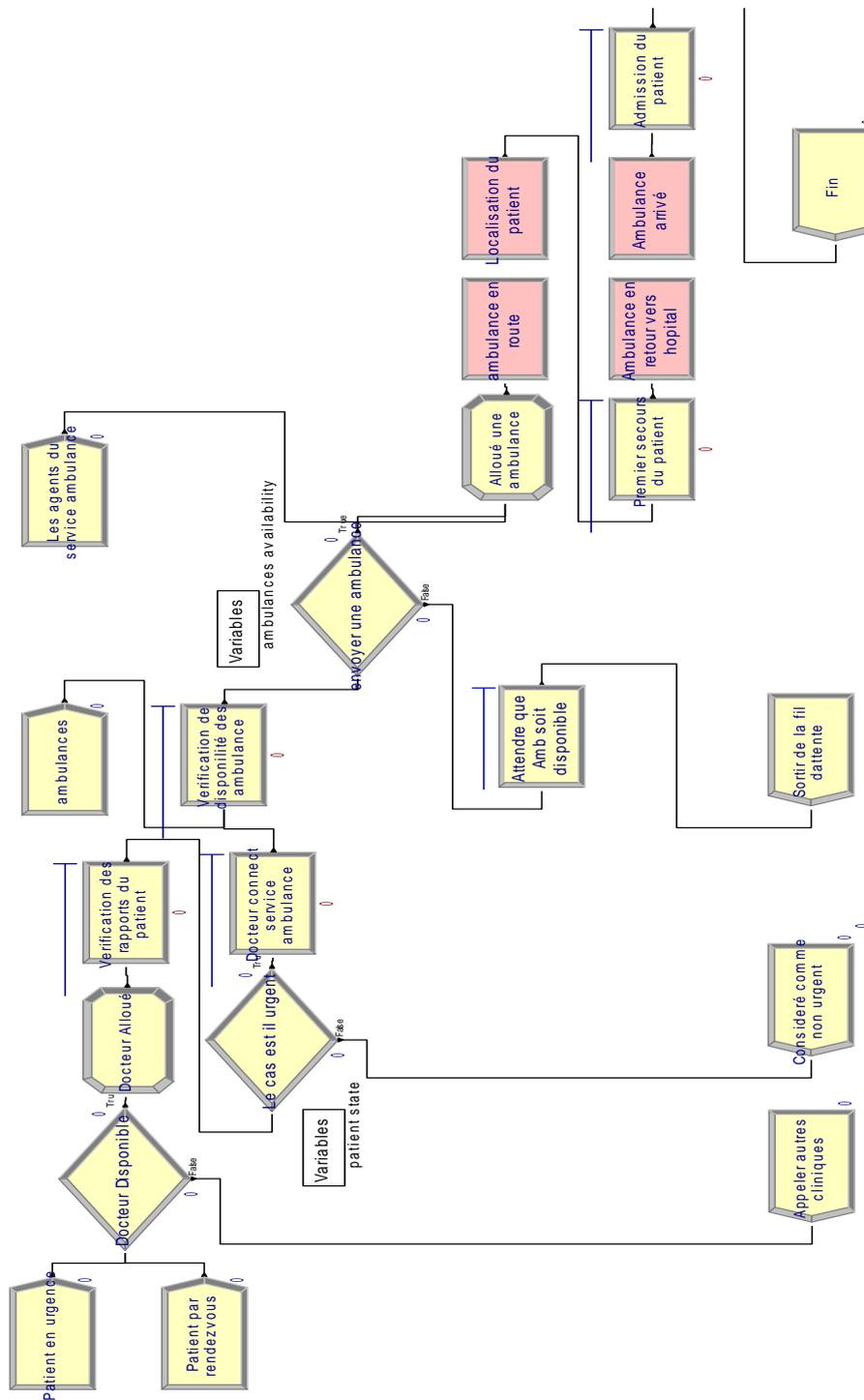


Figure 15 : Simulation par événements discrets du flux de patients à l'admission à l'aide du logiciel ARENA

Le modèle est une illustration du flux de travail traditionnel du patient destiné à être utilisé comme cible d'optimisation. Pour imiter l'incertitude et la variabilité des arrivées des patients, nous avons basé notre modèle sur des données aléatoires. La structure de soins contient 30 médecins et une infinité de patients qui arrivent. Nous allons expliquer plus en détail les détails du modèle. Le tableau 3 présente les distributions que nous avons générées à l'aide d'ARENA Input Analyzer. Tableau 4 représente les caractéristiques logistiques de l'ensemble des entités prise en considération. Il faut noter que dans notre modèle de simulation "actuel", nous avons utilisé juste des données aléatoires.

Tableau 3 : Paramètres et distributions du modèle DES

Entité	Caractéristiques de la distribution
Entité 1 (Arrivée des patients)	Distribution : Weibull Expression : $-0.5 + WEIB(6.56, 1.91)$ Erreur quadratique : 0.004486 Test statistique : 11.7 Nombre de points de données : 168 Valeur minimale : 0 Valeur maximale : 19 Valeur moyenne : 5.32 Ecart-type 3.17
Entité 2 (disponibilité des médecins)	Distribution : Weibull Expression : $-0.5 + WEIB(9.43, 1.47)$ Erreur quadratique : 0.006018 Test statistique : 10.9 Nombre de points de données : 175 Valeur minimale : 0 Valeur maximale : 28 Valeur moyenne : 8.87 Ecart-type 5.87
Entité 3 (disponibilité des ambulances)	Distribution : Bêta Expression : $-0.5 + 10 * BETA(1.33, 1.21)$ Erreur quadratique : 0.007043 Test statistique : 10.9 Nombre de points de données : 168 Valeur minimale : 0 Valeur maximale : 9 Valeur moyenne : 4.73 Ecart-type 2.65

Tableau 4 : Files d'attente, ressources et variables liées au modèle DES

<i>Files d'attente</i>	Nom		Type	Allocation
	Vérification des dossiers des patients		Premier entré, premier sorti	Attente
	Un médecin appelle un service ambulatoire		Premier entré, premier sorti	Transfert
	Vérification de disponibilité des ambulances		Premier entré, premier sorti	Attente
	Le premier sauvetage du patient		Premier entré, premier sorti	Valeur ajoutée
	Admission du patient		Premier entré, premier sorti	Valeur ajoutée
	Attendre la disponibilité des ambulances		Premier entré, premier sorti	Attente
<i>Ressources</i>	Nom	Type	Capacité	Par utilisation
	Docteur	Capacité fixe	30	80
	Personnels cliniques	Capacité fixe	100	80
	Agent de service ambulatoire	Capacité fixe	30	80
<i>Variables</i>	Nom		Type de données	
	État du patient		Réel	
	Disponibilité des ambulances		Chaîne de caractères	
<i>Entités</i>	Nom	Expression	Arrivées maximales	
	Patient aux urgences	$-0.5 + WEIB(6.56, 1.91)$	Infinie	
	Disponibilité des médecins	$-0.5 + WEIB(9.43, 1.47)$	30	
	Disponibilité des ambulances	$-0.5 + 10 * BETA(1.33, 1.21)$	10	
Disponibilité des agents dans les services ambulatoires	UNIF (1.6, 3.3)	30		

Les nombres aléatoires d'arrivée maximale de patients, de médecins et d'ambulances sont pris en fonction des données disponibles sur l'arrivée moyenne de patients par jour. Des données supplémentaires sont disponibles dans [183]. Nous avons fait une fenêtre temporelle de notre modèle de simulation pendant 24 heures. Les résultats sont présentés dans la figure 16.

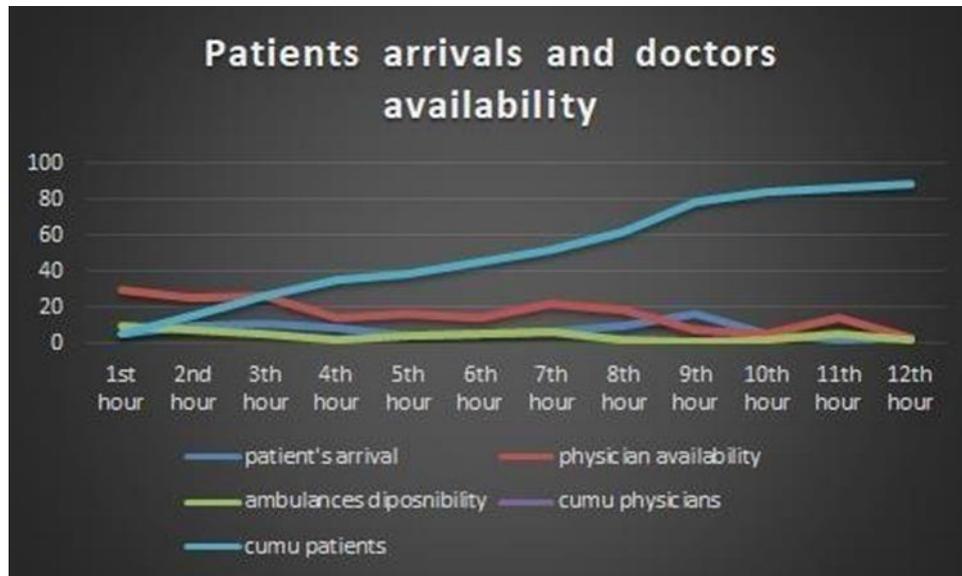


Figure 16 : Arrivée des patients et disponibilité des ressources médicales

Les chiffres obtenus ont montré une forte corrélation entre le nombre de patients arrivant et les temps d'attente, ainsi qu'entre le taux de service et les temps d'attente.

Unités de soins intensifs

Comme indiqué précédemment, les maladies cardiovasculaires restent l'une des maladies les plus graves en termes de morbidité et de mortalité. Par conséquent, de nombreux patients sont admis dans les unités de soins intensifs pour plusieurs raisons. Les unités de soins intensifs diffèrent dans leur conception et leurs exigences en fonction de la spécialité clinique et du caractère médical fatal du patient. Par conséquent, l'examen suivant des éléments clés de la conception d'une unité de soins intensifs se concentre sur un type spécialisé dans les maladies et conditions médicales liées au cœur. Ainsi, comme dans tout autre service, il existe de nombreuses directives et normes pour la gestion des patients qui doivent être admis dans les unités de soins intensifs. Dans ce qui suit, nous nous concentrons sur les directives opérationnelles telles que déclarées et publiées par la Société Européenne de Cardiologie et la Faculté de Médecine de Soins Intensifs [184] représentés dans le tableau 5, voire les annexes.

L'unité de soins intensifs est un exemple typique de système adaptatif complexe où des collections de composants en interaction (génomique, cellules, systèmes d'organes, patient, membre de la famille, prestataires, hôpitaux) réagissent à des environnements et à d'autres agents à travers différents niveaux hiérarchiques [185]. L'étude de la relation entre des expositions spécifiques et les résultats de la médecine des soins intensifs est difficile en raison des interactions complexes entre la physiologie du patient, son état psychosocial et les soins de santé correspondants. Les composants des différents systèmes interagissent à des échelles de temps variables (de la seconde à la décennie) et à des échelles spatiales différentes (de la biologie moléculaire à la politique nationale en matière de soins de santé) dans les contraintes

des environnements physiques et culturels. Les déductions tirées des approches réductionnistes et heuristiques expérimentales conventionnelles sont limitées, voire impraticables ; par conséquent, de nouvelles approches holistiques basées sur les systèmes sont clairement nécessaires. Il est de plus en plus reconnu que l'application de méthodes de simulation peut offrir une approche novatrice pour relever les multiples défis actuels auxquels sont confrontés les soins de santé.

L'idée de ce projet de recherche est de minimiser autant que possible le déroulement des actions et les goulots d'étranglement, qui se trouvent la plupart du temps, comme le suggère la littérature, dans les processus d'admission, d'allocation des ressources et de sortie. Ainsi, comme nous l'avons mentionné précédemment dans l'aperçu de la recherche, nous avons eu l'idée de diviser l'ensemble du processus d'admission, de traitement, d'allocation des ressources (qui est une procédure parallèle dans l'ensemble du processus de soins médicaux) et de sortie en trois problèmes subséquents principaux, ce qui nous permet de traiter chacun séparément mais pas indépendamment. Sachant que de nombreux points méritent d'être examinés dans ce cas et sous différents aspects, nous avons choisi d'aborder le cas spécifique des patients souffrant de maladies cardiovasculaires. La question ici est de savoir de quelles données nous avons besoin. Devons-nous collecter ces données ? Si oui, quelles sont les normes à suivre ? Si ce n'est pas le cas, quels critères devons-nous prendre en compte pour choisir une base de données pratique ? Et après la collecte, comment ces données seront-elles analysées et utilisées ? Une fois les données collectées et prêtes, comment allons-nous les utiliser ? et ainsi de suite.

4. Collecte et analyse des données

Comme le suggèrent de nombreux articles de la littérature et les procédures médicales également mentionnées dans de nombreuses directives et bulletins d'information, le diagnostic primaire est l'étape la plus importante vers la guérison. En 2017, le département de la santé et les centres de contrôle et de prévention des maladies (CDC) [185] ont publié un guide médical modifié pour diagnostiquer les patients suspectés d'avoir des antécédents de facteurs de risque ou tout symptôme indiquant un dysfonctionnement cardiaque. La procédure comprend la mesure des signes vitaux et l'imagerie du cœur. Les protocoles les plus connus sont :

L'échocardiographie (Echo)

Il utilise des ondes sonores pour produire des images en direct du cœur. Il permet de suivre l'évolution des caillots sanguins dans le cœur, des fluides dans le sac autour du cœur, des problèmes d'aorte, du pompage, des dysfonctionnements, des pressions dans le cœur. Il s'agit en effet d'un élément clé pour déterminer la santé du muscle cardiaque, notamment après une crise cardiaque. Sans entrer les détails de chaque type d'échocardiogramme, y compris les échocardiogrammes transthoraciques, Trans-œsophagiens, etc. La procédure et les matériaux sont totalement sûrs.

Études électrophysiologiques (EPS)

Cette technique est un peu plus compliquée, car elle nécessite que le médecin insère de petites électrodes en fil métallique fin dans une veine de l'aîne. Il ou elle fera ensuite passer les électrodes filaires dans la veine et dans le cœur. Il détermine avec précision tout

dysfonctionnement du cœur. Cependant, il peut provoquer des saignements et des ecchymoses à l'endroit où le cathéter est introduit dans une veine, endommager le vaisseau dans lequel le cathéter est introduit, former des caillots sanguins à l'extrémité du cathéter qui peuvent se détacher et se déplacer dans un vaisseau et, rarement, provoquer une infection ou endommager le système de conduction du cœur.

Électrocardiogramme (ECG)

Illustration de l'activité électrique du cœur sous forme d'enregistrement de signaux électriques. Il s'agit d'un test commun et indolore utilisé pour détecter rapidement les problèmes cardiaques et surveiller la santé du cœur. Elle peut être effectuée dans un cabinet médical, une clinique ou une chambre d'hôpital. Les appareils ECG sont un équipement standard dans les salles d'opération et les ambulances. Même dans certains cas, des appareils personnels, comme les montres intelligentes, permettent de surveiller l'ECG. Les principaux avantages de cette procédure de diagnostic sont qu'aucune préparation spéciale n'est nécessaire pour un électrocardiogramme standard et qu'il n'y a pas de risque de choc électrique pendant le test car les électrodes utilisées ne produisent pas d'électricité. Les électrodes enregistrent uniquement l'activité électrique de votre cœur. Les dispositifs permettant de mesurer l'activité électrique du cœur sont largement disponibles.

Angiographie interventionnelle

L'angiographie diagnostique et interventionnelle est une procédure radiologique au cours de laquelle on injecte dans les vaisseaux sanguins (artères ou veines) un colorant qui apparaît sur une radiographie pour détecter les rétrécissements ou les blocages. Cette technique est utilisée pour détecter tout dysfonctionnement ou blocage des artères. Son principal inconvénient est la possibilité de provoquer d'éventuelles allergies et réactions du corps au colorant.

Mise en œuvre des défibrillateurs cardioverseurs (ICD) et d'autres dispositifs et suivi ultérieur

Aujourd'hui, un défibrillateur cardioverseur est un dispositif alimenté par une batterie à placer sous la peau pour suivre le rythme cardiaque, d'où le nom de mise en œuvre. Des fils fins relient le ICD au cœur. Si un rythme cardiaque anormal est détecté, l'appareil délivrera un choc électrique pour rétablir un rythme cardiaque normal si le cœur bat de façon chaotique et beaucoup trop vite. La valeur ajoutée la plus importante de cette procédure est de prévenir la mort subite chez les patients présentant une tachycardie ou une fibrillation ventriculaire connue et soutenue. Des études ont montré qu'ils pouvaient jouer un rôle dans la prévention des arrêts cardiaques chez les patients à haut risque qui n'ont pas eu, mais risquent d'avoir, des arythmies ventriculaires potentiellement mortelles.

4.1. Acquisition des données

En raison de cette comparaison, ainsi que de la complexité et des risques dommageables, certaines procédures sont exclues de la liste. Par exemple, nous ne savons pas s'il faut utiliser ECG ou Echo comme procédure médicale de collecte de données. Ainsi, voici les deux principaux facteurs pour lesquels nous avons choisi d'utiliser les signaux ECG. Tout d'abord, Echo a besoin de certaines conditions préexistantes qui ne peuvent être traitées dans une

chambre d'hôpital et qui prennent du temps à être traitées. Deuxièmement, la grande disponibilité des appareils de surveillance ECG. À partir de ce point précis, les données utilisées dans notre recherche sont à la fois primaires et secondaires.

4.1.1. Données primaires

Les données primaires consistent en des données empiriques collectées par le chercheur sur le terrain pour étayer les données secondaires existantes par des résultats supplémentaires. Comme l'étude de cas a une nature exploratoire concernant l'investigation de nouvelles applications et combinaisons de technologies nouvelles et complexes dans le système de santé, il est recommandé de collecter des données primaires et de ne pas utiliser uniquement des données secondaires. La collecte de données primaires est effectuée de manière continue tout au long du processus de thèse et comprend plusieurs méthodes différentes de collecte de données. Bien sûr, il existe de nombreuses méthodes de collecte de données, mais comme nous allons utiliser ces données pour les patients atteints de maladies cardiovasculaires, nous allons collecter les signaux ECG. Avant d'entrer dans les détails de la collecte de ces données, il est essentiel de comprendre les considérations éthiques. Le concept ici est ce que l'on appelle les soins basés sur des protocoles, qui comprennent des directives cliniques, des protocoles et des algorithmes, des parcours de soins, des procédures et des directives pour les groupes de patients. L'objectif des procédures est de promouvoir la pratique fondée sur les preuves (PFP) et de normaliser les soins. La PFP est également un moyen d'accroître l'autonomie de certains groupes dans le domaine des soins de santé, par exemple les infirmières et le personnel ambulancier, et d'évaluer et de vérifier les compétences nécessaires à l'exécution de certaines tâches. Les protocoles et les algorithmes sont définis comme des instructions écrites complètes sur la façon d'accomplir une tâche spécifique et les parcours de soins sont définis comme une description de l'ensemble du passage pour un patient type avec un diagnostic spécifique, de l'admission à la sortie. Un parcours de soins peut inclure des directives cliniques et/ou des protocoles et/ou des algorithmes imbriqués à certains points du parcours.

4.1.2. Données secondaires

Contrairement aux données primaires, l'équivalence secondaire n'est pas un résultat direct des objectifs et des questions de recherche de la thèse. Cependant, ceux sont des données collectées par d'autres chercheurs et qui peuvent être plus précieuses pour l'étude de cas car l'accessibilité des données est relativement élevée, et elles ont potentiellement moins de besoins en ressources pour le chercheur [186]. L'inclusion et l'analyse de données secondaires est une activité de recherche continue tout au long de la thèse. Les objectifs de la collecte et de l'utilisation des données secondaires sont divers. Tout d'abord, l'élaboration des objectifs généraux de la recherche fait appel à des données secondaires. L'orientation de l'énoncé du problème, les questions de recherche et la motivation de la recherche sont tous des résultats de l'analyse des données secondaires, basées sur des études et des résultats existants sur les nouvelles technologies, les défis dans le secteur de santé et d'autres domaines connexes. Une autre utilisation importante des données secondaires est menée par une recherche documentaire approfondie pour examiner la théorie concernant les données cliniques, l'assistant vocal numérique, l'IA dans les soins de santé et le flux de travail clinique. Nous présentons dans ce qui suit les principales bases de données que nous avons utilisées dans notre travail :

4.1.2.1.Base de données sur l'arythmie du MIT-BIH :

La base de données sur l'arythmie du MIT-BIH [187] contient 48 extraits d'une demi-heure d'enregistrements ECG ambulatoires à deux canaux, obtenus chez 47 sujets étudiés par le laboratoire d'arythmie du BIH entre 1975 et 1979. Vingt-trois enregistrements ont été choisis au hasard dans un ensemble de 4 000 enregistrements d'ECG ambulatoires de 24 heures recueillis auprès d'une population mixte de patients hospitalisés (environ 60 %) et non hospitalisés (environ 40 %) à l'hôpital Beth Israël de Boston ; les 25 autres enregistrements ont été choisis dans le même ensemble pour inclure des arythmies moins courantes mais cliniquement significatives qui ne seraient pas bien représentées dans un petit échantillon aléatoire. Les enregistrements ont été numérisés à 360 échantillons par seconde par canal avec une résolution de 11 bits sur une plage de 10 mV. Deux cardiologues ou plus ont annoté indépendamment chaque enregistrement ; les désaccords ont été résolus pour obtenir les annotations de référence lisibles par ordinateur pour chaque battement (environ 110 000 annotations au total) incluses dans la base de données.

Ce répertoire contient la totalité de la base de données d'arythmie du MIT-BIH. Environ la moitié (25 des 48 enregistrements complets, et les fichiers d'annotation de référence pour les 48 enregistrements) de cette base de données est disponible gratuitement ici depuis la création de Physio Net en septembre 1999. Les 23 fichiers de signaux restants, qui n'étaient disponibles que sur le CD-ROM de la base de données sur les arythmies du MIT-BIH, ont été mis en ligne ici en février 2005.

4.1.2.2.Base de données MIT-BIH sur le rythme sinusal normal :

Cette base de données [188] comprend 18 enregistrements ECG à long terme de sujets envoyés au laboratoire d'arythmie du Beth Israël Hospital de Boston (aujourd'hui Beth Israël Deaconess Medical Center). Les sujets inclus dans cette base de données n'ont pas présenté d'arythmies significatives ; il s'agit de 5 hommes, âgés de 26 à 45 ans, et de 13 femmes, âgées de 20 à 50 ans.

4.1.2.3.Base de données BIDMC sur l'insuffisance cardiaque congestive :

Cette base de données [189] comprend des enregistrements ECG à long terme de 15 sujets (11 hommes, âgés de 22 à 71 ans, et 4 femmes, âgées de 54 à 63 ans) présentant une insuffisance cardiaque congestive sévère. Ce groupe de sujets faisait partie d'un groupe d'étude plus important recevant un traitement médical conventionnel avant de recevoir l'agent inotrope oral ou la milrinone. De plus amples détails sur le groupe d'étude plus large sont disponibles dans la première référence citée ci-dessus.

Les enregistrements individuels ont chacun une durée d'environ 20 heures et contiennent deux signaux ECG, chacun étant échantillonné à 250 échantillons par seconde avec une résolution de 12 bits sur une plage de ± 10 millivolts. Les enregistrements analogiques originaux ont été réalisés à l'hôpital Beth Israël de Boston (aujourd'hui le Beth Israël Deaconess Medical Center) à l'aide d'enregistreurs d'ECG ambulatoires dont la largeur de bande d'enregistrement typique

était d'environ 0,1 Hz à 40 Hz. Les fichiers d'annotation ont été préparés en utilisant un détecteur automatique et n'ont pas été corrigés manuellement.

4.1.2.4. National Health Services- Hospital Episode Statistics data (NHS-HES):

National Health Services – Hospital Episode Statistics est une base de données [190] contenant des détails sur toutes les admissions, les consultations aux urgences et les rendez-vous en consultation externe dans les hôpitaux du NHS en Angleterre.

Initialement, ces données sont collectées pendant le séjour du patient à l'hôpital dans le cadre de l'ensemble de données de mise en service (CDS). Ces données sont soumises à NHS Digital pour traitement et sont retournées aux prestataires de soins de santé en tant qu'ensemble de données sur les services d'utilisation secondaire (SUS) et comprennent des informations relatives au paiement de l'activité entreprise. Il permet aux hôpitaux d'être payés pour les soins qu'ils dispensent.

Ces mêmes données peuvent également être traitées et utilisées à des fins non cliniques, telles que la recherche et la planification des services de santé. Comme ces utilisations ne sont pas liées aux soins directs aux patients, elles sont appelées "utilisations secondaires". Il s'agit de l'ensemble des données HES.

Les données HES couvrent tous les groupes de commissions cliniques (CCG) du NHS en Angleterre, y compris :

- Patients privés traités dans des hôpitaux du NHS ;
- Patients résidant en dehors de l'Angleterre ;
- Les soins dispensés par les centres de traitement (y compris ceux du secteur indépendant) financés par le NHS.

Chaque enregistrement HES contient un large éventail d'informations sur un patient individuel admis dans un hôpital du NHS, notamment :

- Des informations cliniques sur les diagnostics et les opérations
- Les informations sur le patient, telles que la tranche d'âge, le sexe et l'origine ethnique
- Les informations administratives, telles que les dates et les méthodes d'admission et de sortie
- Des informations géographiques telles que le lieu où les patients sont traités et la région où ils vivent

Nous appliquons un contrôle strict de la divulgation statistique, conformément au protocole de NHS Digital, à toutes les données HES publiées. Cela permet de supprimer les petits nombres pour empêcher les personnes de s'identifier et d'identifier les autres, afin de garantir la confidentialité des patients.

4.1.2.5. Répertoire d'informations médicales des soins intensifs connu par MIMIC III :

Nous avons utilisé la base de données MIMIC-III [191] qui contient des données anonymes sur la santé de plus de 40 000 patients ayant été hospitalisés dans les unités de soins intensifs du

Beth Israël Deaconess Medical Center à Boston, Massachusetts, entre 2001 et 2012. Les données de MIMIC-III sont divisées en 26 tableaux, chacun comprenant un type et un flux de données spécifiques tels que les données démographiques, les mesures des signes vitaux, les résultats des tests de laboratoire, les procédures, les médicaments, les notes du personnel soignant, les rapports d'imagerie et la mortalité à la sortie.

4.2. Traitement et analyse des données MIMIC III et NHS-HES

La recherche documentaire approfondie établit le cadre théorique de la recherche dans la thèse et valide l'orientation et le choix des sujets de recherche. La dernière utilisation significative des données secondaires concerne une grande partie de l'analyse et de la discussion des résultats, des implications et de l'interprétation de la thèse. Les données primaires sont analysées, comparées, validées et discutées en référence à la théorie existante et aux résultats collectés par la recherche de données secondaires.

4.2.1. MIMIC III

Les tables sont liées par des identifiants primaires tels que subject-ID, hadm-ID et ICUStay-ID. Les mesures enregistrées sont fournies par les outils Philips et iMDSOft utilisés respectivement dans les systèmes d'information clinique CareVue et MetaVision. L'anonymat des patients a été incorporé conformément aux normes de l'HIPAA et au code fédéral des États-Unis. La dépersonnalisation comprend la suppression des dix-huit éléments de données d'identification définis par l'HIPAA, tels que le nom du patient, son numéro de téléphone, son adresse et des dates comme la date de naissance, la date d'admission, etc. Par la suite, nous avons calculé l'âge des patients et utilisé les dates qui leur sont associées dans une approche basée sur les intervalles, dans laquelle les dates sont décalées dans le futur, entre 2100 et 2200, de manière à préserver les intervalles.

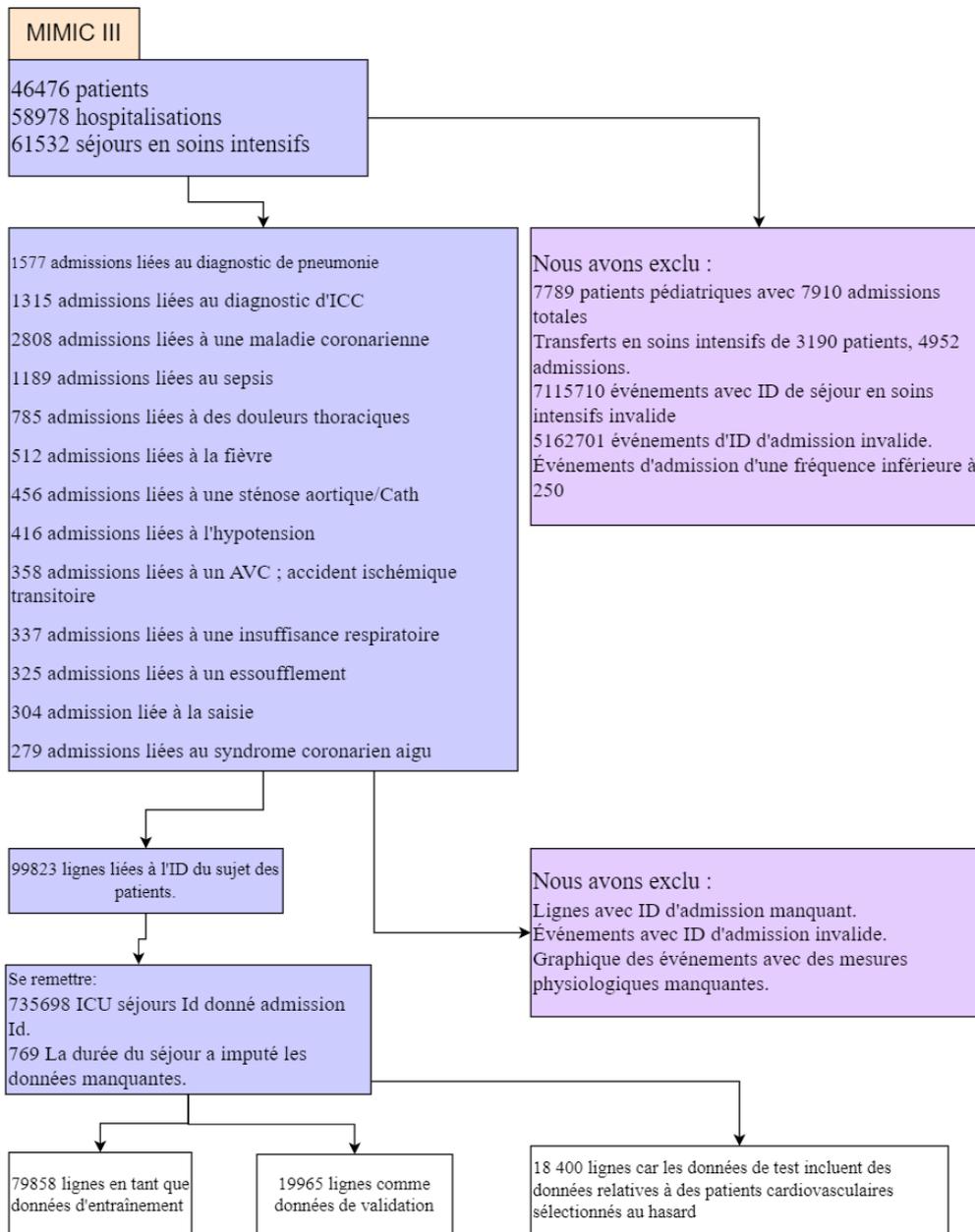
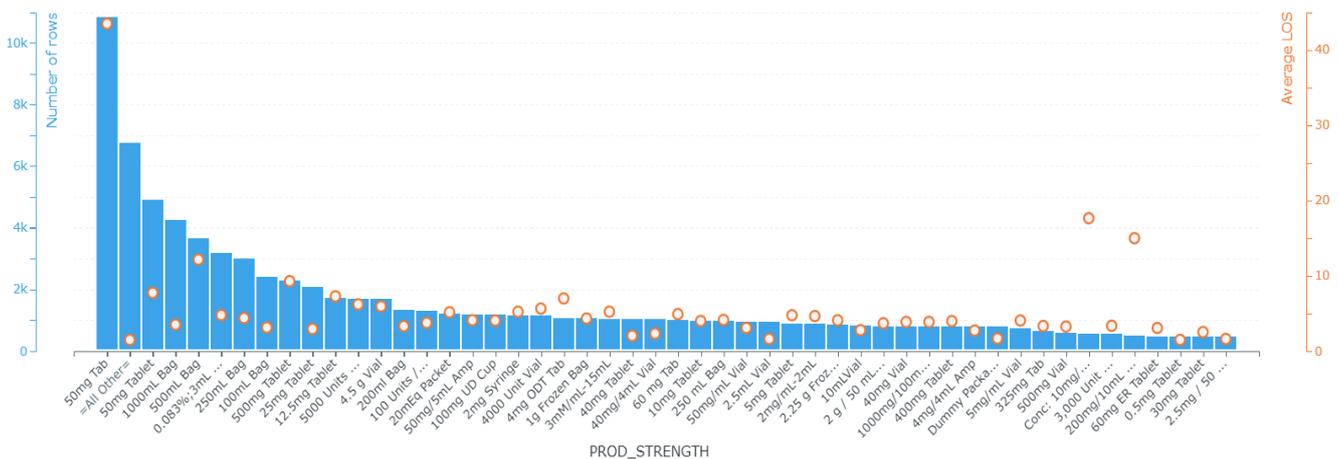


Figure 17 : Processus de génération de données MIMIC III

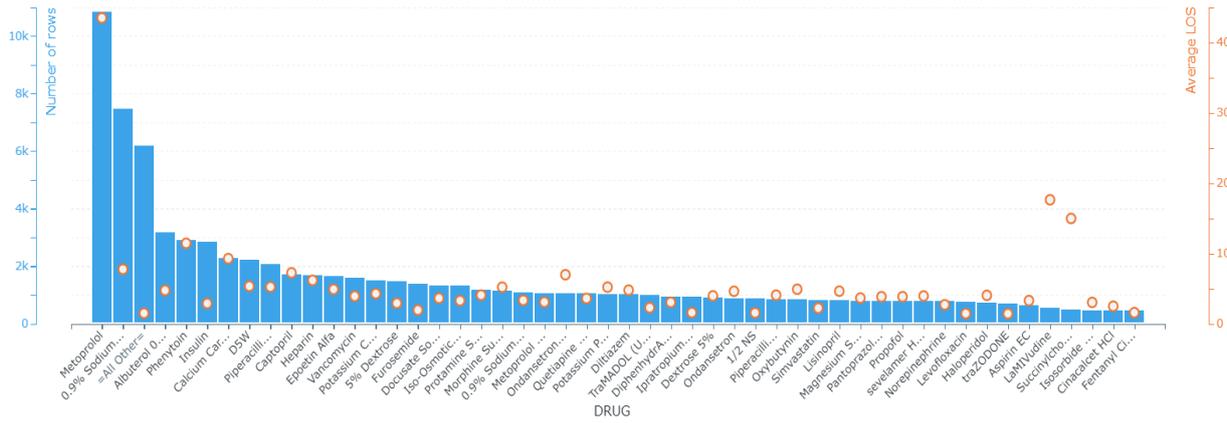
La maladie coronarienne est une affection dans laquelle les artères coronaires sont rétrécies ou obstruées, provoquant des douleurs thoraciques, une insuffisance cardiaque congestive et/ou un syndrome coronarien aigu. Un tel blocage de l'irrigation sanguine d'une zone du muscle cardiaque ou ischémie peut entraîner la mort des tissus cardiaques en quelques minutes. Pour soulager la douleur en réduisant la charge de travail du cœur, prévenir l'apparition de douleurs thoraciques et de symptômes coronariens aigus, inverser le rétrécissement d'une artère coronaire ou ouvrir une artère obstruée, les médecins utilisent généralement des nitrates, des bêtabloquants, des inhibiteurs calciques, des inhibiteurs de l'enzyme de conversion de l'angiotensine, des statines, des antiplaquettaires et des anticoagulants, respectivement et parfois en association. En revanche, l'insuffisance cardiaque est un trouble lié à l'incapacité du cœur à répondre aux exigences de l'organisme en termes de flux sanguin, de congestion du sang et de régularité des battements. Cette affection est souvent due à des causes cardiaques telles que la

maladie coronarienne, la myocardite, les troubles des valves cardiaques et autres, ou à des causes non cardiaques telles que l'hypertension artérielle, l'anémie, l'insuffisance rénale et autres. Le traitement d'une telle affection peut comprendre des diurétiques et des nitrates pour soulager les symptômes liés à la douleur, des inhibiteurs de l'enzyme de conversion de l'angiotensine, des bêtabloquants et des antagonistes de l'aldostérone pour contribuer à la réussite des changements de traitement.

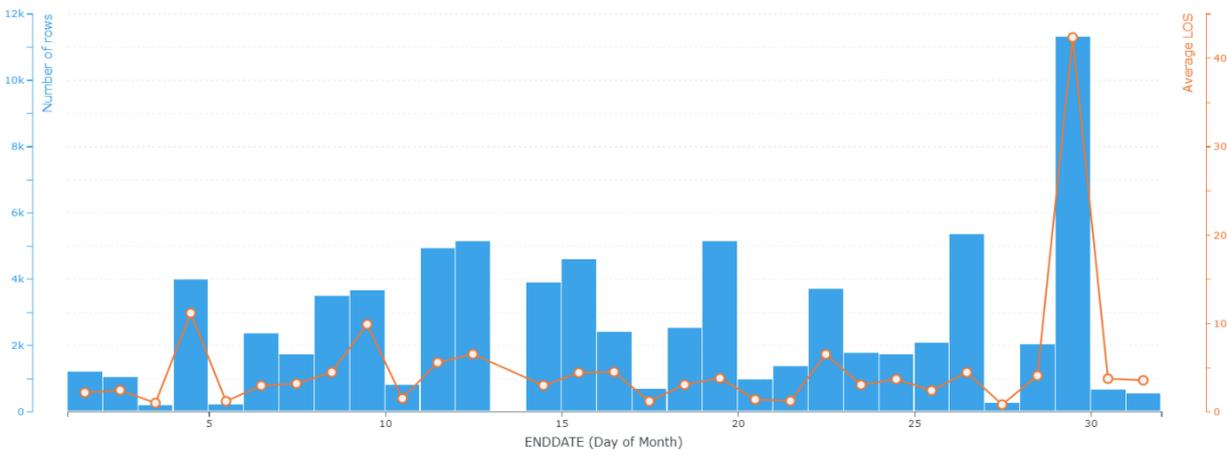
Dans le processus de compréhension des paramètres physiologiques des patients, nous avons remarqué que certains de ces paramètres sont enregistrés à une fréquence plus basse que d'autres, comme la pression sanguine non invasive. Ces données manquantes, nous avons pu les traiter en utilisant la pression artérielle invasive qui était contrôlée en permanence. Dans d'autres cas, les données manquantes ont été remplacées par la médiane de la variable concernée, telle que la durée du séjour. Nous avons également extrait des modèles informatifs à partir des données physiologiques des patients et de l'ordre chronologique des événements entre l'admission et la sortie. Ces caractéristiques ont d'abord été identifiées à partir des tableaux MIMIC III des admissions, des événements du dossier, des séjours en soins intensifs et des prescriptions, en fonction de leur pertinence logistique et clinique connue pour nos critères d'évaluation cibles. Nous avons déterminé l'importance univariée de chaque caractéristique par rapport à la variable cible. Cette technique nous a permis de rendre notre ensemble de données plus facile à interpréter et de comprendre comment les données sont distribuées au sein de cette population spécifique de patients, car elle traite des interrelations entre les différentes caractéristiques temporelles et physiologiques et les décisions de sortie. La figure 18 représentent la corrélation basée sur la sélection des caractéristiques chronologiques liées au moment où les patients ont été admis et sortis des unités de soins intensifs, en plus de l'importance des caractéristiques liées aux prescriptions et aux schémas physiologiques.



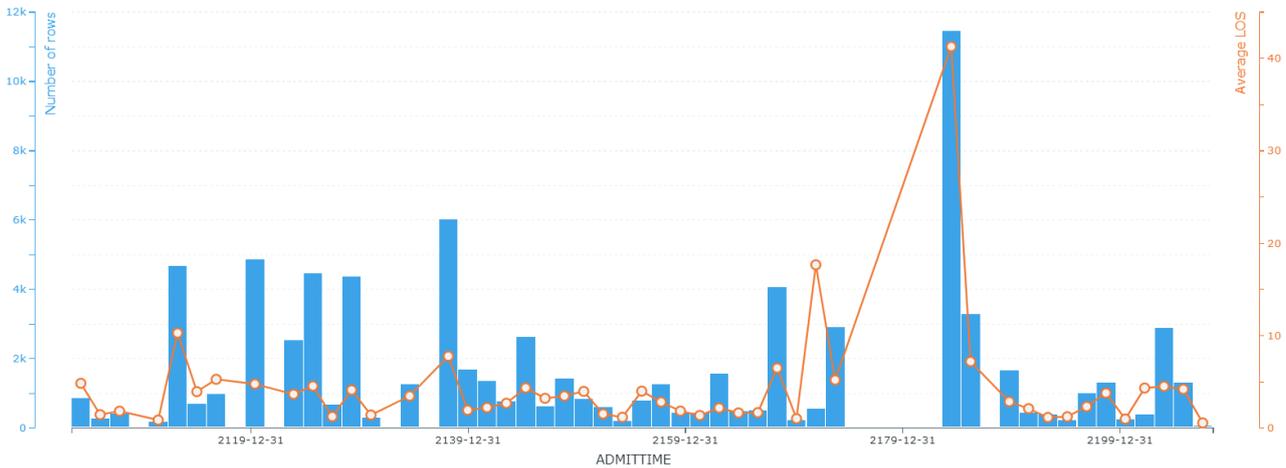
(a)



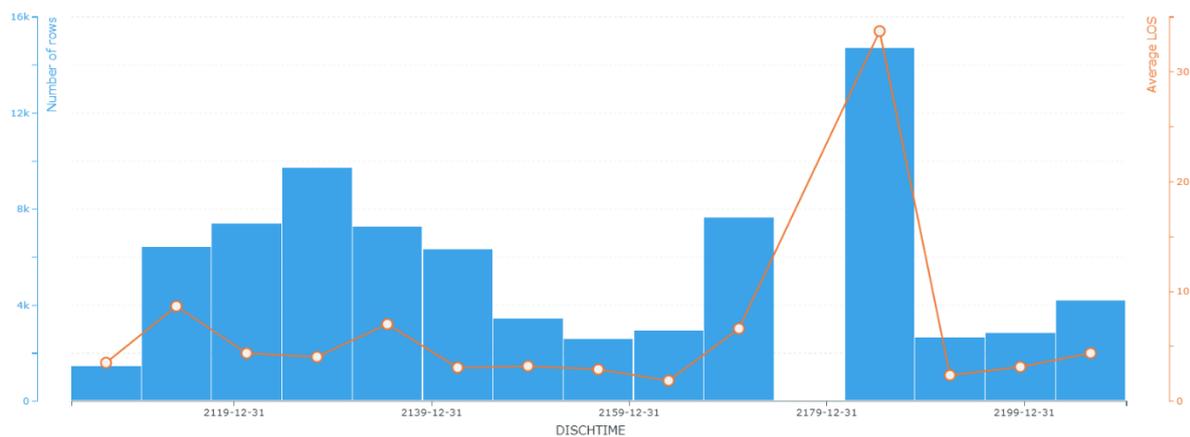
(b)



(c)



(d)



(e)

Figure 18 : Sélection de caractéristiques informatives. a) et b) représentent la corrélation entre le dosage et le type de médicament et la décharge, respectivement. La figure c) représente le temps entre le début et la fin d'un traitement médicamenteux. d) et e) représentent le moment chronologique de l'admission, l'entrée et la sortie des unités de soins intensifs et la durée du séjour dans les unités de soins intensifs.

Comme le montrent les figures (figure 18-a et figure 18-b), l'utilisation du métoprolol, de la vancomycine, du chlorure de sodium à 0,9 %, de l'insuline, de l'héparine, du dextrose à 5 % (à noter qu'il est également abrégé en D5W dans la base de données MIMIC III), du dextrose isosmotique, de l'ondansétron ODT, de la phénytoïne, de la pipéracilline-Tazobactam-NA permet de prévenir les crises cardiaques en abaissant la pression artérielle, en empêchant la formation de caillots sanguins et en combattant les infections bactériennes. Alors qu'un taux constant d'admissions aux urgences et en chirurgie est plus susceptible d'être suivi d'un pic de sortie, comme on peut le remarquer, alors que l'admission et la sortie des USI suivent les schémas de l'admission globale, plus les admissions ont augmenté, plus les admissions et les sorties des USI ont augmenté et diminué, respectivement (Figure 18-c et Figure 18-d).

En revanche, les dates de début et de fin sont plus susceptibles d'être constantes, ce qui signifie que les patients présentant la même pathologie prennent des durées similaires pour une description donnée. Les médicaments tels que les hypocholestérolémiants, les insulines, les inhibiteurs de l'enzyme de conversion de l'angiotensine, les diurétiques, les bêtabloquants, les hypoglycémisants et les inhibiteurs calciques, ainsi que leurs combinaisons, conçus dans la plupart des cas pour traiter les arythmies, les artères, les maladies coronariennes, les douleurs thoraciques et l'hypotension, sont ceux qui présentent la plus forte probabilité de sortie précoce. Dans les fichiers de l'ensemble de données, il n'y a aucune indication d'événement indésirable vécu par un patient lié à un traitement médicamenteux qui interfère avec la réalisation de l'objectif souhaité de ce traitement.

4.2.2. Traitement et analyse de la base de données NHS

La base de données HES (Hospital Episode Statistics) contient les enregistrements des admissions de patients hospitalisés, des rendez-vous de patients externes et des visites d'accidents et d'urgences dans les hôpitaux du NHS (National Health Services) en Angleterre.

Cela inclut les dossiers des patients financés de manière indépendante qui sont traités par un prestataire du NHS et les dossiers des résidents non anglophones. La base de données contient également les enregistrements des admissions dans des prestataires indépendants (hors NHS) lorsque ce traitement est financé par le NHS19. Des mécanismes transfrontaliers existent pour le traitement des résidents d'autres pays au Royaume-Uni et des ressortissants étrangers. Les taux de traitement transfrontaliers sont relativement faibles mais doivent être pris en compte lors de l'analyse des liens. Par exemple, la base de données anglaise HES pour 2013/14 comprend ~57 000 épisodes d'hospitalisation, ~277 000 rendez-vous de patients externes et ~49 000 consultations d'accidents et d'urgences pour des patients résidant au Pays de Galles (bien que ces données représentent une part importante de la base de données).

Les données de l'enregistrement HES sont structurées en épisodes et en périodes et regroupées dans différents domaines de données. Les admissions de patients à l'hôpital peuvent être considérées comme comprenant des périodes de soins continus dans un établissement prestataire, qui peuvent à leur tour être subdivisées en épisodes (figure 19 ci-dessous), c'est-à-dire des périodes de soins continus dispensés par un seul consultant (bien qu'en pratique, le consultant désigné puisse être arbitraire étant donné que la responsabilité du consultant peut être partagée au sein d'une équipe). Chaque ligne du jeu de données HES sur les soins aux patients admis contient l'enregistrement d'un seul épisode. Ceux-ci peuvent à leur tour être regroupés en périodes d'admission. Une période commence lorsqu'un patient est admis pour des soins et qu'un consultant prend la responsabilité des soins de cette personne. Une période se termine lorsqu'un patient sort de l'hôpital, est transféré ou meurt.

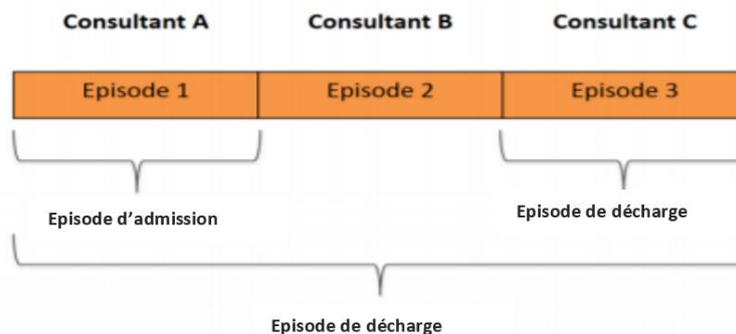


Figure 19 : Épisodes et périodes dans les données d'admission des patients des Hospital Episode Statistics

La plupart des périodes d'admission des patients ne comportent qu'un seul épisode. Toutefois, le dossier du patient devient plus compliqué lorsque plusieurs consultants d'un même établissement traitent un même patient. Il en résulte que plusieurs épisodes sont générés au sein d'une même période d'hospitalisation (par exemple, la Figure 19 illustre une période d'hospitalisation comprenant trois épisodes). Cela peut être dû au fait qu'un patient est traité pour des conditions différentes, ou qu'il est transféré vers un autre consultant au sein du même établissement prestataire. L'ensemble de données HES est généralement considéré comme relevant de quatre domaines principaux, chacun d'entre eux étant considéré comme un produit de données distinct par NHS Digital, et chacun d'entre eux ayant un historique et une période de couverture différents. Chacun de ces ensembles de données comprend des informations cliniques (généralement les diagnostics primaires et autres attribués ; les procédures primaires et autres effectuées), des informations sociodémographiques, des informations administratives

(comme les données sur les temps d'attente, les itinéraires d'admission) et des identifiants de personne (y compris les informations sur la résidence géographique), d'événement et de prestataire (y compris les informations sur le prestataire géographique). Le contenu complet de la base de données HES est détaillé dans le dictionnaire de données HES en ligne [192]. Le dictionnaire de données comprend à la fois les champs CDS et les champs dérivés. Il contient également des notes sur les processus de nettoyage des données.

Avant de commencer à extraire des informations pertinentes de l'ensemble de données, nous devons appliquer certaines étapes de traitement des données - bien sûr, pas de nettoyage, car les données sont déjà propres :

La plupart des étiquettes de variables et de valeurs proviennent directement des dictionnaires de données du NHS. Nous avons également utilisé des boucles externes telles que le codage international comme la CIM-10, l'OPCS4 et d'autres codages de diagnostic et de traitement [193-194-195]. Les variables qui décrivent les organisations de santé ont été étiquetées à l'aide de ces sources externes. Celles-ci ont été appliquées aux données, mais toutes les valeurs de l'ensemble de données n'ont pas pu être associées à une étiquette, de sorte qu'il existe des codes sans étiquette.

Identification des épisodes et des périodes HES, NHS organise administrativement les données par périodes et épisodes hospitaliers qui sont enregistrés séparément comme un enregistrement unique (ligne de données) par patient. Un épisode est défini par le NHS comme une période continue de soins prodigués à un patient admis, sous la responsabilité d'un consultant au sein d'un établissement de soins. Une période d'hospitalisation est définie par le temps total passé par un patient dans un hôpital offrant les mêmes soins, de la date d'admission à la date de sortie. Les périodes peuvent contenir un seul épisode ou plusieurs épisodes chez le même prestataire de soins. Si un patient est transféré à un autre consultant du même prestataire de soins, ce nouvel épisode fera partie de la même période mais sera enregistré dans une nouvelle ligne. Les données administratives du NHS ne fournissent une date de sortie que si l'épisode a été le dernier service fourni par un consultant/médecin de ce prestataire de santé. Par conséquent, les épisodes multiples peuvent être identifiés en examinant les enregistrements qui ont la même date d'admission (date d'admission variable). Seul le dernier épisode des périodes aura une date de sortie (variable date). Les épisodes précédents du même sort n'ont pas de date de sortie. Les membres de la cohorte peuvent avoir plusieurs épisodes dans le cadre de la même période enregistrée avec la même date d'admission chez un seul prestataire de soins de santé ou peuvent avoir différents épisodes dans le cadre de différentes périodes dans le même hôpital ou chez différents prestataires de soins de santé.

Les admissions à l'hôpital comprennent les épisodes de traitement qui nécessitent l'utilisation d'un lit d'hôpital, bien que cela ne signifie pas nécessairement qu'il y ait eu une nuitée. Les admissions peuvent être électives ou d'urgence. Les champs clés du jeu de données Admission to Patient Care (APC) sont illustrés ci-dessous (Figure 20) et une documentation complète peut être trouvée dans le dictionnaire de données HES APC mentionné précédemment.

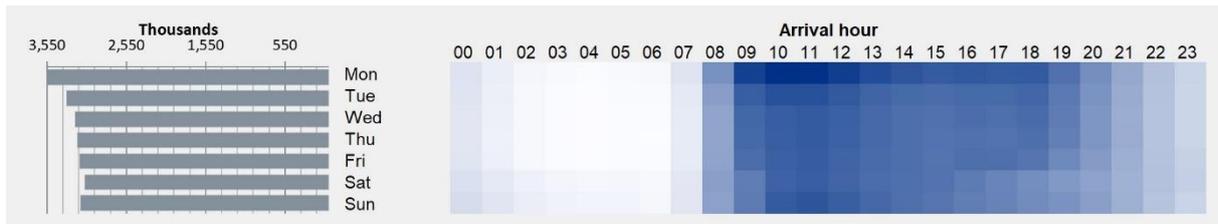


Figure 20 : Présences aux urgences par heure d'arrivée et jour de la semaine

Cet ensemble de données contient des informations essentielles pour notre recherche, telles que le diagnostic et les procédures des patients, des informations relatives aux patients comme leur âge, leur sexe, leur groupe ethnique, etc., ainsi que des informations administratives comme le mode d'admission (électif ou d'urgence, naissance, transfert) et bien sûr d'autres informations très relatives. L'objectif de cette partie de l'ensemble des données est d'identifier une analogie du taux d'admission, du taux d'arrivée et d'autres informations très importantes pour prédire les ressources et la trajectoire des patients dans l'hôpital. Dans ce qui suit, nous examinons de près ces modèles.

- Le lundi est la journée la plus fréquentée. Chaque jour de la semaine, le volume le plus élevé de visites se situe entre 10h00 et 12h00.
- C'est aux premières heures de la matinée que le nombre d'arrivées en ambulance est le plus faible, mais la proportion de personnes arrivant en ambulance est la plus élevée.
- C'est en journée que le nombre total d'arrivées en ambulance est le plus élevé, mais la grande majorité des personnes arrivent par d'autres moyens.
- La plupart des dossiers de soins intensifs ont débuté un jour de semaine (232 115 dossiers, soit 81,1 %).
- Le nombre de personnes qui passent plus de 4 heures par jour aux urgences est en augmentation constante. On constate une augmentation constante d'avril 2013 à avril 2014, la moyenne mobile sur 12 mois passant de 2 479 à 2 589. Toutefois, au cours des cinq dernières années, l'augmentation a été plus marquée et le nombre moyen de patients passant plus de quatre heures aux urgences a plus que triplé.
- En proportion de toutes les présences de patients, les deux heures entre 8h00 et 9h59 ont le plus faible pourcentage (15 %) de présences passant plus de 4 heures aux urgences.

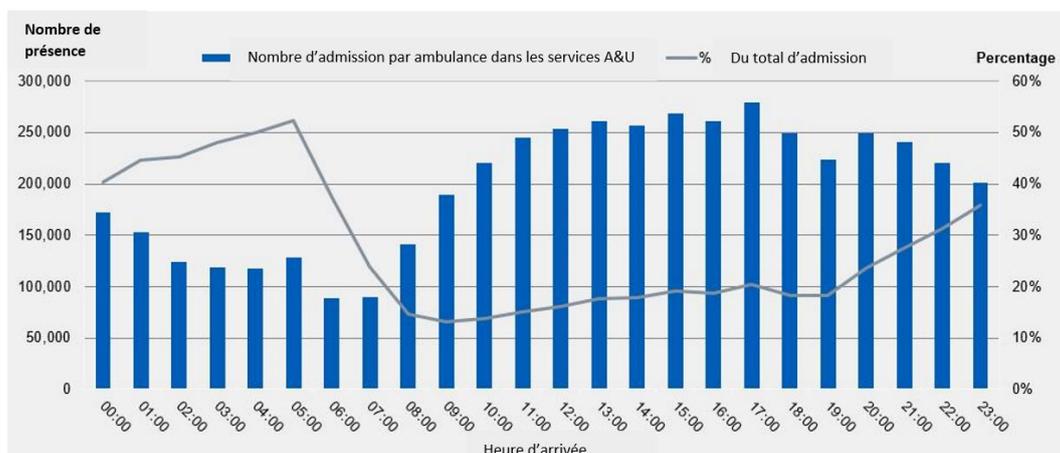


Figure 21 : Présences aux urgences lorsque le patient est arrivé par ambulance (Source : HES)

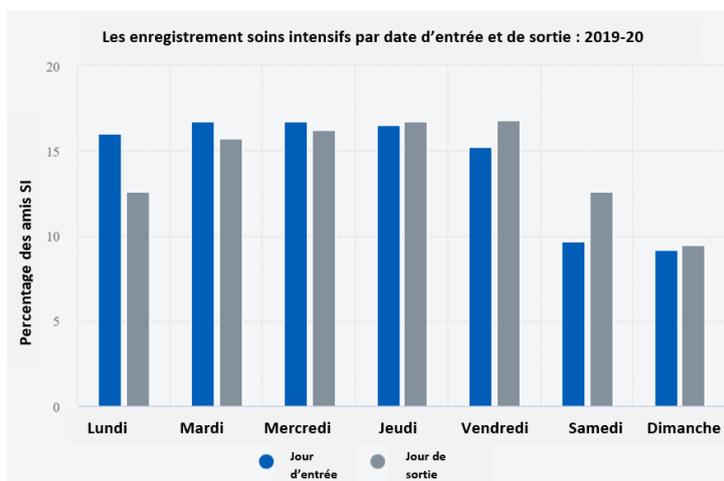


Figure 22 : Enregistrements de soins intensifs par jour de début et de fin d'activité, 2019-20

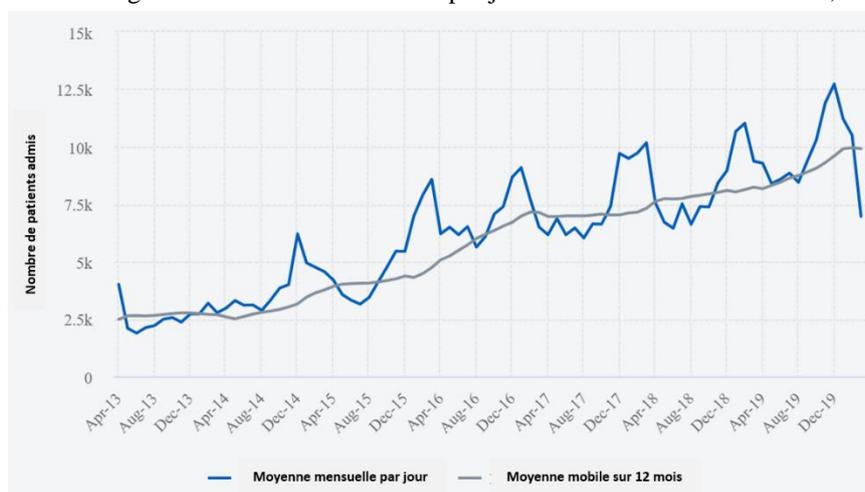
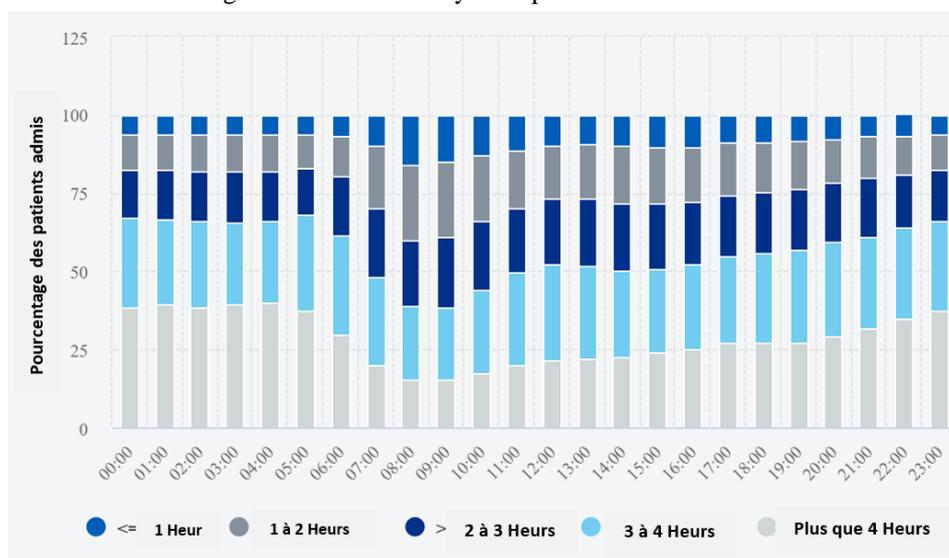
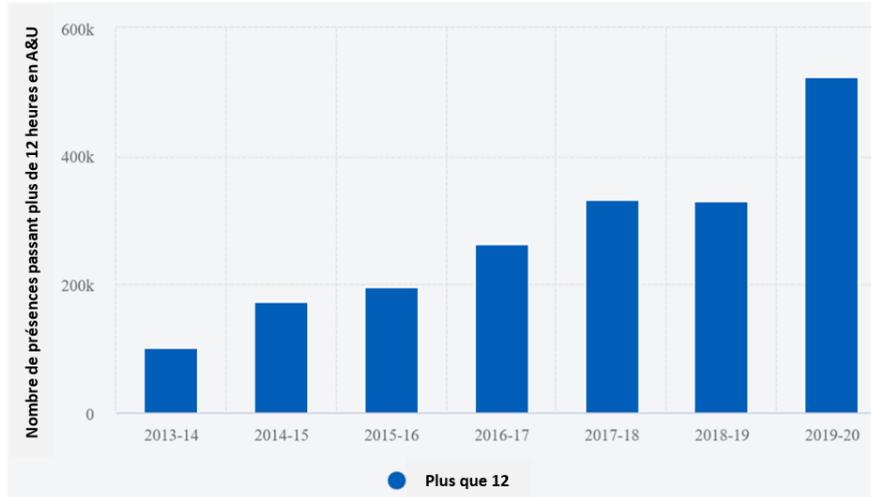


Figure 23 : Nombre moyen de présences sur 4 heures

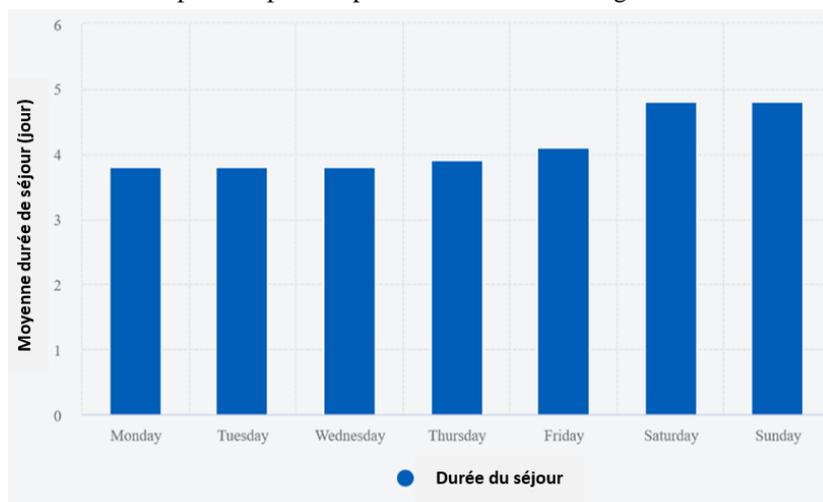


a.

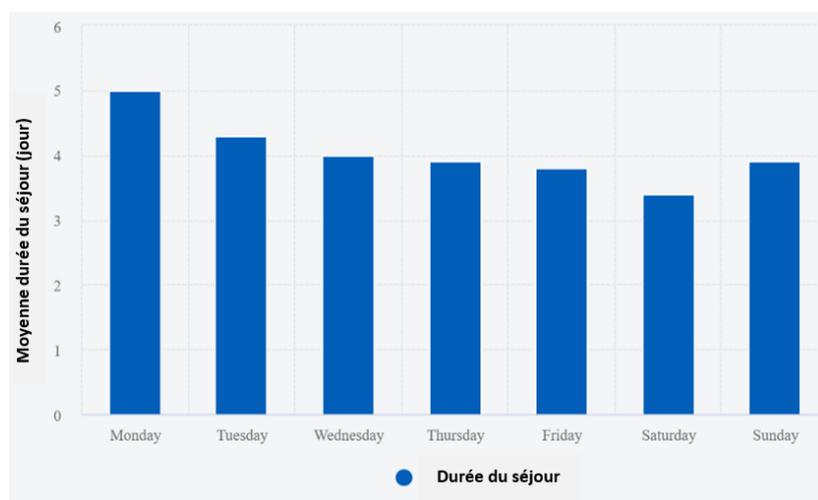


b.

Figure 24 : a. Temps total en A&E de l'heure d'arrivée au transfert, à l'admission ou à la sortie. B. Les patients passent plus de 12 heures aux urgences dès leur arrivée



a.



b.

Figure 25 :a. Durée moyenne de séjour par jour d'entrée 2019-2020. b. Durée moyenne de séjour par jour de sortie 2019-2020.

Jusqu'à présent, notre calcul de l'occupation des lits a pris en compte les variations quotidiennes représentées dans le NHS sous forme de quatre trimestres pour représenter une année. Les lits se remplissent et se vident en fonction des arrivées des patients (comme le montre la figure 26), du taux d'admission et du taux de sortie.

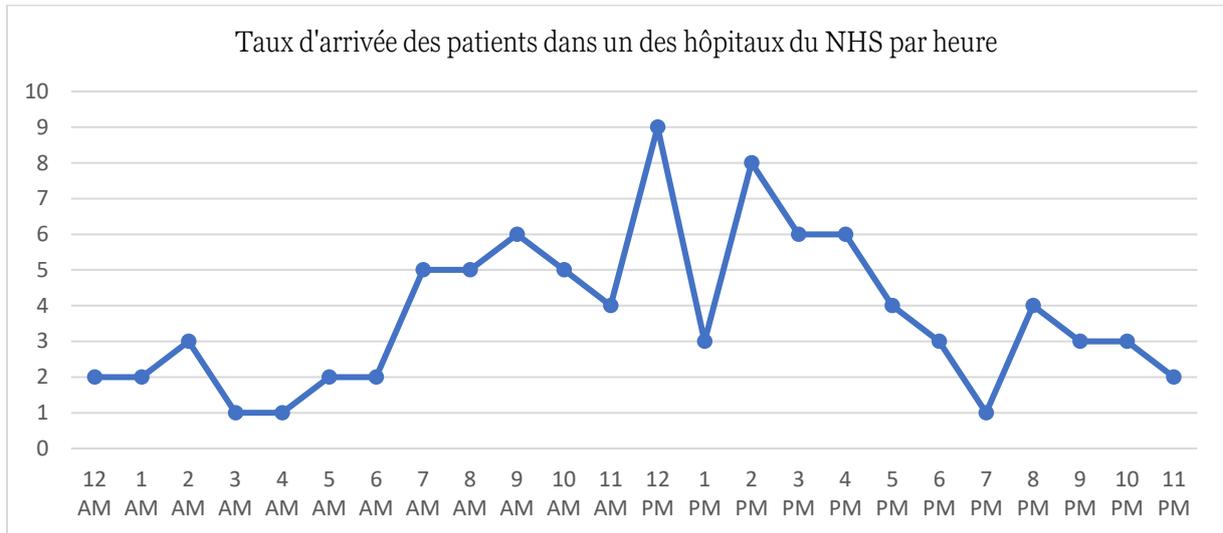


Figure 26 : Occupation des lits - patients arrivant dans neuf départements considérés et sur un trimestre de quatre ans

5. Conclusion

Le système de soins de santé actuel est confronté à des défis majeurs auxquels les professionnels de la santé doivent être préparés. Ce chapitre décrit ces défis. Dans les lignes qui suivent, nous proposerons des solutions à ces défis. Pour cette raison, nous avons utilisé et traité différents ensembles de données.

Si nous résumons l'ensemble des défis en deux catégories majeures nous allons trouver : triage des patients et gestion des ressources médicales. Dans les chapitres 3 et 4 nous allons présenter nos contributions scientifiques afin de répondre à ces défis en utilisant l'intelligence artificielle et l'internet des objets.

Chapitre 3 : Diagnostic automatique des patients : Étude de cas « les maladies cardiovasculaires »

1. Introduction

Les maladies cardiovasculaires (MCV) constituent un ensemble de troubles affectant le cœur et les vaisseaux sanguins. Cette anomalie peut être directement causée par l'hypertension, l'athérosclérose, les maladies coronariennes, le diabète, les cardiopathies valvulaires, la cardiomyopathie dilatée, la cardiomyopathie hypertrophiée ou la cardiomyopathie restrictive. Ils peuvent également être la conséquence d'une mauvaise alimentation, d'une consommation excessive d'aliments transformés, de l'obésité, du stress, d'une mauvaise hygiène et d'une activité physique insuffisante. Les causes déclarées peuvent entraîner des complications de différents niveaux, allant d'infections légères à des crises cardiaques entraînant la mort. En effet, les maladies cardiaques sont la première cause de morbidité et de mortalité dans le monde. En 2016, l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS) a estimé un nombre de 17,9 millions de décès dus aux maladies cardiovasculaires, ce qui représente 31 % de l'ensemble des décès dans le monde, dont 85 % sont dus à une crise cardiaque ou à un accident vasculaire cérébral. Plus des trois quarts des décès enregistrés ont lieu dans des pays à revenu faible ou intermédiaire [196]. En 2015, les maladies cardiovasculaires ont causé deux fois plus de décès que le cancer du poumon au Royaume-Uni. Une étude menée par [197] a révélé un nombre de 22 000 décès par an au Royaume-Uni la même année. Aux États-Unis, le chiffre est plus critique puisque l'OMS a rapporté 2155 comme nombre quotidien de décès dus à des maladies cardiaques. Les Centres de Contrôle et de prévention des Maladies (CDC) ont publié en 2012 une étude [198] sur les facteurs de risque des maladies cardiovasculaires. L'étude a révélé qu'environ la moitié des Américains (47 %) présentent au moins un des trois principaux facteurs de risque conduisant à des anomalies du fonctionnement du cœur, à savoir le tabagisme, l'hypertension artérielle (HTA) et l'hypercholestérolémie (HBC). Dans le rapport Statistiques des maladies cardiaques et des accidents vasculaires cérébraux-2018 Update [199] publié en mars 2018 par l'Association Américaine du Cœur (AHA), CDC, les Instituts Nationaux de la Santé (NHI) et d'autres agences gouvernementales. Le rapport a constaté que la HTA et la HBC avec le diabète mellitus, le syndrome métabolique et les maladies rénales représentent les facteurs de risque les plus affectants conduisant à des complications très sévères à l'origine des MCV.

2. Dynamique de la solution proposée

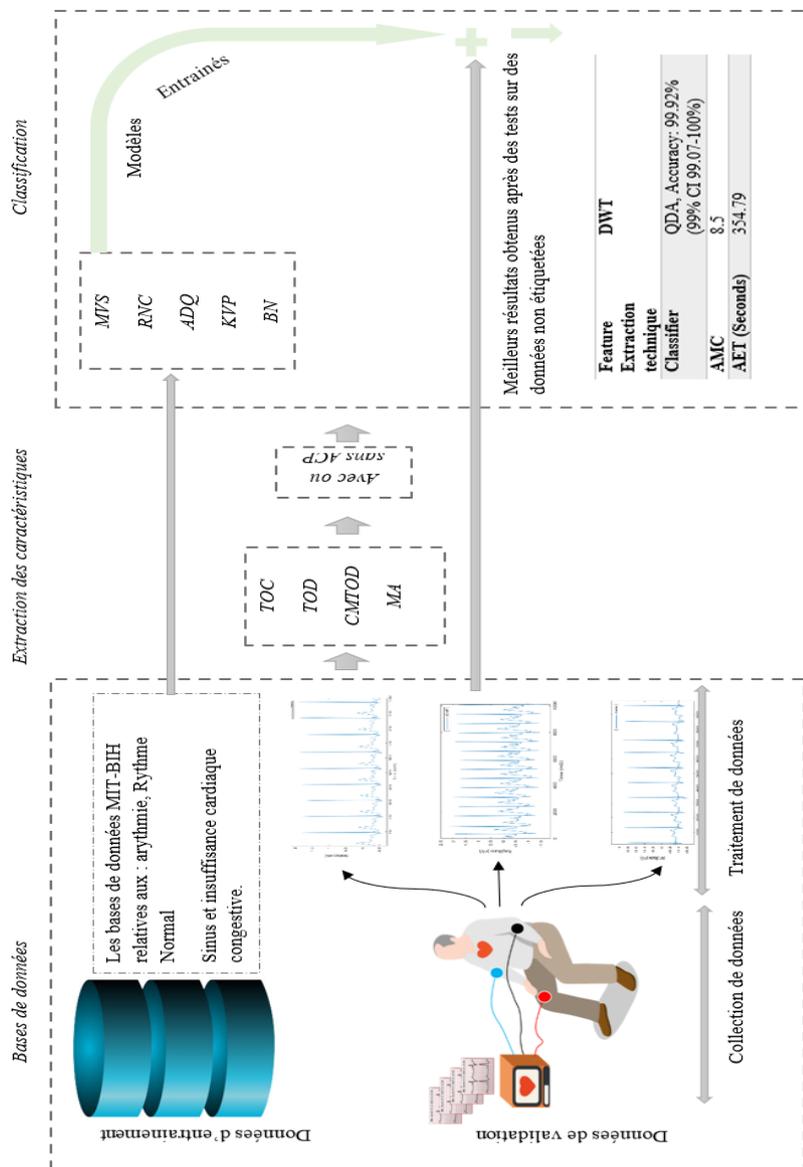
L'ECG est un signal composé des ondes P-QRS-T qui fournit un enregistrement de l'activité électrique périodique du cœur. Les signaux ECG constituent la méthode non invasive la plus courante pour le diagnostic des MCV. L'onde "P" correspond à la contraction des oreillettes, et le complexe "QRS" à la contraction des ventricules. Le complexe "QRS" est beaucoup plus grand que l'onde "P" en raison de la différence relative de la masse musculaire des oreillettes et

des ventricules, qui masque la relaxation des oreillettes. La relaxation des ventricules est visible sous la forme de l'onde "T" [200-201]. Comme il s'agit d'une représentation temps-fréquence, l'utilisation de méthodes d'extraction de caractéristiques dans le domaine temporel ne peut pas fournir une grande précision pour le diagnostic de toutes anomalies cardiovasculaires. Selon un rapport de Registre des Paramètres de Qualité des Soins pour l'Infarctus Aigu du Myocarde en 2016 [199], seuls 68,1% des Américains souffrant de MCV bénéficient d'un enregistrement ECG dans les 10 premières minutes de leur arrivée à une institution médicale. Pour faire face à ce problème d'indisponibilité, de nombreuses études sont menées sur le diagnostic automatisé des anomalies cardiaques à l'aide de signaux ECG. [201] ont combiné l'analyse en composantes indépendantes du noyau pour l'extraction de caractéristiques non linéaires et la transformée en ondelettes discrètes pour l'extraction dans le domaine des fréquences. Ils ont utilisé la machine à vecteurs de support comme classificateur optimisé à l'aide d'un algorithme génétique. Le modèle a utilisé la base de données Arythmie MIT et a atteint une précision de 97,3 %. [202-203] ont utilisé les vecteurs propres pour extraire les caractéristiques de quatre classes de signaux ECG : Rythme sinusal normal, insuffisance cardiaque congestive, fibrillation auriculaire et tachycardie ventriculaire. Les caractéristiques extraites ont été classées à l'aide d'un réseau neuronal récurrent (RNN) qui a atteint 98,06 % et d'une machine à vecteurs de support (SVM) qui a donné une précision de 98,33 %. [204], d'autre part, a utilisé l'entropie des paquets d'ondelettes pour décomposer les signaux ECG et calculer l'entropie des coefficients décomposés comme caractéristiques représentatives. Ils ont utilisé forêt aléatoire pour classer les caractéristiques extraites. Le modèle suit les recommandations d'Association pour le progrès de l'instrumentation médicale (MIPA) et le schéma inter-patients. Le modèle qu'ils ont proposé a atteint une précision de 94,61 %. [205] ont utilisé la dimension fractale locale comme méthode d'extraction de caractéristiques et KNN comme classificateur. Ils ont obtenu une précision de 99,49 %. [206] a comparé l'impact de différentes méthodes d'extraction de caractéristiques (transformée en ondelettes discrètes (DWT), transformée en ondelettes continues (CWT) et transformée en cosinus discrète (DCT)) et de classificateurs, à savoir SVM et Perceptron multicouche (MLP). La classification des signaux de la base de données d'arythmie MIT-BIH a été évaluée en utilisant l'erreur quadratique moyenne qui a atteint sa valeur optimisée en utilisant DWT-MLP et DWT-SVM. [207] a utilisé KNN avec $k=5$ et la distance euclidienne pour classifier la polysomnographie (PSG) qui comprend des signaux ECG. Le modèle a atteint une précision de 90 %. En 2005, [208] a utilisé une combinaison de transformée en ondelettes et de modélisation autorégressive comme techniques d'extraction de caractéristiques et un SVM avec un noyau gaussien comme classificateur. Le modèle a atteint une précision de 99,68 %. [209] a utilisé la DWT et l'analyse en composantes indépendantes (ACI) pour extraire des caractéristiques de la base de données d'arythmie MIT-BIH disponible publiquement et recommandée par AAMI EC57 :1998. La base de données de l'étude est composée de cinq classes de battements ECG pour entraîner les fonctions du noyau SVM. En utilisant le noyau quadratique du SVM, le modèle a atteint une précision globale de 98,49%.

La plupart des modèles existants sont testés en utilisant la même taille de données et évalués en fonction de leur précision et, dans certains cas, des normes AAMI [210]. L'objectif de cette partie est de comparer les performances de plusieurs techniques de transformation non linéaires : CWT, DWT, modèle autorégressif (AM) et MODWT avec l'entropie de Shannon (SE) Le choix de l'utilisation de MODWT basée sur les valeurs SE s'appuie sur deux travaux qui ont démontré l'efficacité de cette technique [204-211]. Toutes les configurations des modèles sont entraînées et testées avec ou sans analyse en composantes principales (PCA). Les

caractéristiques représentatives sont ensuite utilisées comme données de test pour différents classificateurs, à savoir CNN, SVM, KNN, et les analyses discriminantes et Naïve Bayes. Les résultats sont évalués en fonction du coût des mauvaises classifications, de l'intervalle de confiance, du temps d'exécution et de la précision globale de la classification. Dans notre travail, nous nous sommes concentrés sur l'utilisation des dernières méthodes utilisées par les experts pour l'extraction de caractéristiques de différents signaux physiologiques non stationnaires [212-213].

Malgré l'existence de nombreuses techniques de domaines de transformation et d'approches de classification, l'extraction de caractéristiques informatives et non redondantes à partir de signaux bruts est une tâche très difficile dans les applications d'apprentissage automatique et notamment dans le domaine médical. L'importance statistique de ces méthodes a rarement été prise en considération.



**TOD/D : Transformée en Ondelettes Continue/Discrete. CMTOD : Chevauchement maximal TOD. MA : Modélisation Autoregressive.

** CMEC : coût moyen des erreurs de classification. TEM : Temps d'exécution moyen.

Figure 27 : Architecture de notre approche pour diagnostiquer automatiquement les patients atteints de MCV. L'objectif principal de cette approche est de construire un système d'aide à la décision robuste et précis qui peut aider à réduire le service de diagnostic d'étranglement en attribuant la lecture et la classification des signaux ECG des patients souffrant d'arythmie et d'insuffisance cardiaque congestive à un système de diagnostic automatisé hautement précis et confiant.

Pour permettre à chaque classificateur d'apprendre et de s'entraîner aux principaux modèles de battements cardiaques normaux et anormaux, nous avons entraîné nos classificateurs avec trois bases de données différentes : les bases de données d'arythmie MIT-BIH, de rythme sinusal normal et d'insuffisance cardiaque congestive BIDMC, et nous avons testé la capacité de ces classificateurs à catégoriser les nouvelles données non étiquetées recueillies auprès de 12 patients. Les signaux ECG enregistrés contiennent 72000 échantillons. Pour évaluer les performances de notre modèle, nous utilisons quatre techniques différentes : la précision de classification globale, l'intervalle de confiance, le coût des erreurs de classification et le temps d'exécution nécessaire à chaque algorithme pour extraire et classer les données de l'ensemble de test.

2.1. Traitement des données

Pour collecter nos propres données, nous avons utilisé un dispositif basé sur l'IoT que nous avons conçu afin d'être en même temps : un dispositif précis et peu coûteux. Plus de détails sur les données utilisées seront discutés dans la section contribution. Cependant, il est important de souligner que la conception de ce système a fait l'objet de nombreuses discussions afin d'intégrer les éventuelles préoccupations des patients dans les exigences de conception et d'aboutir à un plan clair de ce système basé sur l'IoT. La figure 28 illustre les mesures prises pour le réaliser.

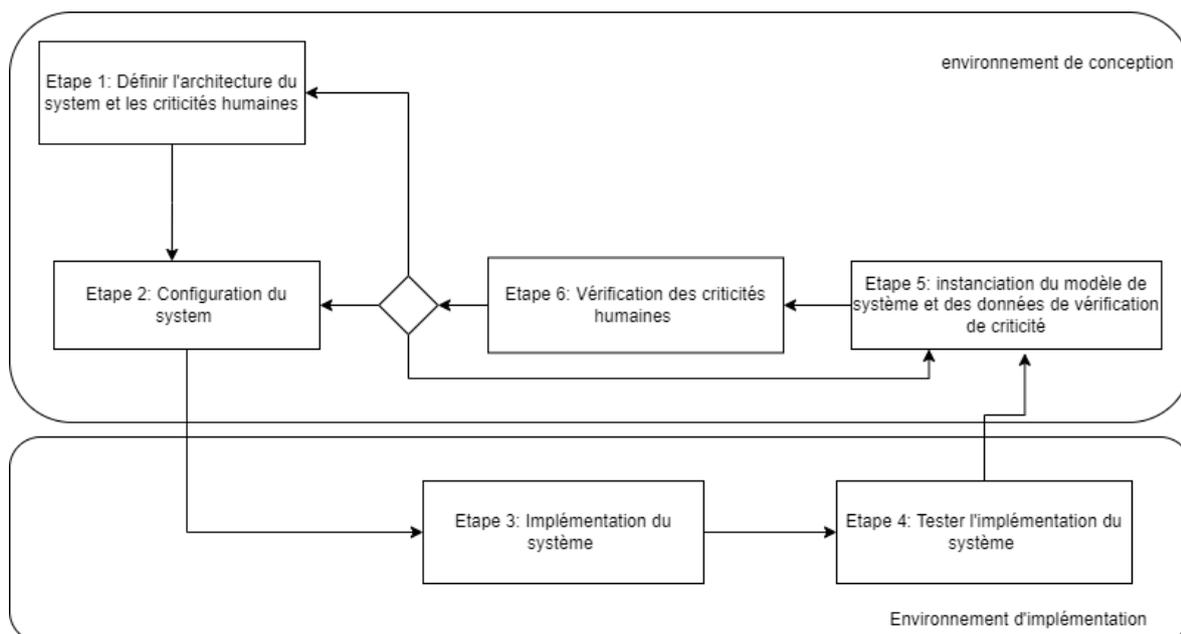


Figure 28 : Étape par étape pour obtenir les propriétés structurales d'un système basé sur l'IoT

Nous avons défini des composants de base du système décrits par des propriétés structurelles dont les valeurs peuvent être définies au cours des étapes ultérieures. Dans ce cas, notre système compromet les capteurs médicaux qui détiennent des propriétés telles que la taille, la consommation de batterie, etc. A noter qu'il peut y avoir des composants composites, en comprenant d'autres et formant la hiérarchie de la structure du système.

Les données brutes ne peuvent pas être utilisées comme entrée dans un algorithme, quel qu'il soit, car les données non traitées peuvent provoquer l'interférence de données inutiles ou manquantes avec les données réelles que nous voulons décrire ou utiliser comme point de départ. Pour cette raison, une fois que nous avons collecté les données par les deux voies : primaire ou secondaire, nous avons traité ces données. Le traitement comprend l'élimination des impulsions bruyantes qui peuvent être causées par l'activité électrique des muscles des sujets, tout mouvement qu'ils font ou d'autres bruits. Ensuite, une autre phase commence à déterminer les pics du signal, ce qui nous permettra d'extraire les caractéristiques importantes du signal et de préciser lequel utiliser dans des utilisations spécifiques, ici les utilisations spécifiques signifient des pathologies cardiovasculaires bien définies. Les données collectées sont classées en deux catégories déterminées par la manière dont elles ont été collectées : les données primaires et les données secondaires.

Protocole expérimental :

Sujets et approbation éthique : douze non-fumeurs, soit neuf hommes et trois femmes, se sont portés volontaires pour participer à notre étude. Six d'entre eux souffrent d'arythmie, une d'insuffisance congestive et cinq ont un rythme cardiaque normal. Tous les sujets ne souffrent d'aucun type d'allergie ou d'autres maladies autres que les maladies cardiovasculaires, les sujets féminins n'étaient pas enceints, et tous les sujets avaient entre 45 et 60 ans. 24 heures avant l'enregistrement, nous avons demandé aux sujets de se reposer suffisamment, de s'abstenir de tout type d'exercice et de ne consommer aucun type de stimulant comme la caféine. Les sujets ont reçu une explication verbale sur l'expérience et ce à quoi elle sert.

Protocole expérimental : nous avons instrumenté des volontaires avec un capteur ECG à une seule dérivation, comme le montre la figure ci-dessous. Le principal avantage de ce circuit est sa flexibilité, il peut être facilement connecté à n'importe quel type d'ordinateur portable et peut être utilisé à tout moment et n'importe où, il peut être utilisé dans les zones rurales et les villes, car l'instrument ne nécessite pas de connexion spéciale, ni de batterie. Le circuit consiste en un capteur AD8232 connecté à Arduino Uno. Les disques tiennent 6 minutes et 13 secondes dans une chambre hermétique.

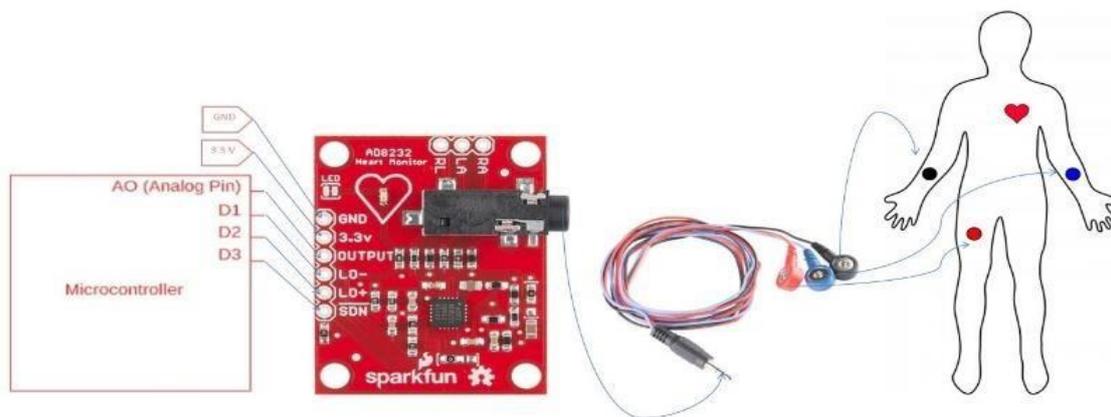
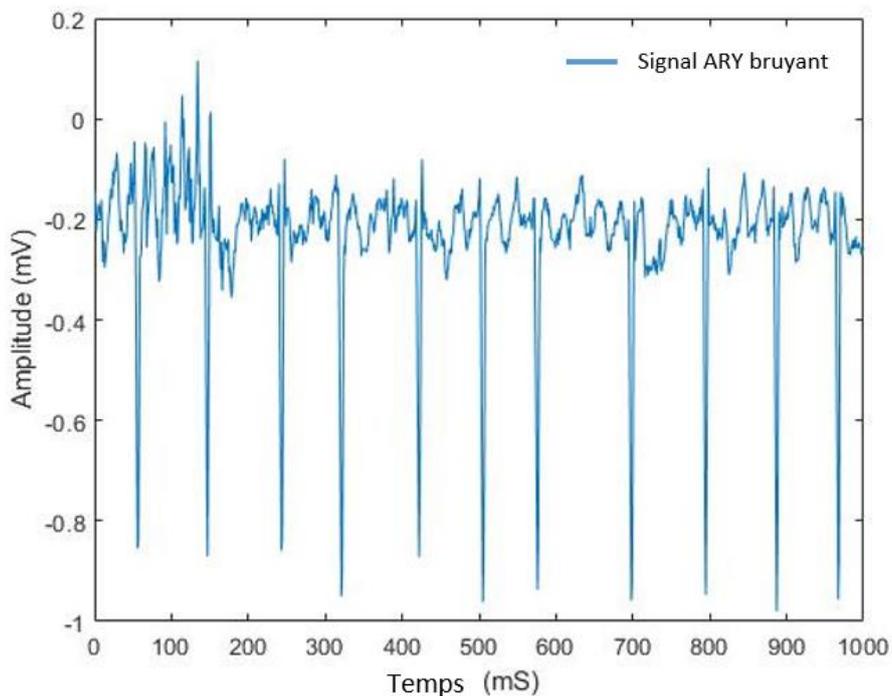


Figure 29 : Le circuit expérimental pour collecter le signal ECG

Il y a trois fils principaux responsables de la mesure de la différence de potentiel électrique entre les bras et les jambes. Dans cette démonstration, nous avons examiné les fils d'un des membres et enregistré la différence de potentiel électrique entre deux bras, comme le montre la figure ci-dessus. Comme dans toutes les mesures de dérivation ECG, l'électrode connectée à la jambe droite est considérée comme le nœud de masse. Voici des exemples de signaux collectés :



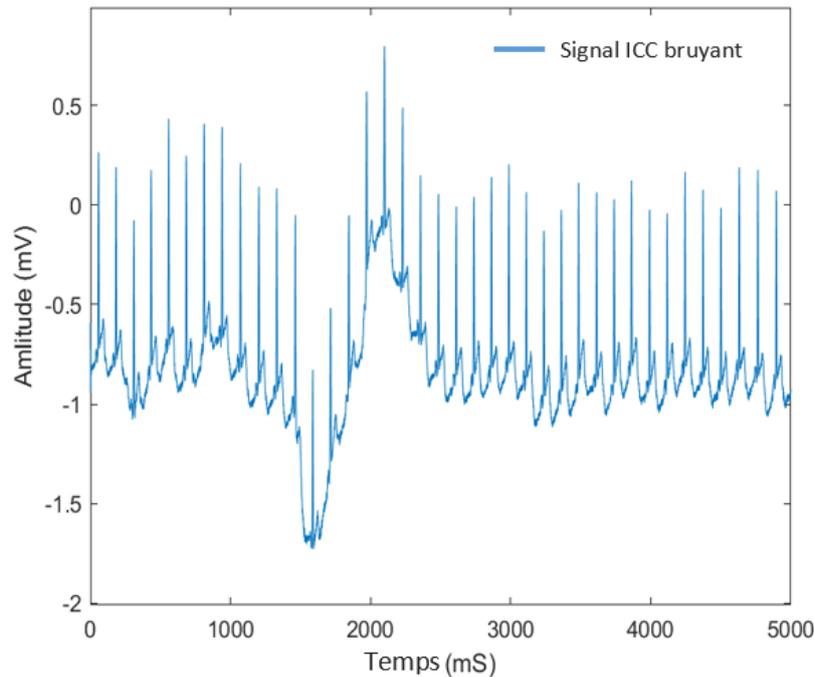


Figure 30 : Représentation du signal ECG brut collecté avant traitement à l'aide d'Arduino

Pour toutes les mesures et utilisations de l'ECG, il existe une série de traitements de base qui doivent être effectués avant toute analyse et interprétation. Les bruits provenant de l'instrumentation, les contractions musculaires, les interférences des lignes électriques et la dérive de la ligne de base peuvent fausser l'analyse correcte d'un signal ECG donné. Pour obtenir des performances élevées et augmenter la précision de notre système, nous avons filtré nos enregistrements pour éliminer les hautes fréquences et les bruits liés aux instruments. Les autres techniques et méthodes de prétraitement et d'analyse utilisées dans notre projet de recherche seront discutées dans la section traitement et analyse.

Afin de tirer des informations des signaux ECG à analyser, d'extraire des informations pertinentes et de sélectionner les caractéristiques que nous utiliserons dans nos modèles de classification, nous avons adopté une approche de débruitage puis de traitement.

Étape de débruitage: pour nous plonger dans le processus de débruitage, nous devons d'abord comprendre à quoi doit ressembler un signal ECG débruité et quelles sont les principales ondes de ce signal. La forme d'onde de l'ECG est un signal électrique d'une valeur d'amplitude de 0,5mV à 1mV et il contient 6 ondes réparties en deux vagues, deux segments et un complexe. La première activité électrique du cœur, notée intervalle PR, part de l'oreillette droite et provoque la dépolarisation de la chambre de l'oreillette, ce qui oblige le sang désoxygéné à sortir par la veine cave inférieure et supérieure vers le ventricule droit. Dans le complexe QRS, les deux ventricules commencent à pomper ; le ventricule droit pompe le sang désoxygéné dans les poumons pour l'oxygéner, et le ventricule gauche pompe le sang fraîchement oxygéné dans le reste du corps. L'intervalle QT comprend le complexe QRS ou la dépolarisation des ventricules, le segment ST qui est la partie isoélectrique de l'ECG et l'onde T où les ventricules du cœur se repolarisent à nouveau pour commencer un nouveau cycle de battements cardiaques. La figure ci-dessous présente l'aspect d'un signal ECG normal.

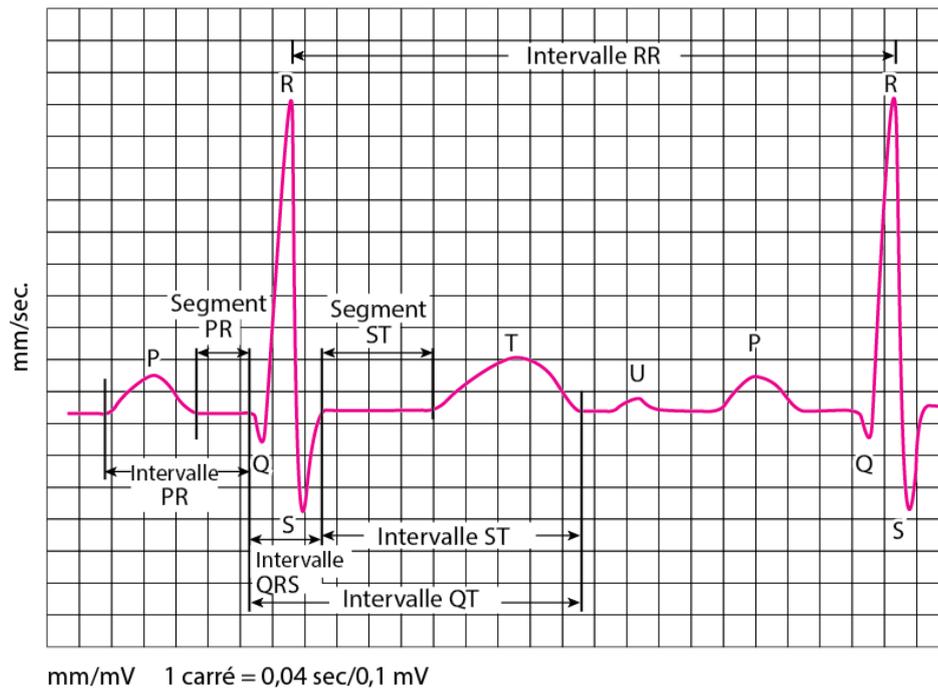


Figure 31 : Forme d'onde d'un signal ECG

Dans ce qui suit, nous considérons trois sources principales de bruits. Il est très important de comprendre ces bruits avant de se plonger dans les techniques pour les filtrer [114].

1. *Erreur de ligne de base* : artefact de basse fréquence causé principalement par la respiration, les mouvements du corps, un mauvais contact des électrodes et l'impédance peau-électrode. L'amplitude et la durée de l'errance dépendent des propriétés des électrodes, des propriétés des électrolytes, de l'impédance de la peau et des mouvements du corps. Cette dérive de la ligne de base est d'une ampleur pouvant atteindre environ 15 % de la déviation à pleine échelle, l'amplitude ECG de crête à crête sur une plage de fréquence de 0,15-0,3 Hz. Une fréquence respiratoire anormale et le mouvement des électrodes modifient l'ECG en augmentant la fréquence d'errance et en provoquant des artefacts de mouvement, respectivement. Les ondes basses (BW) déforment le segment ST et les autres composantes LF du signal ECG, ce qui entraîne un diagnostic erroné de l'infarctus du myocarde, du syndrome de Brugada et d'autres anomalies liées au segment ST.
2. *Interférence des lignes électriques* : les bruits sont causés par les couplages inductifs et capacitifs des lignes électriques $50/60 \pm 0,2$ Hz pendant l'acquisition du signal ECG. Il est à bande étroite avec une largeur de bande <1 Hz et une amplitude pouvant atteindre 50% de la DSE. Le mélange du contenu du PLI avec l'ECG déforme la morphologie des signaux. Cela entraîne des distorsions de l'onde P, ce qui conduit à un diagnostic erroné des arythmies auriculaires comme l'hypertrophie et la fibrillation auriculaires.
3. *Artéfacts musculaires* : Le bruit MA est causé par les activités électriques des muscles, qui résultent des mouvements des yeux et des muscles ainsi que des battements du cœur. Les sources typiques d'MA sont les mouvements musculaires près de la région de la tête, comme les mouvements du cou, la déglutition, etc. Les activités électriques dues aux contractions musculaires ont une durée d'environ 50 ms entre DC et 10 000 Hz, l'amplitude étant d'environ 10% FSD. Le MA entraîne une distorsion des ondes locales

des signaux ECG en raison d'une correspondance de fréquence dans la plage de 0,01-100 Hz. Il est donc difficile de débruiter les signaux pour reconnaître correctement les différentes arythmies de l'ECG.

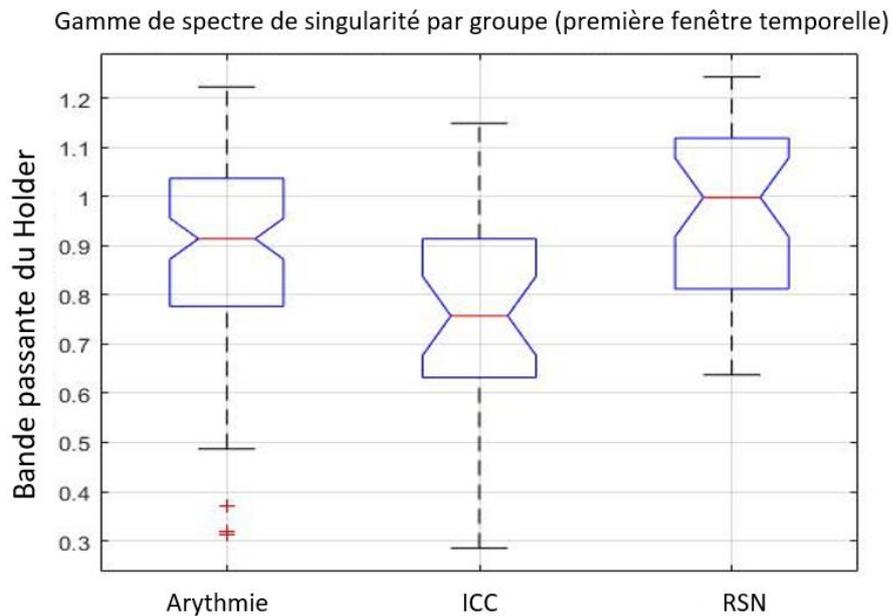


Figure 32 : Gamme de spectre de singularité par groupe

Il existe de nombreuses techniques de débruitage des signaux ECG et des catégories de ces techniques. Qui peuvent être regroupés en six grandes catégories :

- Modèles basés sur la décomposition en modes empiriques (EMD)
- Modèles d'auto-encodeurs basés sur l'apprentissage profond
- Modèles basés sur les ondelettes
- Modèles basés sur la spasticité
- Modèles basés sur des filtres bayésiens
- Modèles hybrides

Pour présenter rapidement ces techniques, la première catégorie appartient au débruitage de l'ECG à l'aide de l'EMD, qui est une méthode locale et adaptative dans l'analyse fréquence-temps. L'EMD est un mécanisme basé sur les données proposé par [215] et adapté aux signaux non linéaires et non stationnaires. Les techniques incluses dans la deuxième et troisième catégories sont statistiques [216] et sont utilisées pour extraire un modèle statistique du signal bruyant. La deuxième catégorie comprend les modèles auto-encodeurs (DAE) basés sur l'apprentissage profond [217], qui visent à régénérer un signal ECG propre à partir d'une version corrompue de celui-ci en optimisant la fonction objective. Les méthodes basées sur les ondelettes [218-219] appartiennent à la troisième catégorie et utilisent la transformée en ondelettes (WT) comme base pour le débruitage de l'ECG en décomposant le signal, en décidant du type de seuillage et en reconstruisant le signal. La quatrième catégorie utilise la propriété d'éparpillement [220-221] de l'ECG pour une optimisation éparsée afin de débruiter les signaux ECG. Une approche importante du débruitage est basée sur le filtrage adaptatif, qui traite des filtres bayésiens basés sur des modèles tels que le filtre de Kalman étendu (EKF), le lisseur de

Kalman étendu (EKS) et le filtre de Kalman non centré (UKF) [222]. La cinquième catégorie utilise des filtres bayésiens [223-224] pour introduire des changements dans le modèle ECG dynamique conventionnel du filtre de Kalman afin de débruiter les signaux ECG. La dernière catégorie est hybride et combine différentes méthodes disponibles dans la littérature. Certaines techniques de filtrage comme le filtrage conventionnel [225] et le filtrage adaptatif [226] permettent de débruiter les signaux ECG. Les moyens non locaux (NLM) ont également été étudiés pour le débruitage des signaux ECG. De même, diverses techniques d'optimisation, telles que le problème des moindres carrés régularisés de la variation totale ou le problème lasso fusionné associé, la minimisation par algorithme génétique d'une nouvelle estimation de la variation du bruit (GAMNVE), et ainsi de suite [227-228], permettent de débruiter l'ECG. Certaines techniques statistiques conventionnelles disponibles dans la littérature sont l'analyse en composantes principales et l'analyse en composantes indépendantes. Le débruitage de l'ECG basé sur ces méthodes a été démontré dans de nombreuses études [229-230-231].

Afin de choisir laquelle de ces techniques utiliser pour le débruitage de nos signaux ECG collectés. Nous avons par une simple comparaison entre les méthodes de la littérature.

Les auteurs dans [232] ont conclu, après une analyse de l'EMD sur des ECG propres et bruyants, qu'il est possible de décontaminer le signal bruyant et en même temps de préserver le complexe QRS en appliquant un traitement temporel dans le domaine de l'EMD, ce qui autrement est difficile en raison de la présence spectrale similaire du bruit et du complexe QRS dans la bande des hautes fréquences (HF). L'élimination des fonctions de mode intrinsèque (IMF) d'ordre inférieur aurait entraîné une grave distorsion du complexe QRS. [233] ont également utilisé une approche similaire à la précédente pour débruiter les signaux ECG. La différence réside dans la dernière étape où le lissage des complexes QRS a lieu pour obtenir un signal ECG sans bruit en conservant la forme biphasique ou triphasique du complexe QRS. [234] ont utilisé l'EMD pour supprimer la dérive de la ligne de base d'un ECG bruité. EMD est utilisé pour décomposer $x \sim$ en 14 IMF et un résidu. Comme l'errance de la ligne de base est généralement un phénomène de basse fréquence (LF), elle est impliquée principalement dans les dernières composantes des FMI. Par conséquent, la somme des trois dernières IMF peut être considérée comme BW. Par conséquent, $x \wedge n$ est obtenu en combinant les IMF restantes et le résidu. [235] ont utilisé la mesure de la planéité spectrale (SF) pour identifier les IMF bruyantes, qui sont ensuite débruitées à l'aide de filtres de Butterworth. La méthode EMD et validation croisée (EMDCV) [236] se joindra ensuite aux approches de validation croisée et de seuillage afin de lisser les IMF. Dans ce cas, l'encodeur contient une série de six couches, chaque couche étant constituée d'une couche convolutive, d'une couche de normalisation du lot et d'une couche d'activation. Le codeur encode les données bruyantes de l'ECG ($x \sim$) en une carte de caractéristiques de faible dimension (z). La couche d'activation contient des unités linéaires exponentielles. La taille du filtre est fixée à 16×1 . Pour un ECG bruyant de taille 1024×1 (taille de $x \sim$), un sous-échantillonnage avec un pas de 2 est réalisé car la carte de caractéristiques est de taille 32×1 (taille de z). Le décodeur présente une symétrie inverse pour contenir une série de six couches, dans lesquelles les couches convolutionnelles sont remplacées par des couches déconvolutionnelles. Les couches déconvolutionnelles projettent une entrée d'activation unique vers des sorties multiples. Le cadre déconvolutionnel est inversement symétrique au cadre convolutionnel. Sur la base de plusieurs schémas de seuillage communs, les chercheurs ont développé différentes méthodes de seuillage pour débruiter les signaux ECG. [237] ont utilisé des opérateurs de seuil polynomiaux pour obtenir les coefficients polynomiaux, optimisés à l'aide de la minimisation des moindres carrés. [238] ont utilisé l'algorithme de la colonie

d'abeilles pour améliorer les coefficients polynomiaux. [239] ont utilisé le seuillage doux pour l'extraction de caractéristiques. [240] ont utilisé la décomposition en ondelettes basée sur l'algorithme de Mallat [241-242] suivie d'un seuillage composite, ce qui signifie qu'ils ont utilisé un seuillage dur et un seuillage doux à différents niveaux de DWT pour traiter le bruit de l'ECG. Dans [243], une nouvelle stratégie de filtrage stationnaire basée sur le WT a été proposée. Cette fonction de seuillage paramétrée prend en compte les avantages des fonctions de seuillage dur et doux. [244] ont proposé une procédure de sélection optimale de l'ondelette mère pour débruiter l'ECG tout en conservant les pics du signal.

La capacité de l'AD8232 à agir comme un amplificateur opérationnel, l'ensemble des données du signal ECG collecté reste un enregistrement bruyant. Nous considérons le signal mesuré comme la somme du signal ECG réel et des bruits associés qui peuvent être représentés comme :

$$Ms = Ns + As \quad (1)$$

Où M_s est le signal mesuré, N_s sont les bruits et A_s est le signal réel dont nous avons besoin dans notre étude. Comme nous ne savons pas grand-chose des caractéristiques statistiques des bruits considérés, la solution optimale consiste à utiliser des filtres qui ne nécessitent pas de détails supplémentaires sur le bruit. En raison de la nature non stationnaire des signaux ECG et de la contamination temporelle du bruit, nous avons filtré nos données en utilisant une analyse de résolution multiples (MRA) basée sur la DWT. Conscients de la difficulté et de la durée du calcul des coefficients d'ondelettes afin de préparer les données pour une classification plus précise, nous avons basé notre choix sur les travaux de Mallat et Singh BN et al [241-244]. Mallat a introduit une application itérative de filtres passe-haut et passe-bas pour calculer l'expansion en ondelettes de nombres discrets. Sur la base des travaux de Mallat, nous avons utilisé l'onde mère Daubechies-db4 pour la DWT. Comme les signaux enregistrés ne contiennent pas de valeurs supérieures à 45Hz, nous mettons les deux niveaux initiaux à zéro et reconstruisons les coefficients d'ondelettes pour les niveaux restants.

Ainsi, comme il a pu être mentionné dans la comparaison de la littérature, la transformée en ondelettes a été largement utilisée au cours des dernières années. Ce serait l'une des raisons pour lesquelles nous avons choisi d'utiliser l'ondelette mère Daubechies db-4 DWT.

Pour revenir à la définition de la transformation en ondelettes, on obtient une transformation en ondelettes en convoluant le signal d'entrée $x(n)$ avec la fonction d'échelle $g(n)$ pour obtenir des coefficients d'approximation où $g(n)$ est la réponse impulsionnelle d'un filtre passe-bas et $x(n)$ convolué avec la fonction d'ondelettes $h(n)$, la réponse impulsionnelle d'un filtre passe-haut pour obtenir des coefficients détaillés. La figure 33 montre la décomposition du signal $x(n)$ en coefficients d'approximation et de détail. Les ondelettes de Daubechies sont une famille d'ondelettes orthogonales définissant une transformée en ondelettes discrète. L'avantage de l'utilisation des ondelettes de Daubechies est qu'il s'agit d'ondelettes à support compact avec une phase extrême et le plus grand nombre de moments de fuite pour une largeur de support donnée, et que les filtres d'échelle associés sont des filtres à phase minimale. Considérons la figure ci-dessous comme la décomposition d'une ondelette. Cette décomposition peut être représentée mathématiquement comme suit :

$$a_i = h_0 + h_1x_{2i} + h_2x_{2i+2} + h_3x_{2i+3}$$

$$\text{Où : } \begin{cases} h_0 = \frac{1+\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, h_1 = \frac{3+\sqrt{3}}{4\sqrt{2}} \\ h_2 = \frac{3-\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, h_3 = \frac{1-\sqrt{3}}{4\sqrt{2}} \end{cases} \text{ ici les termes } x_{2i}, x_{2i+2}, x_{2i+3} \text{ sont les ensembles de données.}$$

Par conséquent, le coefficient C_i peut être exprimé comme suit : $C_i = g_0 + g_1x_{2i} + g_2x_{2i+2} + g_3x_{2i+3}$ où : $\begin{cases} g_0 = h_3, g_1 = -h_2 \\ g_2 = h_1, g_3 = -h_0 \end{cases}$

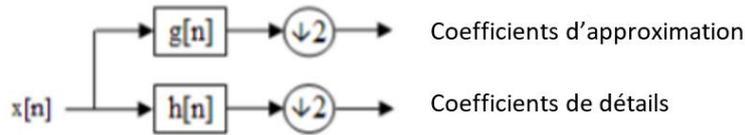
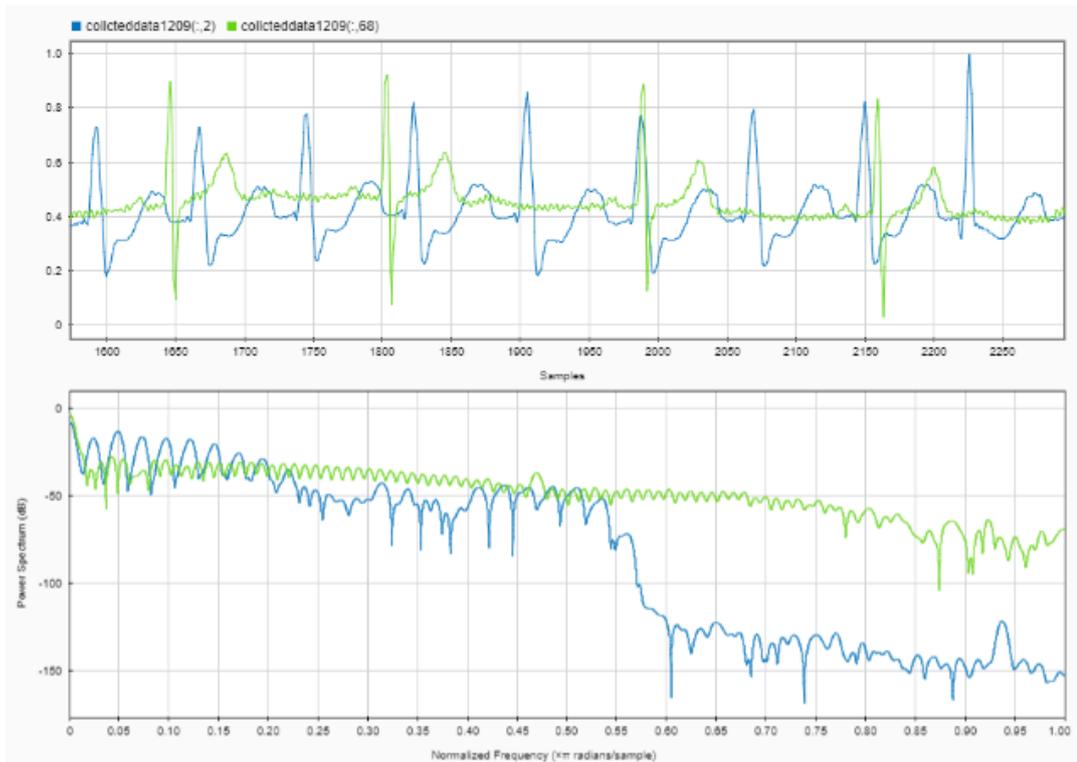
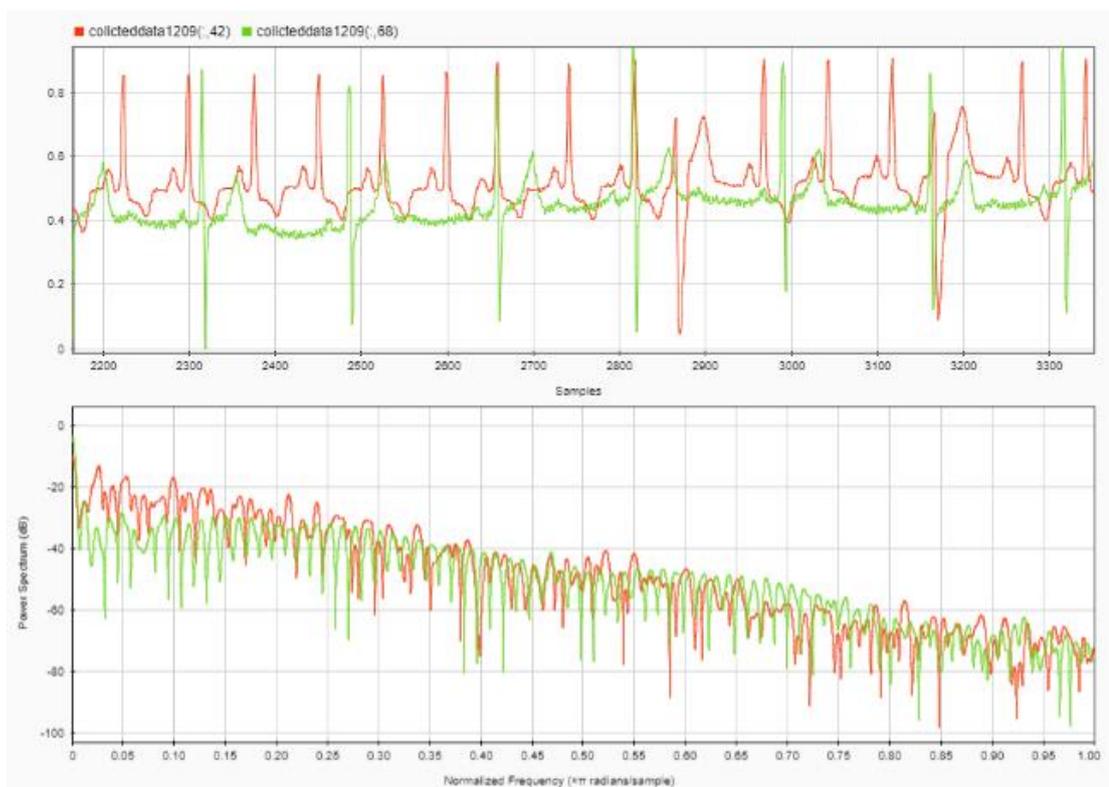


Figure.33. Décomposition d'une ondelette (d'après les travaux de Mallat)

Sur la base des travaux de Mallet, nous avons utilisé l'onde mère Daubechies-db4 pour la DWT [245]. Comme les signaux enregistrés ne contiennent pas de valeurs supérieures à 45Hz, nous mettons les deux niveaux initiaux à zéro et reconstruisons les coefficients d'ondelettes pour les niveaux restants. La figure 34 représente les signaux prétraités des deux catégories par rapport au rythme cardiaque normal.



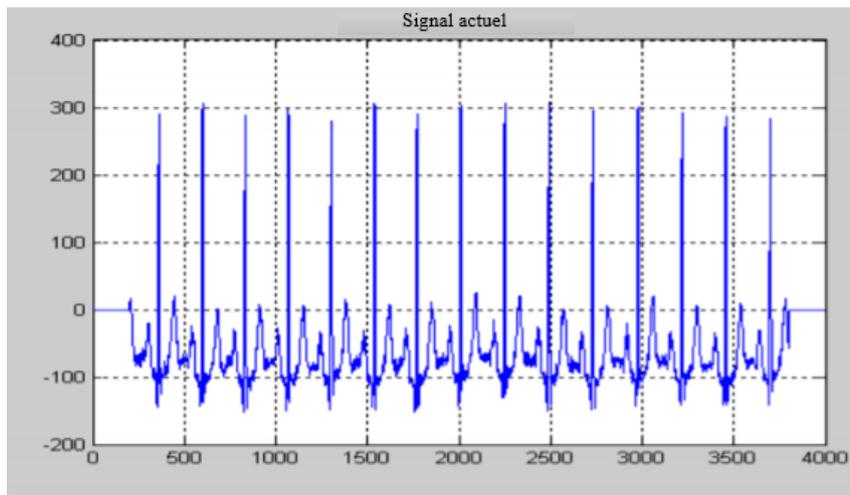
(a)



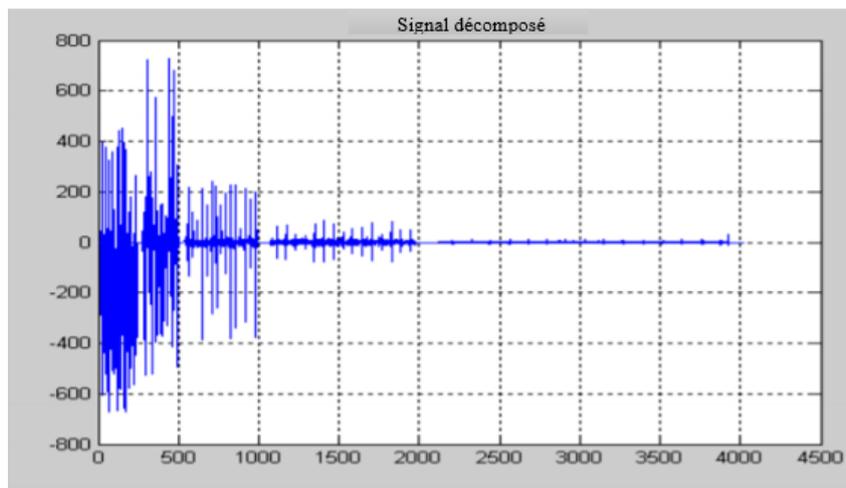
(b)

Figure 34 : Vert : Normal, Rouge : Insuffisance cardiaque congestive, Bleu : Arythmie. (a) Signal d'arythmie par rapport à un signal normal. (b) Signal ICG comparé au signal normal.

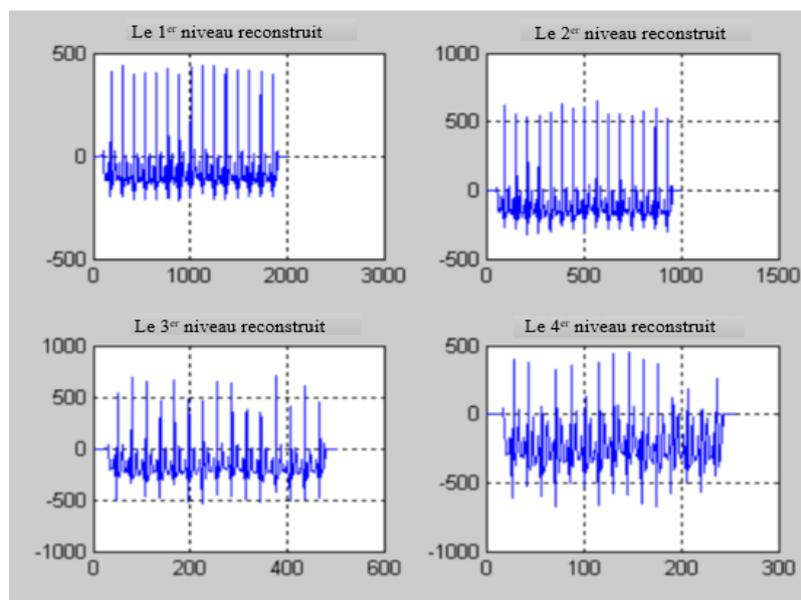
La figure ci-dessous représente les étapes du signal ECG brut collecté au signal ECG traité en utilisant db4.



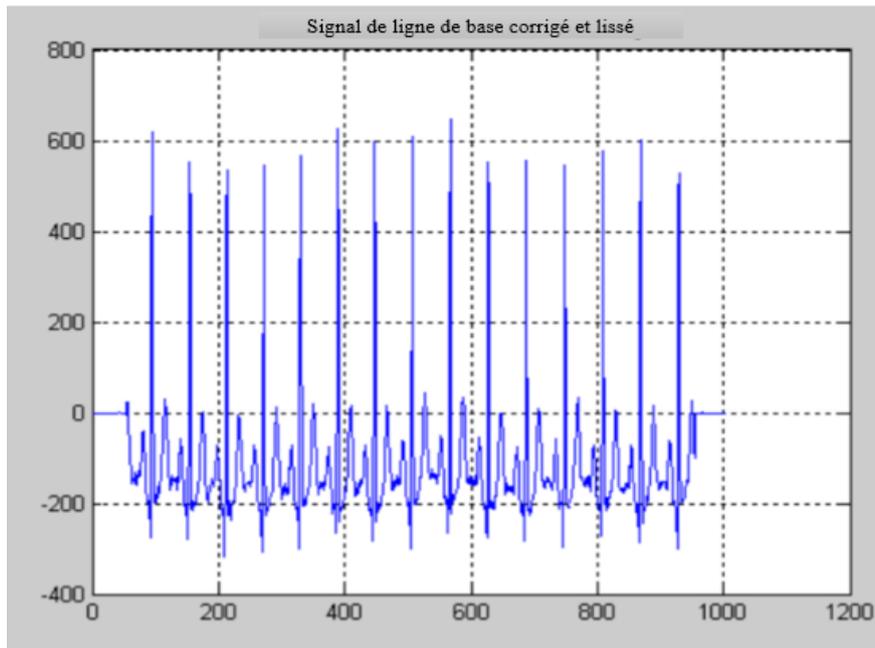
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 35 : a) signal bruité brut, b) La structure de décomposition de sortie contient le vecteur de décomposition en ondelettes C, c) les coefficients d'approximation à chaque niveau en utilisant la structure de décomposition en ondelettes [C, L,'db4;], d) lisser le signal en soustrayant le second coefficients d'approximation d'ordre de niveau.

Pour construire des modèles d'apprentissage automatique ou d'apprentissage profond, il est crucial et difficile de sélectionner des caractéristiques pertinentes dans l'ensemble des données. C'est ce que l'on appelle l'ingénierie des fonctionnalités. L'ingénierie des caractéristiques est un processus difficile et fatigant, dans lequel les données brutes, comme les signaux ECG débarrassés de leurs signaux dans le cas présent, doivent être traitées avant d'être transmises à un modèle d'IA. Elle peut être divisée en deux étapes principales : 1) la sélection des caractéristiques et 2) l'extraction des caractéristiques. La figure ci-dessous est une illustration de ces deux concepts :

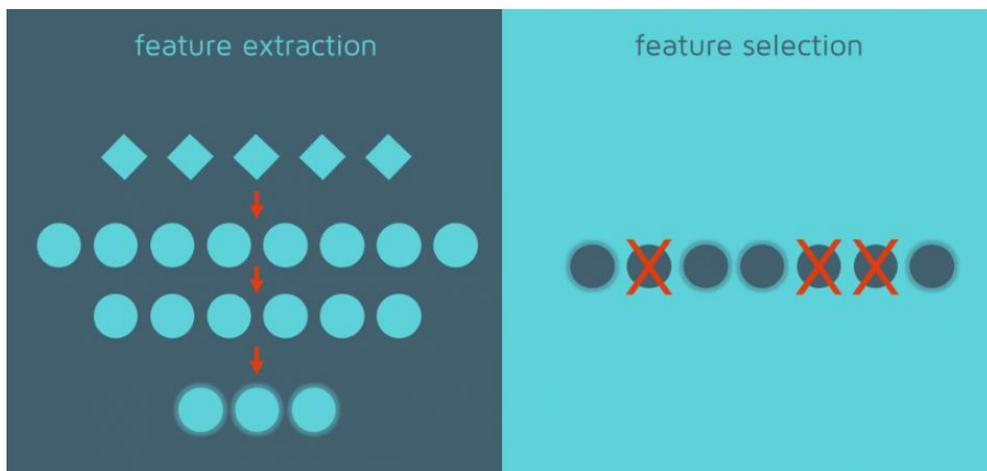


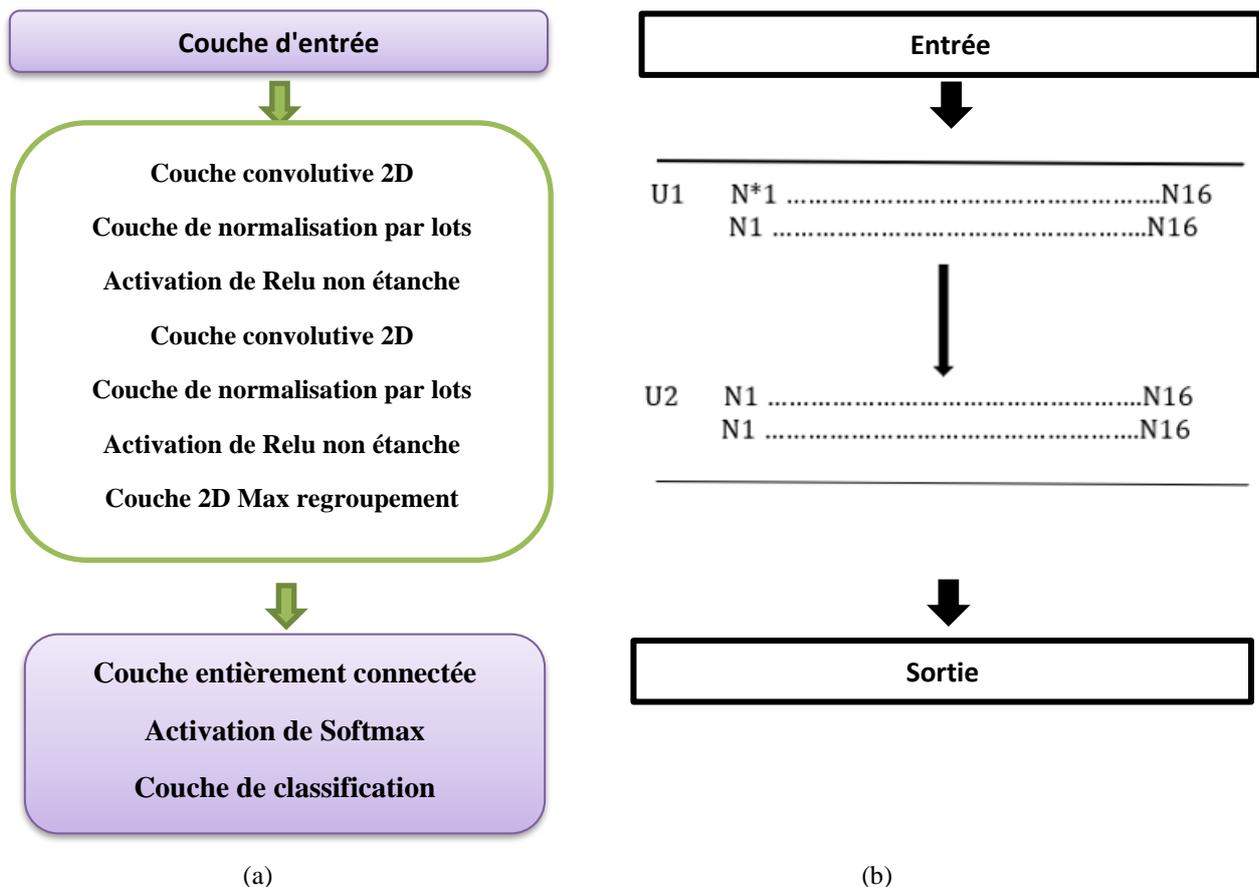
Figure 36 : Dynamique d'extraction et de sélection des caractéristiques

L'extraction de caractéristiques [246-247-248] est le processus consistant à obtenir des caractéristiques utiles à partir de données existantes, tandis que la sélection de caractéristiques consiste à choisir un sous-ensemble de l'ensemble initial de caractéristiques. Ces deux techniques peuvent être réalisées à l'aide de nombreuses techniques. Dans ce qui suit, nous allons utiliser la PCA (analyse en composantes principales), la DWT (transformée en ondelettes discrètes), la CWT (transformée en ondelettes continues), l'AR (auto-régression) et la MODWT (transformée en ondelettes discrètes à recouvrement maximal). L'objectif de ces techniques est de sélectionner les meilleurs échantillons dans l'ensemble de données du signal ECG et de choisir d'extraire les meilleures caractéristiques pour que les modèles d'IA apprennent efficacement et rapidement.

2.2. Modèles élaborés

2.2.1. Architecture proposée du modèle CNN

Pour des raisons d'efficacité et de simplicité, le modèle que nous proposons ne contient que 2 unités convolutives identiques avec 18 couches. Nous avons limité notre représentation à une unité de réseau neuronal convolutif (CNN) (la boîte verte), la figure 37 suivante présente l'architecture de notre modèle proposé :



Avec N faisant référence au neurone.

Figure 37 : L'architecture de notre modèle proposé, (b) représente le nombre d'unités et de neurones utilisés dans chaque couche de convolution, (a) décrit les couches utilisées, pour des raisons de reproduction des résultats, envisagez d'ajouter une autre couche de boîte verte à votre modèle.

Nous avons appliqué un CNN à 18 couches. Comme ce modèle contient un petit nombre de données d'apprentissage, nous avons besoin d'une régularisation pour éviter que le réseau d'apprentissage ne s'adapte trop. Pour déterminer l'impact de la régularisation, nous avons entraîné le modèle proposé avec et sans régularisation, comme l'illustre le tableau 6. En effet, l'ajout de la régularisation aux modèles d'apprentissage profond semble prouver leur efficacité.

Tableau 6 : Couches utilisées et précision correspondante dans notre modèle CNN proposé

Le N de configuration	Les couches utilisées	Précision
1	Activation : Relu Couche de mise en commun : Couche de mise en commun moyenne Normalisation par lots : utilisée Nombre total de couches : 18	75%
2	Activation : Relu Couche de mise en commun : Couche de mise en commun maximale Normalisation par lots : utilisée Nombre total de couches : 18	84.375%
3	Activation : Leaky Relu Couche de mise en commun : Couche de mise en commun maximale Normalisation par lots : utilisée Nombre total de couches : 18	93.75%
4	Activation : Leaky Relu Couche de mise en commun : Couche de mise en commun maximale Normalisation par lots : Non utilisé Nombre total de couches : 14	78.13%

L'exécution de notre modèle proposé dure 7 minutes et 44 secondes et donne une précision de **93,75%**. Le modèle que nous proposons, construit à partir de deux blocs identiques simples utilisant une couche convolutive 2D, récupère les caractéristiques apprises à l'aide des représentations de fréquence et détermine si le patient présenté par ces signaux présente des caractéristiques d'arythmie ou d'insuffisance cardiaque congestive ou s'il est simplement jugé comme un battement de cœur normal.

Nous avons également utilisé les couches Google Net-144 (Figure 38), avec le même ensemble de données que celui utilisé dans notre modèle. Nous avons remplacé les quatre dernières couches qui sont normalement utilisées pour classer les classes Image Net. Au lieu de cela, nous avons ajouté les couches suivantes : Couche d'abandon avec une probabilité par défaut, une couche entièrement connectée avec un facteur de taux d'appauvrissement du poids et un facteur de taux d'apprentissage du biais de 5 et une couche de classification. Les détails du modèle Google Net pré-entraîné modifié sont présentés dans la figure ci-dessous :

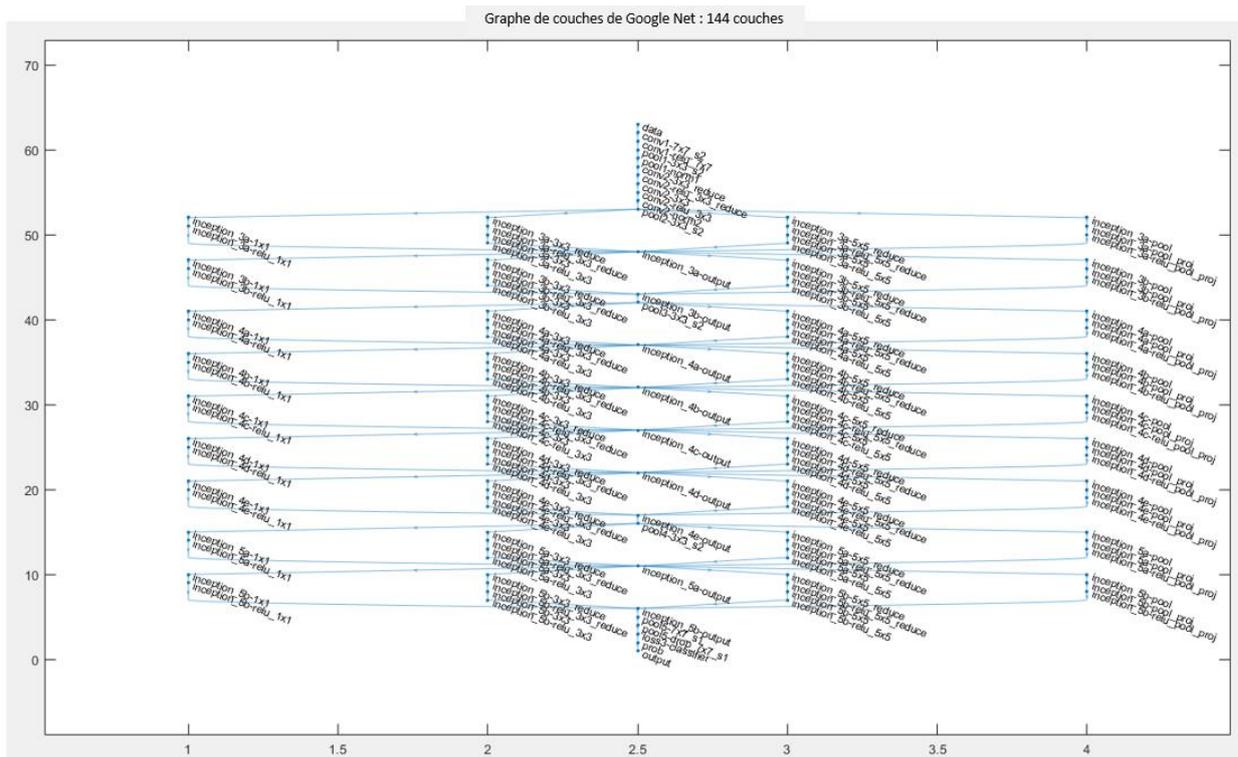


Figure 38 : Nombre de couches et architecture du réseau Google Net ajusté à comparer avec notre proposition CNN.

Il est important de mentionner que l'apprentissage par transfert est une stratégie commune et efficace qui permet normalement d'entraîner un réseau sur un petit ensemble de données, où un réseau est pré-entraîné sur un ensemble de données extrêmement large, tel que ImageNet (comme c'est le cas pour Google Net), puis réutilisé et appliqué à la tâche d'intérêt donnée. Une méthode d'extraction de caractéristiques fixes est un processus permettant de supprimer les couches FC d'un réseau pré-entraîné tout en conservant le réseau restant, qui consiste en une série de couches de convolution et de mise en commun, appelé base convolutive, comme extracteur de caractéristiques fixes. Dans ce scénario, n'importe quel classificateur d'apprentissage automatique, comme les forêts aléatoires et les machines à vecteurs de support, ainsi que les couches FC habituelles, peuvent être ajoutés au sommet de l'extracteur de caractéristiques fixe, ce qui permet de limiter l'entraînement au classificateur ajouté sur un ensemble de données d'intérêt donné. Une méthode de réglage fin, qui est plus souvent appliquée à la recherche en radiologie, consiste non seulement à remplacer les couches FC du modèle pré-entraîné par un nouvel ensemble de couches FC pour les réentraîner sur un ensemble de données donné, mais aussi à régler finement tout ou partie des noyaux de la base convolutive pré-entraînée au moyen de la rétropropagation.

2.2.1.1. Résultats

La figure 39 (voire les annexes) montre le processus de formation de ces deux modèles. Il y a quelques concepts à expliquer ici. Notamment, la fonction de perte et descente progressive. Une fonction de perte, également appelée fonction de coût, mesure la compatibilité entre les prédictions de sortie du réseau par propagation directe et les étiquettes de la vérité du sol. La fonction de perte couramment utilisée pour la classification multi-classe est l'entropie croisée, tandis que l'erreur quadratique moyenne est généralement appliquée à la régression sur des

valeurs continues. Un type de fonction de perte est l'un des hyperparamètres et doit être déterminé en fonction des tâches données. La descente de gradient est généralement utilisée comme un algorithme d'optimisation qui met à jour de manière itérative les paramètres apprenables, c'est-à-dire les noyaux et les poids, du réseau afin de minimiser la perte. Le gradient de la fonction de perte nous fournit la direction dans laquelle la fonction a le taux d'augmentation le plus raide, et chaque paramètre apprenable est mis à jour dans la direction négative du gradient avec une taille de pas arbitraire déterminée sur la base d'un hyperparamètre appelé taux d'apprentissage.

Comme les données d'entrée sont des images de taille 224 par 224 par 3, les couches de convolution utilisent différents poids pour sélectionner l'importance des différentes caractéristiques. Plus de détails sur les résultats de classification sont présentés dans les tableaux 8,9, et 10.

2.2.2. SVM, QDA, KNN, et NB

D'un point de vue technique, un ensemble de données destiné à représenter les signaux du "monde réel" doit contenir la plus large gamme possible de formes d'onde, y compris des cas ambigus, ce qui peut constituer le défi le plus intéressant et la limite technique de la méthode que nous proposons, car nous n'avons testé nos modèles que sur des échantillons de moins de 10 minutes enregistrés dans différentes plages de temps. C'est la principale différence entre nos données et les ensembles de données utilisés par le MIT. Les ensembles de données du MIT sont enregistrés à l'aide d'un dispositif de surveillance Holter qui permet de mieux surveiller les changements de signaux.

Nous évaluons les résultats de notre étude du point de vue algorithmique et statistique. Pour chaque signal ECG enregistré et filtré, nous avons segmenté les données en six intervalles, une minute par intervalle. Nous avons appliqué CWT, DWT, MODWT en utilisant SE et AM sur chaque segment des signaux enregistrés, qui sont au nombre de 72 segments. Dans cette étude, nous comparons les performances de plusieurs classificateurs, à savoir les SVM non linéaires, les CNN, l'analyse discriminante non linéaire, les KNN et les Bayes naïfs.

Les battements de l'ECG sont transformés indépendamment en utilisant trois représentations de transformation CWT, DWT, MODWT et une représentation de régression AM. En outre, en utilisant l'ACP comme technique de réduction de la dimensionnalité, nous avons comparé les résultats donnés par les classificateurs testés en utilisant les données complètes et les données réduites. Comme le montrent les tableaux 8, 9 et 10, la précision globale, le temps d'exécution et l'intervalle de confiance ont considérablement diminué lors de la réduction des données, tandis que le coût des erreurs de classification a augmenté. Le choix du coût d'erreurs de classification dans ce cas est basé sur l'état de l'art. Le discriminant quadratique a montré qu'il était plus performant que les autres modèles avec une précision globale très importante de 99,92% avec un intervalle de confiance de 99,07%-100%, 99% du temps. Cela peut s'expliquer par les différences considérées dans les matrices de covariance des classes apparentées. L'approche de l'analyse discriminante quadratique consiste à dériver une frontière de décision basée sur les combinaisons linéaires de caractéristiques qui séparent le mieux les classes données, sans autre hypothèse de distribution gaussienne. Le tableau 7 représente la distribution

réelle des données après la simulation, qui correspond aux résultats donnés. Nous avons utilisé une valeur par défaut des paramètres de Ridge ($1,0 \times 10^{-}$).

Tableau 7 : Distribution des données réelles après la simulation

Résumé de la distribution	Test du chi carré	Résumé des données
Distribution : Normal Expression : NORM(-0.25, 0.2766) Erreur carrée : 0.008665	Nombre d'intervalles : 20 Degrés de liberté : 17 Statistique de test : $2.47e+004$ Valeur p correspondante $< 0,005$	Nombre de points de données : 72000 Valeur minimale des données : -3,28 Valeur maximale des données : 2.52 Moyenne de l'échantillon : -0.305 Echantillon Ecart type 0.457

Alors que SVM et KNN sont compétitifs avec un coût de mauvaise classification de **7,5** et un temps d'exécution de **219,44** secondes respectivement. L'utilisation de la technique de réduction de la dimensionnalité PCA, qui a conservé **63%** des données de test, a considérablement diminué les performances des SVM (CWT, DWT, AM), du discriminant quadratique-DWT et de Naïve Bayes (DWT, MODWT, AM), tandis que KNN-MODWT a montré les meilleures performances avec une précision de classification globale de **98,63%** et un IC de 95,1%-100%, 99% du temps et un coût de mauvaise classification de 9.

Tableau 8 : Précision spécifique à la classe en utilisant toutes les données et en utilisant la PCA.

		SVM	CNN	QDA	KNN	NB					
		SVM	CNN	QDA	KNN	NB	SVM	QDA	KNN	NB	
CWT	ARR	100%	100%		98.2%	96.6%	75%		94%	98%	
	CHF	95.4%	100%		96.03%	100%	79%		95%	99%	
	NSR	92%	81.28%		93%	91%	80.32%		90%	97%	
DWT	ARR	99%		100%	98%	95%	98%	94%	90%	62%	
	CHF	96%		99.78%	97.5%	95%	97.7%	94%	98%	81%	
	NSR	97%		100%	96.6%	93.2%	96%	93.8%	84.04%	70%	
MODWT	ARR	90.87%				97.85%	95%	98%		100%	71.83%
	CHF	91.71%				99.41%	95%	98%		100%	100%
	NSR	92%				95.98%	93.2%	95.9%		96%	63%
AM	ARR	99%		90.07%	97%	100%	68%	97%	95.47%	100%	
	CHF	97%		90.01%	90%	100%	67%	93.7%	100%	95%	
	NSR	100%		77%	92%	97.6%	72%	98.1%	91.9%	96.59%	
							PCA				
							Activé				

Tableau 9 : Résultats de la classification globale, de l'CI, du coût des mauvaises classifications et du temps d'exécution en utilisant les données complètes.

Extraction de caractéristiques/ Classificateur	SVM	CNN	Discriminant quadratique	KNN	Bayes naïfs
CWT	95.81% (99% CI 89,71%-100%)	93.75 % (99% CI 87,44%- 99,06%)	-	95.81% (99% CI 89,71%-100%)	95.85% (99% CI 91,77%- 99,96%)
DWT	97.27% (99% CI 92,32%-100%)	-	99.92% (99% CI 99,07- 100%)	97.25% (99% CI 92,32%-100%)	94.41% (99% CI 87,44%- 100%)
MODWT	91.51% (99% CI 83,03%-97,57)	-	-	97.83% (99% CI 93,4%- 100%)	94.41% (99% CI 87,44%- 100%)
AM	98.63% (99% CI 95,1%- 100%)	-	85.63% (99% CI 75,03%- 95,17%)	93% (99% CI 87,27%-98,73%)	99.19% (99% CI 98,47%- 100%)
Coût moyen des erreurs de classification	7.5	9	8.5	8	8.5
Temps d'exécution moyen	327.33 secondes	406.21 secondes	354.79 secondes	219.44 secondes	354.34 secondes

Tableau 10 : Résultats de la classification globale, de l'IC, du coût des mauvaises classifications et du temps d'exécution avec l'ACP.

Extraction de caractéristiques/ Classificateur	SVM	Discriminant quadratique	KNN	Bayes naïfs
CWT	78.13% (99% CI 65,79%- 90,29%)	-	93% (99% CI 85,65%- 100%)	98% (99% CI 93,85%-100%)
DWT	97.21% (99% CI 92,21%- 100%)	93.69% (99% CI 86,5%- 100%)	90.01% (99% CI 80,94%- 99,08%)	71% (99% CI 57,21%-84,79%)
MODWT	97.28% (99% CI 92,35%- 100%)	-	98.63% (99% CI 95,1%- 100%)	78.26% (99% CI 65,82%-90,7%)
AM	69% (99% CI 54,69%- 83,31%)	92.26% (99% CI 84,24%- 100%)	95.87% (99% CI 89,82%- 100%)	97.23% (99% CI 92,34%-100%)
Coût moyen des erreurs de classification	11.5	9.5	9	11
Temps d'exécution moyen	104.236 secondes	158.63 secondes	157.47 secondes	101.548 secondes

Pour ce que cela vaut, l'ECG sont transformés indépendamment en utilisant trois représentations de transformation CWT, DWT, MODWT et une représentation de régression AM. En outre, en utilisant la PCA comme technique de réduction de la dimensionnalité, nous avons comparé les résultats donnés par les classificateurs testés en utilisant les données complètes et les données

réduites. Comme le montrent les tableaux 9 et 10, la précision globale, le temps d'exécution et l'IC ont considérablement diminué lors de la réduction des données, tandis que le coût des erreurs de classification a augmenté.

Comme le montrent les tableaux 8 et 9, le discriminant quadratique a montré une précision globale très importante de 99,92% avec un intervalle de confiance de 99,07%-100%, 99% du temps. Alors que SVM et KNN sont compétitifs avec un coût de mauvaise classification de 7,5 et un temps d'exécution de 219,44 secondes respectivement. L'utilisation de la technique de réduction de la dimensionnalité PCA, qui a conservé 63% des données de test, a considérablement diminué les performances des SVM (CWT, DWT, AM), du discriminant quadratique-DWT et de Naïve Bayes (DWT, MODWT, AM), tandis que KNN-MODWT a montré les meilleures performances avec une précision de classification globale de 98,63% et un IC de 95,1%-100%, 99% du temps et un coût de mauvaise classification de 9.

3. Discussion

L'éventail des domaines cliniques dans lesquels les systèmes peuvent créer de la valeur, c'est-à-dire équiper les hôpitaux d'un système capable de minimiser les temps d'attente et, surtout, de raccourcir le délai de diagnostic d'un patient, voire de réduire le taux de mortalité des maladies considérées, est prometteur et étendu. Cependant, l'établissement hypothétique et général de la création de valeur par l'utilisation du système proposé est le résultat d'une nature indicative et théorique des résultats de la recherche. Les fonctionnalités évaluées du système sont présentées comme des idées conceptuelles dans l'évaluation, ce qui donne lieu à des situations où les experts cliniques doivent évaluer les fonctions d'un système qui n'est pas encore développé. On peut se demander si la nature et l'étendue des résultats sont suffisantes pour établir des remarques conclusives sur la performance et la création de valeur du système. Cependant, les implications de l'évaluation sur la conception du système proposé fournissent des indications précieuses sur les fonctionnalités à privilégier dans les recherches et développements futurs.

La mise en œuvre et l'adoption du système proposé comporte plusieurs défis et obstacles, analysés et présentés dans le plan de mise en œuvre du système. D'une manière générale, les résultats montrent la complexité de la mise en œuvre d'une intervention de santé numérique constituée de composants tels que l'IoT et l'IA interférant avec une philosophie centrée sur le patient. Étant donné que le système est destiné à gérer les données cliniques et les données relatives aux patients tout en soutenant la prise de décision clinique par l'analyse des données, les exigences de conformité au cadre réglementaire et de conception d'un système fiable et sécurisé sont importantes dans la phase de recherche et de développement et dans le processus de mise en œuvre. Les résultats comprennent l'élaboration et la présentation d'un cadre de mise en œuvre pour les interventions numériques complexes en matière de santé dans les milieux cliniques. Par conséquent, les conclusions de la thèse sont utiles à inclure dans les recherches futures concernant les aspects économiques de l'utilisation et de la mise en œuvre des technologies dans les soins de santé.

Différentes approches peuvent être envisagées pour classer les signaux ECG. D'un point de vue épidémiologique, cette classification nécessitera une compréhension approfondie de la trame ondulatoire de l'ECG et l'analyse de chaque changement dans l'aspect morphologique de ces ondes pour ainsi interpréter leur signification et les associer à un dysfonctionnement cardiaque très spécifique. L'autre perspective est que ces signaux contiennent différents autres signaux

associés. Comment ? Tout simplement parce qu'un battement de cœur libère de nombreuses impulsions électriques qui se synchronisent avec les mouvements du corps, etc. De plus, l'auteur a choisi d'utiliser un capteur de signaux ECG à une seule dérivation, ce qui implique que le fait de disposer de différents outils pour enregistrer ces signaux peut modifier sensiblement les résultats de ces classificateurs. Le tableau ci-dessous présente différents scénarios qui ont été pris en compte dans l'analyse documentaire des travaux de recherche précédents et qui sont liés à l'exécution de la même tâche sur les signaux ECG.

Tableau 11 : Récapitulatif des études existantes pour la classification ECG

Réf	Technique d'extraction de caractéristiques	Classifieur	Mesures d'évaluation	Base de données
[249]	Analyse de la variation de la tension	Méthodes de dépistage	Sensibilité : 100% Spécificité : 84.04% Précision : 92.85%	Arythmie MIT-BIH
[250]	ECG brut	Réseau neuronal profond (DNN)	Sensibilité : 97.68% Spécificité : 99.89% Précision : 99.70%	Arythmie MIT-BIH
[251]	Extraction des caractéristiques temporelles (intervalle pré-RR, intervalle post-RR, intervalle RR moyen local, intervalle RR moyen global).	DNN	Sensibilité : 99.48% Spécificité : 99.83% Précision : 99.68%	Arythmie MIT-BIH
[252]	Traitement de la convolution à l'aide d'un CNN 1D	1D CNN	Précision : 91.33% Durée d'exécution : 0.015s par échantillon (54 secondes pour 3600 échantillons utilisés)	Arythmie MIT-BIH
[253]	DWT-1DHCP (motif local hexadécimal 1D) NCA (analyse en composantes du voisinage)	1NN (1 quartier le plus proche à une distance d'un pâté de maisons)	Précision : 99.7%	Arythmie MIT-BIH
[254]	CWT, DWT	SVM Adaboost ANN (Artificial NN) Bayes naïfs	Précision : 87.5% Précision : 93% Précision : 94% Précision : 99.7%	Arythmie MIT-BIH
[255]	Ondelettes, Gabor, EMD (décomposition en mode empirique), LPC (codage prédictif linéaire)	Vecteur de support adaptatif génétique-bat NN	Précision : 98.65% Bien dit : 0.0590	Arythmie MIT-BIH
[256]	Ondelettes de Daubechies	NN probabiliste multicouche	Précision : 99.53% Durée d'exécution : 3 secondes !	Arythmie MIT-BIH
[257]	Modélisation autorégressive	Régression logistique, KNN, MLP, réseau à fonction de base radiale (RBFN), SVM avec optimisation minimale séquentielle (SMO)	Précision : 99.92%	Arythmie MIT-BIH
[258]	Transformée en ondelettes	Classification floue de type 2	Précision : 99%	Arythmie MIT-BIH
[259]	Transformée en ondelettes à Q accordable (TQWT), PCA	Machine à vecteurs de support des moindres carrés (LS-SVM)	Précision : 99.72%	Collecte de données auprès de 20 sujets.
[260]	Variabilité de la fréquence cardiaque (HRV) avec PCA	SVM	Précision : 99.2%, sensibilité : 98.43% de spécificité de 100%.	Recueillis auprès de 80 sujets. Les sujets étaient 46 hommes, âgés de 44 à 85 ans, et 29 femmes, âgées de 23 à 87 ans.
[261]	Transformée en ondelettes complexes à double arbre	KNN	Précision : 99.87% Sensibilité : 99.69% Spécificité : 99.95%	BIDMC, Fantasia et NSRDB
[262]	-	LSTM-CNN	98.Précision de 10 %, 97.50% de sensibilité 98.Spécificité de 70%.	Arythmie MIT-BIT
Notre modèle proposé	DWT	Discriminant quadratique	Précision : 99.92% CI : 99.07%-100% avec une probabilité de 0,99. Coût des erreurs de classification : 1.5	Données de formation : Arythmie MIT-BIH et rythme normal sinus. Et l'insuffisance cardiaque congestive du BIDMC. Données de test : recueillies auprès de 12 sujets souffrant d'arythmie et d'insuffisance cardiaque congestive. Enregistrements de 6 minutes et 13 secondes.

4. Conclusion

Le processus de soins aux patients dans les hôpitaux est soutenu par un large éventail d'activités opérationnelles, notamment la gestion de leurs données, le diagnostic et le traitement. Comme le confirme [249], il existe une forte corrélation entre le segment croissant de la population et les défis particuliers que posent le diagnostic et la gestion, qui peuvent entraîner des disparités dans les soins et des retards dans le traitement. Parmi les autres questions à prendre en compte figurent les risques des thérapies antithrombotiques et interventionnelles et les limites appropriées des soins dans le contexte des comorbidités individuelles, de la fragilité et des directives de soins avancés. Il a également mentionné, dans une version actualisée de 2018, que le diagnostic automatisé peut aider dans le même temps à augmenter la qualité du service lié au diagnostic et au traitement et à diminuer le nombre de personnels. Pour répondre à ces recommandations, nous nous concentrons dans ce travail sur la présentation d'une variété de modèles développés qui prennent en compte la précision, l'impact d'une mauvaise classification et le temps d'exécution de chaque modèle afin de construire un système de diagnostic automatisé des maladies cardiovasculaires pour évaluer le personnel médical. Pour ce faire, nous avons comparé les performances de CWT, DWT, MODWT et AM ainsi que celles de SVM, CNN, discriminant quadratique, KNN et Naïve Bayes dans les deux cas avec et sans PCA.

Les résultats après simulation ont montré que le discriminant quadratique couplé avec la DWT est plus performant que les autres méthodes avec une précision globale de 99,92% avec un intervalle de confiance de 99,07%-100% avec un niveau de certitude de 0,99, ce qui reflète que nous aurons une précision entre 99,07% et 100%, 99 sur 100 fois. De l'autre part, un coût de mauvaise classification : 1.5. Dans le futur, le travail peut être étendu à deux aspects : étudier l'impact du diagnostic automatisé des MCV sur la logistique interne de l'hôpital et étudier l'impact de la précision de cette classification sur la capacité de l'hôpital à admettre de nouveaux patients, et par conséquent, gérer la logistique externe vers un flux physique et d'information prédit.

Chapitre 4 : Gestion des ressources médicales

1. Introduction

La santé publique détermine, en fonction des contraintes existantes, la vision globale qui vise à prévenir les maladies, à diminuer les taux de mortalité et à augmenter le bien-être et les services rendus par les établissements de santé aux patients. Cependant, selon le plan d'action européen pour le renforcement des capacités et des services de santé publique pour la période 2012-2020 [263], de nombreux défis doivent être pris en considération, comme l'énorme nombre de la population vieillie, l'augmentation des niveaux de maladies chroniques et l'énorme croissance démographique. Alors qu'en Afrique du Nord et au Moyen-Orient, l'accès aux services de santé, qui se concentre dans les zones urbaines en raison d'infrastructures marginales dans les zones rurales, rend particulièrement difficile la gestion des ressources disponibles, comme le confirme le rapport sur le financement et la gouvernance de la santé [264]. En outre, et selon un article publié en novembre 2019 [265], l'Angleterre a enregistré les pires niveaux jamais atteints de temps d'attente et les objectifs clés en matière de satisfaction de la qualité du service, de traitement et de temps d'attente n'ont pas été atteints depuis près de trois ans, ce qui, selon les établissements locaux, est dû à d'énormes demandes avec un nombre enregistré de 4,42 millions de patients sur la ligne d'attente avec 83,6% des victimes d'accident et des patients en cas d'urgence admis dans les 4 heures. Dans les rapports mensuels publiés par les Services nationaux de santé [266], il est fait état d'un taux de 4,9 % comme taux de mortalité chez les patients ambulatoires en 2019. Selon une étude récente publiée par le préjudice économique [267], l'augmentation des temps d'attente n'a pas seulement un impact sur l'état des patients mais aussi sur le coût de la prise en charge de ces patients par l'hôpital avec une moyenne de 6%. Alors qu'aux États-Unis et selon le Centre national des statistiques de santé [268], un nombre total de 2 839 205 décès de résidents a été enregistré en 2018. 73.8% de ces décès ont été référencés à 10 causes principales comme les maladies cardiaques, le cancer, les blessures non intentionnelles, la grippe et la pneumonie, le suicide et les maladies rénales. Cette situation s'accompagne d'une pénurie extrême de médecins qualifiés dans les zones rurales comme dans les grandes villes - 40 médecins pour 100 000 dans les zones rurales et 53 pour 100 000 dans les villes - [269]. En Australie, les délais d'attente pour les opérations chirurgicales non urgentes et les soins aux urgences augmentent selon le rapport de l'Institut Australien de la Santé (AIH) et du bien-être de décembre 2018 [270]. Le même rapport annonce que les délais d'attente pour les opérations chirurgicales non urgentes sont passés de 36 jours en 2013 à 40 jours en 2017 et 2018. Alors que le nombre de présentations aux urgences de l'établissement public de santé a atteint 8 millions en 2017 et 2018 -soit une moyenne de 22000 présentations quotidiennes- 72% d'entre elles ont été vues par un professionnel à temps. Alors que 52% de ces patients ont été affectés aux trois catégories les plus vues (réanimation, services d'urgence et soins urgent) en raison de blessures, d'empoisonnement et d'autres causes externes. Le rapport a également confirmé que ces distributions dépendent fortement de l'État et du territoire et des infrastructures disponibles. Comme enregistré par le gouvernement australien [270], il y a eu 160 909 décès en 2017, 46% d'entre eux sont potentiellement évitables s'ils avaient reçu des soins médicaux à temps et si les autres causes de décès étaient encodées correctement. En 2019, Canada a également signalé [271] un temps d'attente médian d'environ 21 semaines pour les

traitements chirurgicaux et autres traitements thérapeutiques, tandis que la chirurgie orthopédique, la chirurgie plastique, l'ophtalmologie et la neurochirurgie semblent avoir les temps d'attente les plus longs avec 10 semaines comme variation maximale. En 2020, les United Nations-World Population Prospects (UNWPP) ont publié un classement par taux de mortalité [272], où l'Allemagne, la Grèce, le Japon, la France, le Canada et Singapour ont rapporté respectivement 11,392%, 11,035%, 10,865%, 9,365%, 7,803% et 4,752% de taux de mortalité. En fait, sur la base d'études de cohorte et de travaux expérimentaux, la recherche a commencé pour une relation déterminante entre les patients non admis ou qui attendent trop longtemps pour une intervention chirurgicale ou aux urgences et leurs risques de complications éventuelles pouvant aller jusqu'au décès.

En Ontario, Canada, en 2011 [273], une étude de cohorte basée sur la population a inclus 21 925 275 visites enregistrées entre 2003 et 2007, 1487 094 étaient des patients urgents et dans le reste (plus de 20 000 000) 87% ont été laissés sans être vus ou vus et sortis. Sur la base de modèles de régression logistique pour analyser statistiquement les données collectées, il a été clairement démontré que le risque de décès augmente notablement avec chaque heure supplémentaire de temps d'attente moyen. Une autre étude [274] s'est intéressée au temps de réponse des services médicaux d'urgence et à sa relation de causalité potentielle avec le taux de mortalité en cas d'événements mettant la vie en danger. Basée sur une étude de cohorte rétrospective d'adultes en situation de danger pendant une période d'un an, l'étude visait à définir si un temps de réponse de 8 minutes peut être un seuil pour les mortalités associées. Le temps de réponse a été calculé à partir du moment où l'appel au 911 a été reçu dans un système de répartition des priorités médicales jusqu'au moment où l'équipe de soins avancés est sur place. Sans surprise, 7,1 % des patients dont le temps de réponse était > 8 minutes sont décédés, contre 6,4 % des patients dont le temps de réponse était < 8 minutes. Dans la communauté chilienne, une équipe d'experts avait conduit une étude de cohorte [275] incluant des patients avec des conditions non prioritaires lors de leur enregistrement dans les hôpitaux. Les données comprenaient une liste d'attente de 987497 patients dans 77 établissements de santé de 2008 à 2015. L'étude a montré que malgré les disparités géographiques et les différences entre les centres de santé, la variabilité des temps d'attente a un impact significatif sur le taux de mortalité. D'un autre côté, alors que les efforts pour réduire la durée du séjour s'intensifient, les préoccupations concernant l'augmentation des taux de réadmission sont également inquiétantes. La sortie prématurée peut être l'une des principales causes de réadmission, comme le montrent de nombreuses études basées sur des approches de cohorte et longitudinales [276-277]. Fondamentalement, il y a aussi des points principaux à prendre en considération lors du traitement de la gestion des ressources médicales :

Pénurie de ressources médicales : Nous définissons la pénurie de ressources médicales comme des ressources médicales limitées par rapport aux divers besoins de santé des personnes. Dans cette étude, nous utilisons la valeur et l'abondance des ressources médicales pour mesurer la rareté des ressources. Lorsque les patients sont en concurrence pour des ressources médicales, ils le sont principalement pour des ressources médicales de valeurs différentes. Les ressources médicales de grande valeur sont relativement rares, ce qui pose le problème du déséquilibre entre l'offre et la demande. La concurrence des patients pour les ressources médicales de grande valeur est plus intense que celle pour les ressources médicales de moindre valeur.

Accessibilité des ressources médicales : L'accessibilité des ressources médicales fait référence au degré de difficulté pour les patients d'accéder aux ressources médicales. La distance est un

indicateur important pour mesurer l'accessibilité des ressources médicales. Les ressources médicales de haute qualité sont principalement concentrées dans les grands hôpitaux des grandes villes, ce qui rend leur accès difficile pour les patients des zones rurales et éloignées. Plus la distance entre le patient et l'hôpital augmente, plus l'accessibilité des ressources médicales, notamment celles de meilleure qualité, diminue.

Le deuxième aspect est la prédiction des sorties (DP) ou, en d'autres termes, la prédiction de la durée de séjour des patients hospitalisés. Il existe de nombreuses raisons pour lesquelles les administrateurs d'hôpitaux et d'autres décideurs peuvent trouver la prédiction de décharge attrayante. La surpopulation hospitalière est un problème courant, qui a des conséquences négatives tant sur la qualité des soins aux patients que sur les coûts des soins de santé. La réduction des durées de séjour étant associée à une diminution du coût total d'une admission à l'hôpital. La surpopulation hospitalière est un phénomène complexe, qui fait intervenir des facteurs liés à l'admission (input), à l'efficacité de la prestation des soins pendant le séjour à l'hôpital (throughput) et à la sortie (output). Nombre de ces facteurs, tels que la demande des services d'urgence ou la complexité des patients, ne sont pas sous le contrôle de l'hôpital. En revanche, le DP offre potentiellement un meilleur contrôle de l'efficacité du processus de décharge. Elle peut théoriquement améliorer le débit et la production en alignant les services cliniques et opérationnels pendant le séjour du patient à l'hôpital et pendant la planification de sa sortie. L'objectif est que les gains d'efficacité qui en résulteront réduisent les durées de séjour, augmentant ainsi la capacité des lits disponibles pour répondre aux demandes d'admission et réduisant le surpeuplement. De cette façon, le DP peut également offrir la possibilité d'atténuer la surpopulation hospitalière sans les coûts de fonctionnement accrus qu'entraîne l'ajout de personnel et de lits.

2. Gestion des flux des patients dans les hôpitaux

Les systèmes de santé sont confrontés à plusieurs défis, tels que la complexité croissante des processus, l'utilisation inefficace des ressources, la pression élevée pour améliorer la qualité des soins et des services, et la nécessité d'équilibrer et de coordonner la charge de travail du personnel des systèmes de santé [278-279-280]. Il est donc impératif de mettre en place des processus efficaces et efficients pour fournir des services de santé. Les approches fondées sur les données, notamment la recherche opérationnelle et la modélisation prédictive, peuvent permettre de surmonter ces difficultés et d'améliorer les performances des systèmes de santé en termes de qualité, de coûts et de satisfaction des patients. Ces défis suscitent un intérêt accru pour la recherche dans plusieurs domaines des soins de santé pour de nombreux scientifiques. Dans différentes études, les principaux problèmes liés aux soins de santé basés sur les données peuvent être résumés comme l'allocation et la programmation des ressources, la planification logistique, le traitement médical, les soins préventifs et le diagnostic des maladies, l'accent étant mis sur les processus et les services hospitaliers.

Les hôpitaux sont un élément clé des systèmes de soins de santé et disposent de nombreuses ressources rares telles que le personnel soignant (infirmières, médecins) et des installations/équipements coûteux. Malheureusement, lorsqu'il s'agit d'opérations et de flux de soins de santé (patient, ressource/équipement, information), ils sont complexes, manuels et réactifs, ce qui entraîne des retards, une sous-utilisation des ressources critiques et, surtout, des

résultats compromis en matière de santé. La gestion des processus et des ressources est considérée comme une priorité pour les systèmes de santé afin de contrôler les coûts tout en assurant une qualité élevée des soins [281]. Il est généralement admis et compris que l'allocation et la coordination des ressources sont de la plus haute importance pour gérer l'efficacité et l'efficience des systèmes de soins de santé et des hôpitaux. La mauvaise gestion des lits et les transferts inefficaces de patients sont deux facteurs importants associés à l'encombrement des hôpitaux, à l'inefficacité des coûts et au mécontentement des patients [282]. Le transfert des patients est un aspect essentiel du flux de travail au sein des systèmes de santé et le taux quotidien de transfert des patients dans les services d'hospitalisation des hôpitaux américains est de 40 à 70% en moyenne [283]. Ce taux élevé de transfert de patients a un impact considérable sur l'utilisation des ressources de l'hôpital. Par conséquent, le transfert et la coordination efficaces des patients sont essentiels à la rentabilité et à la fourniture de soins appropriés en temps opportun [284]. De plus, les transferts de patients impliquent différents services et des transferts efficaces ne peuvent être réalisés sans solutions et technologies de coordination interservices [285]. L'affectation optimale des lits est l'autre aspect critique de la gestion des soins, et elle dépend fortement de la coordination efficace de différentes tâches, notamment l'identification, le nettoyage et l'affectation des lits. Collectivement, la gestion des lits et le transfert des patients sont deux sous-services importants qui affectent de manière significative les performances et l'efficacité des hôpitaux [286-287]. Compte tenu de la complexité des opérations de soins de santé, la gestion des lits nécessite une approche intégrée à l'échelle du système pour fournir une orchestration des ressources et des activités basées sur des informations en temps réel (sur les patients et les ressources) et une prise de décision optimisée [288]. Heureusement, la plupart des systèmes hospitaliers du monde développé ont utilisé ces dernières années un système de dossiers médicaux électroniques (DME) sous une forme ou une autre, afin de constituer une base de données essentielle à la réalisation de telles plates-formes d'orchestration. Les informations en temps réel disponibles dans les systèmes de DME peuvent jouer un rôle important dans l'amélioration de la coordination opérationnelle entre les différents départements/services de l'hôpital grâce à une répartition optimisée des tâches/ressources. Le nombre croissant d'admissions de patients et l'augmentation des coûts des unités d'hospitalisation exigent une attention accrue pour une gestion efficace des lits. Selon les statistiques de l'Association Américaine des hôpitaux (AHA¹), le nombre de patients admis dans les hôpitaux en 2016 a augmenté d'environ 100 000 patients par rapport à 2015. Cependant, il y avait 3 000 lits disponibles de moins en 2016 par rapport au nombre de lits disponibles en 2015 (AHA¹, 2017). Les patients admis en 2016 ont dépensé plus de 991 milliards de dollars dans les unités d'hospitalisation des hôpitaux enregistrés aux États-Unis.

2.1. Modèle mathématique : Chaînes de Markov non homogènes et dépendantes du temps

Comme l'ont prouvé de nombreux travaux, études et rapports, nous admettons que la répartition des arrivées des patients aux urgences peut être différente selon la saison, le jour de la semaine, la structure géographique et les caractéristiques démographiques de la zone de l'hôpital [289]. Il dépend également, selon un aperçu de 2016 du projet sur les coûts et l'utilisation des soins de santé, du revenu, de l'âge, du sexe et du lieu de résidence du patient. Pour cette raison, nous divisons aléatoirement une période (qui peut être un jour ou une semaine selon la fréquence

d'affluence dans un hôpital) en D intervalles de temps de non-équilibre notés $\{I_1, I_2, \dots, I_D\}$. Nous définissons également $L = \{\text{Niveau 1, Niveau 2, Niveau 3, Niveau 4, Niveau 5}\}$ qui reflète le degré de gravité d'un patient arrivant aux urgences. La classification précédente était basée sur la classification du centre médical régional de Saint Mary's [290]. Les cinq niveaux sont les suivants : niveau 1 : réanimation d'une intervention vitale, niveau 2 : urgence, niveau 3 : urgent, niveau 4 : semi-urgent, niveau 5 : non urgent. C'est la détermination du niveau de gravité qui oriente les prochaines interventions du patient.

D'autre part, l'arrivée des patients programmés est une distribution paramétrique non statique, car de nombreuses raisons peuvent modifier ou retarder la décision d'un patient de se rendre à l'hôpital. Nous classons ces facteurs en trois grandes catégories : financiers, naturels et culturels [291]. Nous considérons les points suivants :

$P_{i,d}$: Arrivée du patient i aux urgences dans l'intervalle d .

$M(1, \dots, k, \dots, M)$ représente le nombre de pathologies ou de spécialités qui peuvent être traitées dans un hôpital.

$E_{j,k,d}$: La variable reflétant le $j^{\text{ème}}$ rendez-vous du patient avec la pathologie k dans le l'intervalle d .

$\Pr(E_{j,k,d}(t))$: La probabilité que le patient de la pathologie k qui a pris un rendez-vous j se présente à t dans le d'intervalle d .

$1 - \Pr(E_{j,k,d}(t))$: la probabilité de l'absence ou du retard du patient.

$\sum_{i \in \mathbb{N}} \sum_{l \in \{1 \dots 5\}} P_{i,l}(I_d)$: Le nombre de patients arrivant aux urgences avec différents niveaux de gravité pendant l'intervalle de temps I_d .

$$N_{i,l}(\cdot) = \sum_i \sum_{l \in \{1 \dots 5\}} P_{i,l}(I_d) + \sum_i \sum_{l \in \{1 \dots 5\}} \tilde{P}_{i,l}(I_d - \Delta d)$$

$N_{i,l}(\cdot)$ Est le vecteur représentant le nombre de patients aux urgences en attente d'être servis, soit la somme des patients nouvellement arrivés et des autres provenant des intervalles précédents I_d .

Nous définissons également $\sum \sum \chi_{i,l}$ comme le nombre total d'achèvements de services et $\sum \sum \tilde{\chi}_{i,l}$ comme la somme des patients de différents niveaux actuellement en service.

De même, nous désignons par $\lambda_{j,k}(I_d)$ le taux d'arrivée des patients de type k arrivant comme prévu dans le dème intervalle et par $\mu_{j,k}(I_d - \Delta d)$ le taux de service des patients arrivant dans les intervalles précédents et non encore servis.

$\sum \sum Y_{j,k}$: Le nombre de patients électifs actuellement en service

Pour modéliser la consommation de ressources, nous utilisons un concept appelé processus de traitement typique. Il définit le montant de la consommation d'une pathologie k sur les ressources.

$$\mathcal{R} = \{r_1, \dots, r_k, \dots, r_M\} \text{Où}$$

$r_k = \frac{\text{occupied resources in department } k}{\text{all available resources in } k}$ Est le taux de consommation d'une ressource par les patients présentant la pathologie k .

Le tableau matriciel suivant $PS_{i,j}^k$ représente la sortie du premier niveau, qui est le diagnostic et le traitement préliminaires, composé de : premièrement, les patients ambulatoires et électifs servis et en service et deuxièmement, les patients en attente d'être vus ou de recevoir un diagnostic préliminaire. Le r_k est le ratio égal aux ressources utilisées (lits) dans un service donné divisé par le nombre total de lits dans ce service. Ce qui signifie qu'il est toujours <1 . La séquence L1->L2 représente les scores de 1 à 5 attribués aux patients admis. Multipliés par ces scores, les patients débordés sont dans la plupart des cas ceux dont le score est de 1 ou 2 (moins urgent).

$$PS_{i,j}^k \begin{cases} X_{i,l} + N_{i,l} & \text{if } r_k < 1 \text{ with } l \in (L1, L2, L3, L4, L5) \\ [\lambda_{j,k}(I_d) + \mu_{j,k}(I_{d-\Delta d}) + Y_{j,k}] * (r_k - 1) & \text{if } r_k < 1 \end{cases}$$

$$\mathcal{O}_d = \Pr \left\{ \text{Max} \left(\mu_{j,k}(I_d) + \tilde{P}_{i,l}(I_d) + \sum_{j \in N} (1 - Pr(E_{j,k,d}(t))) \right) = z \right\} \text{if } r_k = 1$$

Où $\mathcal{O}(\cdot)$ représente la matrice de probabilité de débordement que z patients débordent de l'intervalle de temps I_d .

Ce débordement est calculé en tenant compte des patients hospitalisés qui ne sont toujours pas servis et des patients programmés qui n'arrivent pas à temps. Dans notre modèle, nous considérons que toutes les causes menant au débordement peuvent être ramenées à des temps de diagnostic très longs.

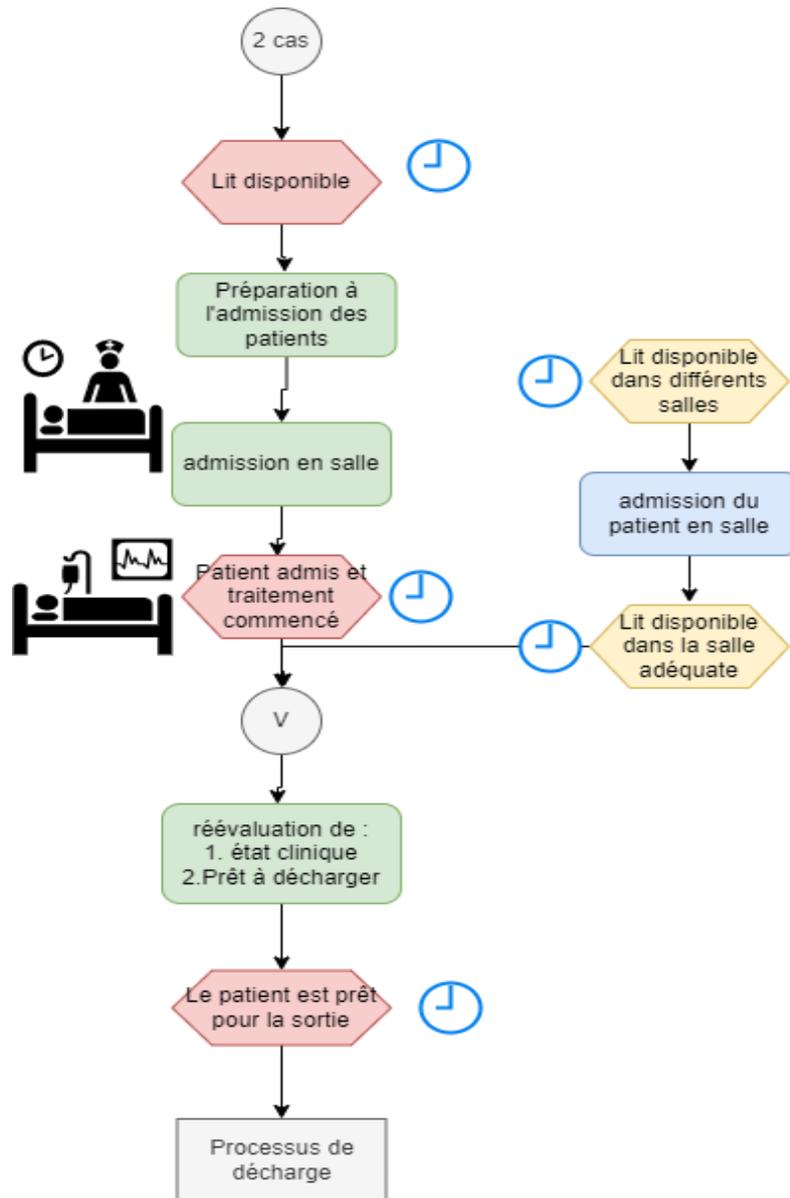


Figure 40 : Flux d'opérations pour vérifier la disponibilité des lits

Soit $T_{i,j}^k$ le temps de service nécessaire au diagnostic préliminaire pour un patient aux urgences ou un patient électif de type k et $|I_d|$ la longueur de l'intervalle de temps I_d . Nous supposons que :

$$\sum_k \prod_{i,j} f(T_{i,j}^k) * PS_{i,j}^k > |I_d|$$

Avec f est la fonction de densité de probabilité des temps de service généraux.

En prenant maintenant en considération les patients servis et admis en tant que patients hospitalisés, nous considérons $W = M$ le nombre de salles et $U_{q,k} = \frac{\text{number of patient of pathology } k \text{ allocated to ward } q}{\text{total number of beds in ward } q}$ la fonction d'occupation des lits reflétant si une salle q est occupée par un patient de type de pathologie ou de condition k . w_q le nombre de lits dans la salle q . Bien entendu, nous partons du principe que chaque patient admis occupe un lit.

Nous considérons $F_k = w_k - \sum_k U_{q,k}$ le nombre de lits libres dans le service q. Le site $D_{q,k}(\cdot)$ reflète la distribution des lits dans l'intervalle de temps Δt .

$$D_{q,k} = \left(\begin{pmatrix} U_{11} & \cdots & U_{1M} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ U_{M1} & \cdots & U_{MM} \end{pmatrix}, (F_1, F_2, \dots, F_M) \right)$$

Où $(U_{11}, U_{22}, \dots, U_{MM} | k = q)$ le nombre de patients avec des hospitalisations primaires.

$\alpha_k \equiv \alpha_{q,k} = \frac{\sum_{q,k(k=q)} U_{q,k}}{\sum_{q,k} D_{q,k}}$: Le taux de patients hospitalisés en première ligne.

$\beta_{q,k} = \frac{\sum D_{q,k} - \sum U_{q,k} - \sum_q F_q}{\sum_{q,k} D_{q,k}}$: Le taux d'hospitalisation secondaire.

La répartition des patients nouvellement arrivés dans les différents services suit le processus décrit ci-dessous.

$$\begin{cases} P_{i,j}^k * \alpha_k & \text{if } F_k > 0 \text{ for } k \in M \\ P_{i,j}^k * \beta_{q,k} & \text{if } F_k = 0 \text{ and } F_{q \neq k} > 0 \text{ for } q \in M \end{cases}$$

Dans la matrice ci-dessus, un patient nouvellement arrivé est affecté à la salle préférée s'il existe des lits libres. Sinon, le patient est orienté vers un autre service jusqu'à ce que le service préféré soit libéré.

La mutation d'un patient, comme le montre la figure 41, peut se situer entre deux hospitalisations secondaires ou entre une hospitalisation secondaire et une hospitalisation primaire. Dans tous les cas, l'état du patient et sa capacité à être dans un autre service doivent être pris en compte. Dans notre modèle markovien, la distribution des lits est la distribution des lits dans l'état passé plus les patients admis actuellement moins les sorties.

Nous définissons dans ce qui suit le temps passé par un patient de type k en tant que patient hospitalisé dans le service q, noté $\tau_{q,k}^k$. Désignons également par N_d le nombre total d'inspections dans un intervalle d.

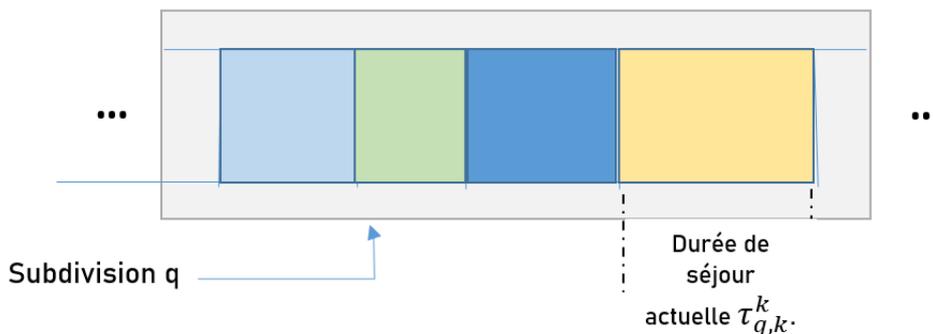


Figure 41 : Variations de la durée de séjour dans chaque service

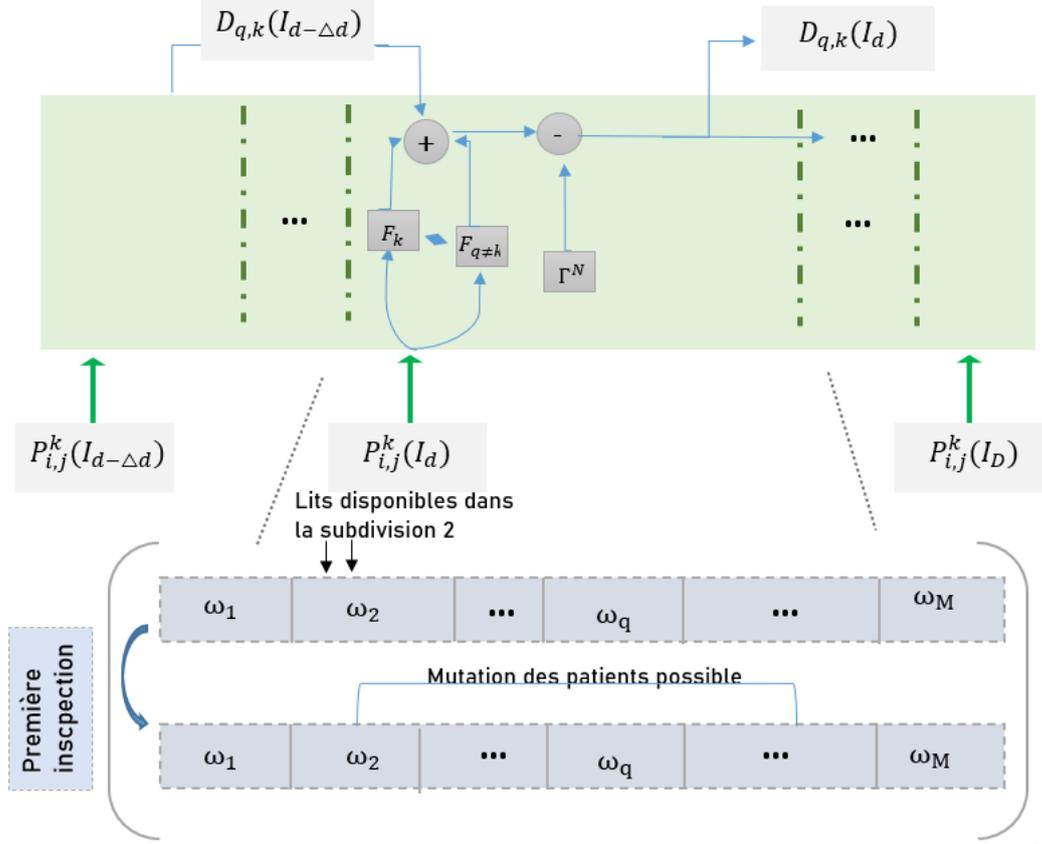


Figure 42 : Distribution des lits en fonction de l'arrivée des patients, de la distribution interne et de la politique de sortie.

Nous définissons $Q_{q,k}^n$ comme le nombre de patients de type k dans le service q juste après l'inspection n^{th} . Nous pouvons supposer que les schémas d'inspection et de décharge peuvent être décrits par la même distribution et sont les mêmes d'un point de vue opérationnel. La dynamique de cette distribution peut être citée comme suit :

$$\begin{cases} Q_{q,k}^{n+1}(\alpha_k = \mathbf{1}) = Q_{q,k}^n + (1 - \sum_{k \in M} \beta_{q,k}) * (P_{i,j}^k)^{n+1} - \xi_q^{n+1} \text{ for every } k \\ Q_{q,k}^{n+1}(\alpha_k < \mathbf{1}) = Q_{q,k}^n + (1 - \alpha_k) * (P_{i,j}^k)^{n+1} - \xi_k^{n+1} \end{cases}$$

Avec ξ_q^{n+1} est le nombre de patients sortis lors de la $(n+1)^{ème}$ inspection et $\Gamma^N = \sum_{n=0}^N \sum_{q,\forall k} \xi_q^{n+1}$. De même, la décision de laisser sortir un patient tient compte de sa pathologie, de son état et de la période qu'il a déjà passée en tant que patient hospitalisé.

L'objectif principal de l'expression du nombre d'inspections par période est de mettre ce facteur en relation avec le taux de service et la fonction d'occupation. Ainsi, dans les données utilisées, nous devons diviser les 24h en intervalles spécifiques et fixer un nombre moyen d'inspections. Cela permettra de dériver un taux de sortie par période qui donnera une visibilité sur le nombre d'hospitalisations primaires et secondaires et le nombre de patients à admettre.

2.1.1. Mise en œuvre et résultats

Au fur et à mesure que nous définissons tous les paramètres nécessaires : fonction d'occupation des lits, nombre d'inspections pour la sortie, taux d'hospitalisation primaire et secondaire, etc. nous serons en mesure de simuler la façon dont chaque service d'un établissement peut être utilisé. Pour résoudre le problème d'allocation des ressources médicales, nous modélisons les flux de patients ainsi que les fonctions de densité des ressources "consommées" par une chaîne de Markov discrète non homogène présentée dans la section précédente. À partir de ces fonctions de densité, nous déduisons les probabilités spécifiques d'occupation des salles et de sortie, ainsi que les résultats attendus et les prochains patients qui arrivent. Tel est l'objectif de notre technique de modélisation.

Comme l'approche de modélisation présentée considère un certain nombre de ressources statiques dans le système de soins de santé, un nombre infini de patients - compte tenu des ressources limitées - entraînera une stagnation du système. Soit u_{ik} le nombre maximum de patients de type k qui peuvent être hospitalisés dans le service q (w_{qk}). Nous laissons également L_q et UP_q définir les limites inférieure et supérieure du nombre total de patients hospitalisés dans le service q .

La probabilité de non-disponibilité $P(U_{qk})$ de F_k lits strictement déterminés détermine la probabilité d'un événement dans lequel chaque lit (ou ressource médicale en général) ne permet pas l'admission d'un patient. Cette probabilité peut être déterminée par rapport à occupation :

$$P(U_{qk}) = \sum_{k=(w_q-t_i)}^M P((w_k - \sum U_{q,k})|U_k) \text{ with } \sum U_{q,k} \leq w_k$$

Où $P((w_k - \sum U_{q,k})|U_k)$ est la probabilité conditionnelle de non-disponibilité d'un nombre sélectionné de lits dans un service sélectionné, déterminée en supposant que le nombre total de lits occupés $U_{q,k}$ réservés à l'admission d'un patient de type k peut être utilisé pour d'autres patients. La limite inférieure de la somme dans l'équation ci-dessus détermine le nombre minimum de lits qui peuvent induire un rejet des patients.

En tenant compte des hypothèses précédentes, nous appliquons la distribution de probabilité réelle sur un intervalle de temps unique commuté (jour activé - nuit désactivée, puis jour désactivé - nuit activée). Cette hypothèse permettra de considérer d'abord le système comme inactif la nuit, puis comme inactif le jour. Le tableau 13 représente l'occupation des différentes ressources en lits pour chaque département. Ainsi, notre La chaîne de Markov peut être considérée comme un processus à l'état stable [302,303]. Soit π la distribution de probabilité de l'état d'équilibre de la chaîne markovienne en temps discret [304,305] qui remplit l'équation d'équilibre suivante :

$$\pi Q = 0$$

Où $\sum_{xi \in S} \pi_i = 1$ et Q est la matrice du générateur infinitésimal. Une telle équation peut être transposée et réécrite sous la forme d'une équation linéaire : $Ax=b$. Nous obtenons donc $Q^T \pi^T = 0 \rightarrow Q^T \pi^T = (D - X - Y)\pi^T = 0$ où D , X et Y sont les matrices diagonales,

strictement triangulaires inférieures et supérieures de Q^T . où Q peut être écrit comme $Q = A_1 * u' + A_2$ avec A_1 et A_2 peut être exprimé comme suit :

$$A_1 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & -1 & \ddots & \vdots \\ 0 & 1 & \ddots & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & -1 & 0 \\ -1 & -1 & \dots & -2 \end{bmatrix}$$

$$A_2 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & -2\mu & 2\mu & \vdots \\ \vdots & -3\mu & 3\mu & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & 0 \\ \vdots & -S\mu & S\mu & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & S\mu \\ 0 & \dots & 0 & S\mu & -S\mu \end{bmatrix}$$

Avec S le nombre de serveurs. Et μ le nombre actuel de patients qui attendent d'être servis. Et μ' le nombre total de patients à desservir à partir des voies électives et d'urgence. En utilisant la technique de surrelaxation, nous avons déterminé les valeurs de π en utilisant la programmation python. Nous avons trouvé : $\Pi=[0.53, 0.41, 0.67, 0.88, 0.79, 0.91, 0.93, 0.77, 0.99]$.

Nous avons effectué un test statistique pour évaluer l'adéquation de notre modèle avec les observations sur l'occupation des salles. A notre connaissance, il n'existe pas de technique standard pour tester l'aptitude d'un DTMC avec une complexité telle que celle considérée dans notre travail. Ainsi, dans cette section, nous présentons une approche de simulation d'événements discrets qui combine une simulation du comportement du DTMC et la compare aux données hospitalières sur l'occupation des salles. Pour commencer, notre hypothèse nulle est que les valeurs observées sont générées par le processus DTMC. Si c'est le cas, on s'attendrait à ce que la fréquence observée des lits occupés soit assez semblable aux distributions marginales de π pour chaque salle. Une approche standard serait de tester les fréquences observées par rapport aux fréquences attendues correspondantes du DTMC. Nous avons mené une approche de simulation sur chaque département séparé. Le nombre total de ressources utilisées par tous les types de patients confondus (patients non urgents et patients du service des urgences) a ensuite été déduit du nombre total de ressources (lits dans ce cas). La proportion de lits utilisés prévue peut être vue dans la figure ci-dessous.

Les taux d'occupation des lits sont souvent arbitraires et dépendent de multiples facteurs, notamment le nombre d'admissions en provenance du service des urgences et d'autres services de l'hôpital, les interventions chirurgicales programmées, ainsi que les types de patients et leur durée de séjour dans les différents services. La rationalisation des lits est une tâche quotidienne difficile qui se complique encore lorsque les ressources sont limitées. Il n'existe pas de preuves cohérentes concernant les résultats des directives officielles actuelles d'admission et de sortie des patients, qui doivent être adaptées à chaque service et au contexte hospitalier [292,293]. Les politiques d'admission et de sortie sont importantes non seulement en termes de gestion des ressources mais aussi en termes de résultats des soins aux patients. La pénurie de lits est un facteur indépendant de la décision de ne pas admettre les patients dans l'un des services disponibles [294]. Plusieurs études montrent qu'en cas de pénurie de lits, les admissions et les

sorties sont triées. Cela accroît le nombre de demandes d'admission rejetées, augmente le seuil de gravité pour l'admission et raccourcit la durée de vie [295,296]. Cependant, en supposant le même degré de gravité, le pronostic est meilleur pour les patients admis en hospitalisation primaire que pour ceux en hospitalisation secondaire. Les autres conséquences d'un taux d'occupation excessif des lits sont l'annulation d'opérations chirurgicales programmées, les transferts vers d'autres centres ou le surdimensionnement des salles. Par conséquent, un modèle de simulation capable de reproduire les besoins réels en lits en tenant compte de tous les facteurs impliqués (type d'hôpital, critères d'admission et de sortie propres à chaque unité, ajustements tenant compte du ratio besoins/disponibilité) constitue un outil utile pour une gestion efficace des lits hospitaliers. La nature stochastique du flux de patients pourrait conduire à une sous-estimation des ressources nécessaires dans les unités occupées. Dans le passé, une occupation moyenne des lits de 85% était considérée comme optimale. Toutefois, la moyenne peut être trompeuse car, à moins de tenir compte de la distribution de l'occupation quotidienne, elle ne rend pas compte des longues périodes pendant lesquelles une occupation élevée des lits peut entraîner un taux inacceptable d'admissions rejetées en raison du manque de lits. Ainsi, pour couvrir les pics d'activité potentiels, plusieurs lits vides devraient être disponibles [297]. Alors que la simulation a été largement utilisée dans d'autres problèmes de santé [298,299], y compris la gestion des lits de soins intensifs [300]. Cependant, la plupart des études abordent la modélisation mathématique et la simulation comme deux approches différentes.

Tableau 12 : Récapitulatif des études existantes pour l'estimation de l'occupation des lits

Réf	Technique du modèle	Objectif	Mesures de performance	Constatations
[301]	Modélisation basée sur les agents et modèle de mise en file d'attente	Optimisation des ressources dans le service des urgences à l'aide de la modélisation basée sur les agents et évaluation des temps d'attente à l'aide de la théorie des files d'attente.	Nombre de patients en attente et durée de leur attente pour être vus.	Aucune analyse quantitative n'a été effectuée. Sur le plan qualitatif, le modèle basé sur les agents s'est révélé adaptable à de nombreux scénarios.
[302]	Modèle de file d'attente	Description du flux des patients à l'intérieur de l'hôpital et optimisation de l'utilisation des ressources hospitalières.	Le coût moyen par unité de temps. Nombre de patients rejetés.	Un coût moyen de 629, 827, 951, et 1049 par unité de temps pour 140, 150, 155, et 160 lits respectivement.
[303]	Simulation d'événements discrets	Étude de l'impact de l'altération des ressources médicales sur les indicateurs de performance de l'hôpital.	Temps d'attente total avant le début du traitement pour les patients mineurs et majeurs.	Un service d'admission plus flexible est un facteur clé pour réduire le temps d'attente des patients.
[304]	Modèle de file d'attente	Gestion de la capacité de l'hôpital.	Taux d'utilisation, probabilité d'attente, estimation de l'occupation des lits, simulations de capacité et évaluation du comportement de la demande.	L'étude a prouvé que l'équilibrage des admissions et du type de patients sur la semaine représente une politique très puissante pour optimiser l'utilisation des ressources.
[305]	Chaînes de Markov en temps discret non homogènes	Programmation des admissions, prévision des besoins en ressources et allocation des ressources.	Estimer théoriquement le nombre de ressources nécessaires et aider à l'allocation des ressources et à leur admission.	Aucune simulation ou validation du modèle n'a été effectuée.
[306]	Simulation d'événements discrets	Amélioration de l'utilisation des ressources médicales en modifiant les contraintes des patients hospitalisés et des ressources et scénarios d'amélioration des processus.	Durée du séjour des patients et taux de patients qui partent sans être vus.	L'ajout de 6 lits supplémentaires pour accueillir les patients hospitalisés a permis de réduire la durée de séjour de 8 %.

Ainsi, l'objectif de cette étude était de développer un modèle fiable pour refléter le taux d'occupation quotidien des lits dans les différents services, basé sur un modèle markovien de haute précision, et ainsi éviter le problème de la disponibilité des lits et des taux d'occupation sous-optimaux et les coûts inutiles qu'ils entraînent. Nous avons basé notre modèle sur une analyse statistique complexe qui, malgré sa complexité, utilise des variables de gestion des

salles communes correctement définies et facilement collectables. En termes méthodologiques, nous pensons que ce modèle offre plusieurs avantages par rapport aux autres modèles couramment utilisés (nous expliquerons plus en détail ces avantages dans la section discussion). Nous avons modélisé les admissions par type de patient en utilisant des variations de la distribution de Poisson. Le tableau 13 représente l'occupation moyenne réelle des lits de toutes les unités considérées.

Les résultats obtenus pour le taux d'occupation quotidien simulé peuvent être résumés comme suit. Les patients présentant des situations d'urgence sont les premiers à être servis, comme le montrent la Figure 43.a et la Figure 43.b. Le système tente de servir en premier les patients présentant un risque élevé de mortalité. Au fur et à mesure que le nombre de patients augmente, le temps d'attente augmente également car nous appliquons des contraintes de ressources limitées lors de la simulation.

Tableau 13 : Occupation des lits observée par le NHS (jour et nuit au cours de l'année 2019-2020) par rapport à notre occupation des lits prévue.

Département	Patients électifs	Patients non électifs	Occupation prévue des lits	Chi-carré d'ajustement*
	Occupation des lits (jour)-occupation des lits (nuit)		Occupation des lits (jour)-occupation des lits (nuit)	
Néonatalogie	56%-65%	58.6%-54.8%	49%-33%	0.017
Pédiatrie	12%-19%	16.1%-19.7%	15.7%-15%	0.0826
Maternité	70%-75%	45.9%-54.4%	45%-53.9%	0.0104
Gynécologie	45%-60%	59.9%-58.9%	60%-56%	0.00571
Soins intensifs	84%-87%	85.3%-79.1%	84.6%-78.5%	0.00432
Cardiologie	78%-80%	91.4%-84.3%	90.3%-84%	0.000472
Trauma	75%-71%	87%-88.2%	86.6%-86.4%	0.0162
Personnes âgées	80%-79%	71.2%-68.8%	71%-67.9%	0.00523
Chirurgie	79%-88%	49.5%-39.6%	48.2%-40.9%	0.0387
Tous les départements	96%-93%	98.2%-93.6%	99.1%-92.9%	0.00609

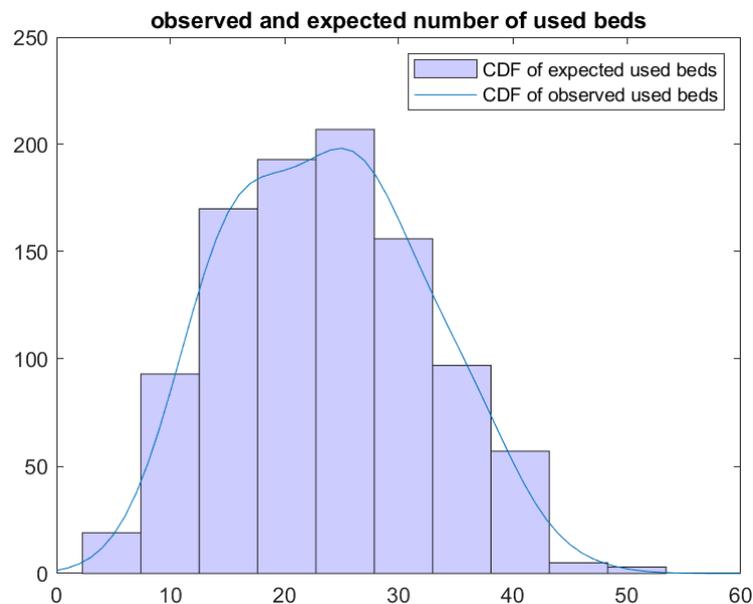


Figure 44 : Fonction de densité cumulée de l'occupation des lits observée et attendue

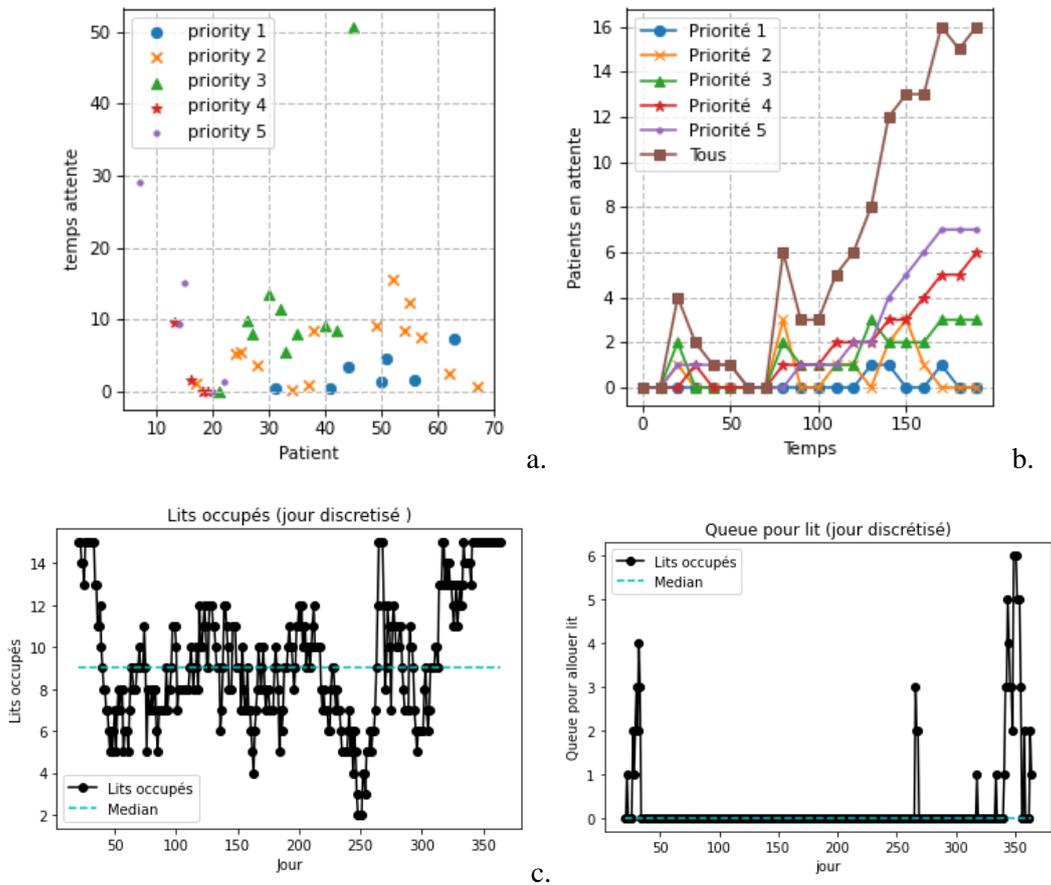


Figure 43 : Résultats de la simulation. a. représente le taux d'arrivée de chaque niveau d'urgence précédemment défini suivant un processus de Poisson. b. la fonction cumulative des patients admis avec l'hypothèse qu'il n'y a pas de patients perdus. c. représente le nombre moyen de lits occupés par les patients dans tous les services. d. est le nombre de patients en attente d'un lit.

Lors de l'étude de systèmes aussi complexes avec des ressources limitées, il est important de maintenir une bonne fluctuation proche de la valeur médiane. C'est le cas des lits des hôpitaux à fort taux d'admission. La figure 43.c représente les résultats de notre DES basé sur la chaîne de Markov mentionnée précédemment. Il est important de mentionner qu'en cas de taux d'admission élevé, le triage des patients dont l'admission est prioritaire est très important. La figure 43.d suggère comment notre système doit traiter un tel cas. Le nombre de patients en file d'attente représente le nombre de patients ayant une hospitalisation secondaire et attendant d'être transférés dans le service spécialisé pour traiter leur maladie, ce que nous appelons une hospitalisation primaire.

Comme on peut le déduire du tableau 13 et de la figure 44, notre modèle markovien avec les distributions de probabilité prédéfinies semble bien correspondre aux scénarios du monde réel.

2.2. Optimisation pondérée pour la gestion dynamique des ressources hospitalières

L'étude et l'optimisation de ces variations qui ont un impact sur les performances des hôpitaux nécessitent, de manière très élaborée, l'utilisation d'approches multiples. Ces problèmes, qui ont une double orientation, à savoir les limitations des ressources médicales et les attentes élevées en matière de qualité de service, sont généralement des problèmes multi-objectifs. Par conséquent, l'optimisation multi-objectifs traite de tels problèmes en donnant comme solutions un ensemble de candidats non dominés, selon deux approches principales [307]. Une approche génératrice et une approche basée sur les préférences. En ce qui concerne l'approche génératrice, l'ensemble donné de solutions ne suit aucune préférence et couvre l'ensemble du front de Pareto. Alors que l'approche basée sur les préférences nécessite des conditions prédéfinies et, dans la plupart des cas, transforme une tâche multi-objectifs en une tâche à objectif unique [308-309]. Dans les systèmes de gestion des hôpitaux, l'optimisation multi-objectifs est presque orientée vers l'amélioration de la capacité, de la qualité et d'autres problèmes médicaux contraignants. En outre, au cours des dernières années, les hôpitaux ont été et sont toujours confrontés à une demande croissante d'admission dans leurs services [310], ces admissions semblant être le plus souvent imprévues en raison de la demande croissante dans les services d'urgence. Le point crucial est que la demande croissante de lits d'hospitalisation en provenance des urgences ne peut pas être traitée au niveau stratégique en augmentant la capacité des lits en raison de la situation persistante de réduction des budgets de santé publique. La solution devrait plutôt être trouvée à un niveau opérationnel et tactique [311]. Ce problème n'est bien sûr pas nouveau, comme aux Etats-Unis où un taux d'occupation moyen de 89,7% a été rapporté avec une moyenne de 155 patients par jour [312]. Au Royaume-Uni, entre le premier trimestre 2010/11 et le premier trimestre 2019/20, le nombre total de lits d'hôpitaux du NHS a diminué de 11 %, passant de 144 455 à 128 943. Mais le nombre de lits occupés n'a diminué que de 9 %, passant de 122 551 à 111 321. Par conséquent, le taux d'occupation des lits a légèrement augmenté, passant de 85 % au premier trimestre 2010/11 à 86 % au premier trimestre 2019/20 [313]. Ainsi, la gestion des ressources hospitalières est un problème complexe et dynamique qui nécessite une étude approfondie des techniques les plus récentes.

En effet, au cours des dernières années, un nombre satisfaisant de techniques d'optimisation multi-objectifs ont été appliquées pour résoudre des problèmes du monde réel dans un large éventail de domaines. Dans [314], les auteurs ont proposé un modèle de programmation stochastique multi-objectif pour maximiser à la fois les revenus et les capitaux propres des hôpitaux publics chinois. L'étude a recueilli des données sur les admissions sur deux ans dans différentes spécialités hospitalières, à savoir la neurochirurgie, la chirurgie cardiaque, la chirurgie des brûlures et autres, réparties sur un total de 300 lits. Dans [315], les auteurs étudient les problèmes essentiels connexes, tels que l'ordonnancement du temps du personnel infirmier dans les unités de soins, et l'ordonnancement du temps des médecins dans les salles d'opération. Après l'intervention en salle d'opération, les patients restent dans le service suivant pendant un certain temps. Il en résulte une interdépendance de charge entre la salle d'opération antérieure et le service de soins infirmiers postérieur. Par conséquent, il est nécessaire d'essayer de programmer ces deux services simultanément pour améliorer l'efficacité des opérations, la qualité du service, la réduction du budget de l'hôpital et la satisfaction du personnel. Les auteurs du même article ont utilisé la programmation par compromis comme outil d'équilibrage pour l'optimisation multi-objectifs afin de réaliser une meilleure planification des salles d'opération et des unités de soins.

La recherche d'un plus grand nombre de manières possibles d'exécuter les algorithmes de manière optimale pour résoudre de tels problèmes a donné naissance à de multiples méthodes

et algorithmes [315]. Les algorithmes évolutionnaires sont apparus comme une méthode a posteriori pour générer des solutions Pareto optimales. Elle est généralement basée sur des algorithmes de tri non dominé, des algorithmes évolutionnaires de force Pareto, le recuit simulé et les techniques d'optimisation par essais de particules. Ces algorithmes puissants garantissent un ensemble de solutions en une seule exécution en utilisant des schémas de classement basés sur Pareto [316-317-318].

L'industrie des soins de santé est de loin l'une des plus grandes industries du monde et elle est numéro un aux États-Unis avec une dépense totale de 1553 milliards de dollars en 2002 alors que ce montant atteindra 3,8 trillions de dollars en 2019 selon les Centres de services médicaux et médicaux (CMMS) [319-320]. Au Royaume-Uni, les dépenses totales ont été estimées à 269 milliards de livres sterling [321]. En Allemagne, ce montant est passé à 410,8 milliards d'euros en 2019 selon l'Office fédéral de la statistique [322]. Alors que la France a dépensé 469 milliards d'euros en 2017 [323]. En termes de produit intérieur brut (PIB), en 2019, les pays européens ont consacré au moins 10% de leur PIB à la santé, l'Allemagne (11,7%) et la France (11,2%) ayant les parts les plus élevées. Les parts les plus faibles du PIB allouées aux soins de santé étaient observées au Luxembourg (5,4%), en Roumanie (5,7%), en Pologne (6,2%) et en Lettonie (6,3%). Dans l'ensemble de l'Europe, c'est la Suisse qui a consacré la plus grande part (12,1 %) de son PIB à la santé [326]. L'énorme croissance de cette industrie est également démontrée par le fait que ces dépenses représentent le double de la part des soins de santé dans l'économie de ces pays il y a 30 ans [324-325]. Ces dépenses comprennent les soins de santé personnels (soins curatifs, soins de réadaptation, soins de longue durée, services auxiliaires et biens médicaux) et les services collectifs (services de prévention et de santé publique ainsi que l'administration de la santé) [326]. À un niveau plus détaillé, la dynamique qui régit un système hospitalier et le flux de patients et, par conséquent, les dépenses de soins de santé qui le traversent, implique complexité, incertitude et variabilité. Toutes ces caractéristiques soulignent la nécessité d'une modélisation sophistiquée de la capacité hospitalière, qui inclut le niveau de détail nécessaire, intègre les profils de demande des hôpitaux en fonction du temps et utilise des distributions statistiques significatives pour saisir la variabilité inhérente. Elle doit cependant être accessible aux parties prenantes pour les aider à comprendre, planifier et gérer les ressources hospitalières [327].

Du point de vue de la gestion, il est essentiel de comprendre les inefficacités de l'hôpital et de les améliorer pour prendre des décisions en matière de politique de soins de santé et de budgétisation. Ces connaissances en matière de gestion peuvent en fait améliorer les dépenses pour éviter le gaspillage et augmenter la qualité des soins médicaux. En effet, il est démontré qu'une plus grande efficacité opérationnelle de l'hôpital est susceptible d'aider à contrôler le coût des services médicaux et par conséquent à fournir des soins plus abordables et un meilleur accès au public, sans oublier bien sûr une qualité de soins élevée [328-329-330]. D'autre part, il existe de très nombreuses preuves de l'importance des soins centrés sur le patient dans le processus de prise de décision afin d'utiliser les ressources médicales de manière plus efficace [331].

Outre l'augmentation spectaculaire du coût des soins de santé au cours des trente dernières années, les hôpitaux et les patients sont confrontés à de nombreux autres problèmes. En voici quelques-unes :

- Des délais d'attente plus longs pour l'admission des patients à l'hôpital

- Détournement d'une unité lorsqu'elle atteint la capacité soulignée, ce qui réduit l'accès aux soins pour le public
- Listes d'attente plus longues et retards pour les patients non urgents
- Le mauvais placement des patients entraîne soit une augmentation des coûts lorsqu'un patient nécessitant un faible niveau de soins est placé dans un lit à haut niveau de soins, soit une baisse de la qualité lorsqu'un patient nécessitant un niveau de soins élevé est admis dans un lit à faible niveau de soins.
- Coût opérationnel plus élevé en raison des inefficacités.

Afin de résoudre ces problèmes, il a été démontré que la détermination précoce des scores de gravité, de la fonction de survie et la prédiction de la trajectoire du traitement peuvent aider à allouer efficacement ou, en cas de réorganisation, à réaffecter les lits spécifiquement dans les unités de soins de haute intensité [332-333-334-335]. Nous adoptons ces preuves comme base pour notre document de recherche. Dans ce qui suit, nous utiliserons la base de données MIMIC III enregistrée, qui comprend des milliers de signaux physiologiques enregistrés, des transferts logistiques et d'autres données relatives aux patients, comme leur localisation, leur origine ethnique, etc. Le cœur de la mise en œuvre sera divisé en deux parties principales. Nous commençons par estimer la fonction de survie et l'effet de traitement résultant de la pharmacothérapie qui leur est administrée. Sur la base de ces résultats, nous utilisons des algorithmes génétiques pour optimiser l'utilisation de ces lits dans les unités de soins intensifs pondérés en fonction de nos prédictions. Le reste de l'article sera comme suit : dans la deuxième section, nous étudierons l'état de l'art lié à la gestion des lits et aux techniques d'optimisation. La troisième section contient la dynamique et l'implémentation de notre approche. La dernière section est une discussion des travaux existants et une comparaison de leurs performances avec notre approche. Nous terminons le document par une conclusion et une mise en perspective.

De nombreuses études antérieures ont montré que l'un des principaux facteurs à l'origine de la consommation des ressources, en particulier la disponibilité des lits, est la longueur des séjours (LOS) [336-337-338]. D'autres études ont montré que les durées de séjour prolongées, qui sont fortement proportionnelles à une baisse de l'accessibilité des hôpitaux et de la disponibilité des ressources médicales, en particulier lors des vagues de pointe, sont surtout enregistrées dans les unités de soins intensifs [339-340]. Les maladies graves se caractérisent par la présence ou le risque de développement d'un dysfonctionnement des organes mettant en danger la vie du patient. Elles sont traitées dans des unités de soins intensifs spécialisées dans la surveillance continue et les technologies thérapeutiques et diagnostiques avancées [341]. Les médecins des unités de soins intensifs sont confrontés à de grandes quantités de données provenant de nombreux patients et stockées dans des systèmes électroniques de gestion des données des patients, et il est de plus en plus difficile d'identifier les informations les plus importantes pour les décisions de soins [342].

Pour améliorer l'efficacité et l'efficacité de ces unités de soins intensifs, il faut se concentrer sur le flux de patients, car il est au cœur de la capacité d'une organisation à fournir des services de soins de santé spécialisés et très cruciaux, tandis que d'autres opérations fournissent un soutien dans le but de créer les conditions d'un flux de patients efficace et efficace [342].

En fait, la simulation a été largement utilisée pour évaluer l'impact de la disponibilité des ressources et des paramètres organisationnels sur la qualité des résultats des soins de santé et

les coûts liés aux interventions médicales et au séjour des patients [343]. Il existe plusieurs méthodes de simulation, mais elles sont le plus souvent classées en quatre grandes catégories : Monte Carlo [344], simulation d'événements discrets [340-341], dynamique des systèmes [345-346] et simulation basée sur des agents [347]. Certains des avantages très importants de l'utilisation de ces techniques de simulation sont 1. La capacité d'effectuer une analyse "what if" qui évalue la performance du système dans différents scénarios, en considérant de nombreux types de données d'entrée et de paramètres de modèle, et en identifiant les points critiques liés aux goulots d'étranglement du système [348]. 2. La capacité de réaliser ces scénarios dans différentes fenêtres temporelles [349]. Par conséquent, la simulation est utile lorsqu'un problème présente des incertitudes importantes qui nécessitent une analyse stochastique. S'il ne semble pas possible d'élaborer une procédure universelle et concluante permettant d'adapter la technique de simulation la plus appropriée à un problème spécifique, il est néanmoins possible de définir les facteurs les plus importants à prendre en compte avant de prendre une décision.

Diverses autres méthodes de recherche opérationnelle ont également été étudiées et appliquées pour traiter les problèmes susmentionnés liés à l'allocation des ressources médicales. Les méthodes de recherche utilisées comprennent la théorie des files d'attente [350], la programmation mathématique [351] et les heuristiques dans le cadre de l'optimisation multi-objectifs. Au cours des deux dernières décennies, la programmation par objectifs est devenue une approche de plus en plus populaire pour l'allocation des ressources dans le domaine de santé. Les auteurs de [352] présentent une méthodologie comprenant deux modèles linéaires pour l'allocation des ressources dans les hôpitaux afin d'obtenir une combinaison et un volume préférés de types de traitement. Les auteurs dans [353] décrivent l'application de l'entier aux décisions de budgétisation des capitaux dans les hôpitaux. Toujours dans une autre perspective, plusieurs études dans la littérature se concentrent sur le problème de l'allocation des lits entre différents départements, spécialités médicales ou types de patients dans un hôpital [354]. Par exemple, [355] développent un modèle mathématique utile pour concevoir une politique d'admission dans un service pour différents types de patients et dans lequel la fonction objective est composée de coûts de pénurie et de coûts de détention. [356] présentent une approche pour réallouer périodiquement les lits aux services afin de minimiser les débordements attendus. Leur système de prévision de la demande utilise un modèle de file d'attente $M/G/\infty$ pour approximer la dynamique de la population de patients pour chaque service. Leur étude souligne que les prévisions doivent constituer la base de l'analyse et accepte l'approximation par des modèles de file d'attente pour des raisons de simplicité de procédure. [357] considèrent le problème de l'allocation de plusieurs lits à différentes spécialités médicales et chirurgicales dans un hôpital, sachant que la programmation des procédures médicales varie sur une semaine et que la demande de divers services médicaux présente une saisonnalité. Un modèle de série chronologique est développé en utilisant les données de recensement horaires pour prendre de bonnes décisions concernant la taille de chaque unité. De même, pour déterminer la distribution de fréquence associée à un recensement des unités de soins hospitaliers, [358] présentent une approche analytique basée sur une version modifiée du modèle de prévision de la saisonnalité multiplicative de Holt-Winters. Très peu d'études, cependant, considèrent le problème de l'allocation des lits comme un problème multi-objectif. Les auteurs de l'étude [359] démontrent, à l'aide d'un modèle de simulation informatique validé, qu'il n'existe pas de solution dominante unique au problème d'allocation des lits, ce qui indique la nature multi-objectif du problème.

2.2.1. Dynamique de l'approche proposée

L'augmentation de la demande de soins de santé par les hôpitaux a créé de lourds défis pour leurs gestionnaires et décideurs. Les défis à relever sont les suivants : coûts élevés, budget limité, ressources limitées, mais surtout diminution de la qualité des soins. L'approche proposée dans le présent article est une approche centrée sur le patient, dans laquelle l'optimisation de l'efficacité de l'allocation des lits sera fonction de l'état du patient dans les unités de soins intensifs. L'approche tient également compte des coûts liés au séjour du patient dans les unités de soins intensifs.

La recherche dans cet article a été divisée en deux parties : la première partie était les statistiques et l'analyse des informations des patients dans la base de données MIMIC-III, et la seconde partie était le calcul de la fonction de survie des patients, de la trajectoire de traitement et ensuite, sur la base de ces paramètres, l'optimisation de l'allocation des lits ainsi que des coûts associés. La première partie décrit l'âge, le sexe, la durée d'admission des patients et la répartition des types d'unités de soins intensifs. Une grande partie de cette section comprend une étude détaillée du traitement du patient centrée sur la pharmacothérapie, car c'est l'un des facteurs les plus déterminants dans les unités de soins intensifs. Plus précisément, l'analyse porte sur les traitements médicamenteux des patients souffrant de troubles cardiovasculaires : arythmies, insuffisance cardiaque et insuffisance cardiaque congestive. Dans une analyse plus approfondie, ces pathologies seront détaillées en 8 sous-pathologies majeures. Dans la deuxième partie, nous avons analysé les informations des maladies ayant le plus grand nombre de patients, ainsi que la répartition de la mortalité et des soins intensifs. Tout d'abord, selon la norme de codage ICD-9, le nombre de patients et de décès de chaque maladie a été compté.

Presque tous les patients gravement malades sont admis par le service des urgences. Une fois admis, ils dépendront d'un ensemble de ressources différentes. À son arrivée, le patient est d'abord trié afin de déterminer la gravité de son état. Ensuite, un examen est effectué par un médecin afin de déterminer si un traitement plus approfondi est nécessaire. Notre objectif est de contribuer à la méthodologie liée à l'équilibrage de la capacité des unités de soins intensifs par rapport au service en considérant le développement et les changements possibles dans la trajectoire de traitement des patients admis ainsi que l'évaluation de leur survie. Comme il a été démontré que le temps d'attente influence l'analyse de la survie du patient ainsi que les résultats finaux, le modèle d'optimisation sera limité par la cible du temps d'attente. La figure suivante décrit l'architecture globale de l'approche que nous proposons.

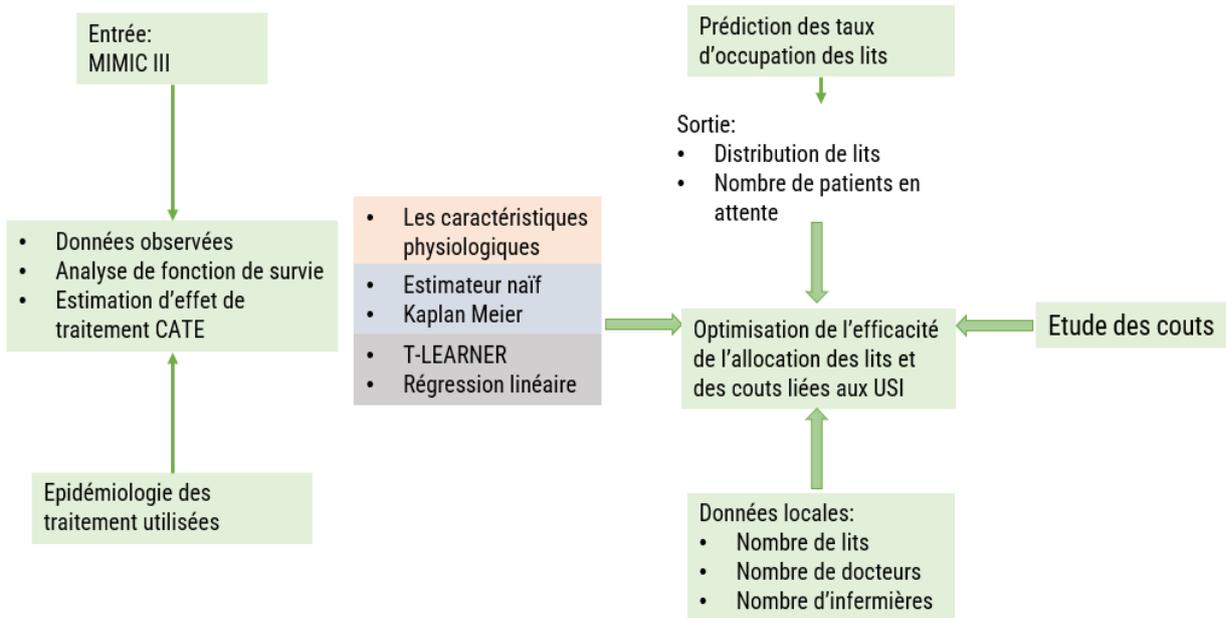


Figure 45 : Architecture de notre approche proposée

Le modèle d'allocation des ressources dans les soins intensifs répond à la situation suivante : il existe des patients candidats à l'occupation des lits disponibles dans les unités de soins intensifs et le médecin doit décider quels patients doivent être admis dans une unité de soins intensifs sur la base de la fonction de survie, mais il doit également tenir compte de la trajectoire de traitement des patients déjà admis dans les unités de soins intensifs. Une fois admis, le modèle d'optimisation doit prendre en compte les coûts générés par le séjour du patient à l'hôpital. Cela inclut leur séjour dans les unités de soins intensifs ou dans une unité de soins de faible niveau. Pour simplifier le problème réel, nous considérons les deux hypothèses suivantes :

Hypothèse 1 : Différents types de patients arrivent indépendamment. Les patients du même type ont la même distribution et le même taux d'arrivée.

Hypothèse 2 : Le revenu unitaire est spécifique aux types de patients. Nous calculons la moyenne des revenus pour l'ensemble des maladies, des polices d'assurance et des durées de séjour pour chaque type de patient et nous considérons qu'il s'agit des revenus générés par un patient de ce type.

2.2.2. Description et traitement des données

Dans notre étude, nous avons utilisé la base de données MIMIC-III qui contient des données anonymes de plus de 40 000 patients ayant été hospitalisés dans les unités de soins intensifs du Beth Israël Deaconess Medical Center à Boston, Massachusetts, entre 2001 et 2012. Les données de MIMIC-III sont divisées en 26 tableaux, chacun comprenant un type et un flux de données spécifiques tels que les données démographiques, les mesures des signes vitaux, les résultats des tests de laboratoire, les procédures, les médicaments, les notes du personnel soignant, les rapports d'imagerie et la mortalité à la sortie de l'hôpital [360]. Le tableau 14 ci-dessous présente les caractéristiques des patients admis dans les unités de soins intensifs dans l'ensemble de données MIMIC III, y compris leurs indicateurs physiologiques et les traitements médicamenteux pris.

Tableau 14 : Caractéristiques de base des patients et mesures des résultats

	<i>Caractéristiques générales de la population</i>	<i>Caractéristiques de la mort à la décharge</i>	<i>Caractéristiques des personnes en vie à la sortie de l'hôpital</i>
<i>Âge moyen</i>	65	73	64
<i>Sexe (% d'hommes)</i>	53%	54%	57%
<i>Type d'admission :</i>	2804	226	2577
• Urgence	1466	14	1451
• Optionnel	132	11	121
• Urgent			
<i>Type d'unité de soins intensifs :</i>	2808	54	2753
• Maladie des artères coronaires	1315	175	1140
	279	22	257
• Insuffisance cardiaque congestive			
• Syndrome coronarien aigu			
<i>Fréquence cardiaque moyenne (bpm)</i>	80	100-110	60-100
<i>Fréquence respiratoire moyenne (cpm)</i>	21	12-20	≤12 ou ≥20
<i>Médicaments sur ordonnance :</i>			
Médicaments	12.83%	0.14%	99.86%
hypocholestérolémiant	14.62%	0.38%	99.62%
Inhibiteurs de l'ECA	10.66%	0.47%	99.53%
Bronchodilatateurs	9.1%	1%	99%
Diurétiques	7.85%	1.04%	98.96%
Insulines	7.42%	0.8%	99.2%
Anticoagulants	13.22%	0.66%	99.34%
Électrolytes	7.2%	1.78%	98.22%
Bêta-bloquants	3.46%	3.58%	96.42%
Agents antipatétiqes et DAPT	3.44%	0.53%	99.47%
Antihistaminiques	3.2%	1.42%	98.58%
Antibiotiques de la famille des quinolones	2.63%	1.21%	98.79%
	1.36%	1.01%	98.99%
Nitrates	1.63%	5.88%	94.12%
Peptides	0.89%	4.6%	95.4%
Agents augmentant le taux de glucose	0.35%	3.95%	96.05%
	0.15%	6.06%	93.94%
Antidrythmiques			
Bloqueurs des canaux calciques			
Acide sulfonique			
<i>Durée du séjour à l'hôpital</i>	2.9 jours	3.1 jours	2.7 jours

L'USI qui compte le plus grand nombre de patients est l'unité de soins intensifs médicaux (MICU), et le nombre de patients décédés à l'hôpital et le nombre de patients non décédés dans les 90 jours suivant leur sortie de l'hôpital dans l'MICU sont également beaucoup plus élevés que dans les autres services des USI. Les maladies de nature interne sont les maladies qui comptent le plus grand nombre de patients et le taux de mortalité le plus élevé. Dans des études ultérieures, nous pourrions étudier la fonction de survie des patients et leur trajectoire de traitement dans l'ICICU et utiliser l'apprentissage automatique pour prédire la santé des patients. De même, le nombre de patients admis dans l'unité de soins intensifs de chirurgie cardiaque (CSRU) était le deuxième après celui de l'unité de soins intensifs de maternité, mais le nombre de décès à l'hôpital et le nombre de décès à 90 jours après la sortie de l'hôpital sont les plus faibles par rapport aux autres unités de soins intensifs. Nous avons compté la mortalité des patients admis dans chaque type d'unité de soins intensifs, et nous avons constaté que le taux de mortalité le plus élevé était de 32,6 % dans l'unité de soins intensifs. La mortalité dépasse 24 % dans les unités de soins intensifs (CCU) (24,3 %) et de soins intensifs chirurgicaux (SICU) (24,4 %), tandis qu'elle atteint 4,3 % dans l'unité de soins intensifs néonataux (NICU).

La figure 46 montre les histogrammes des temps de survie pour voir en général combien de temps les cas ont survécu avant la censure ou les événements liés aux pathologies considérées en hauteur :

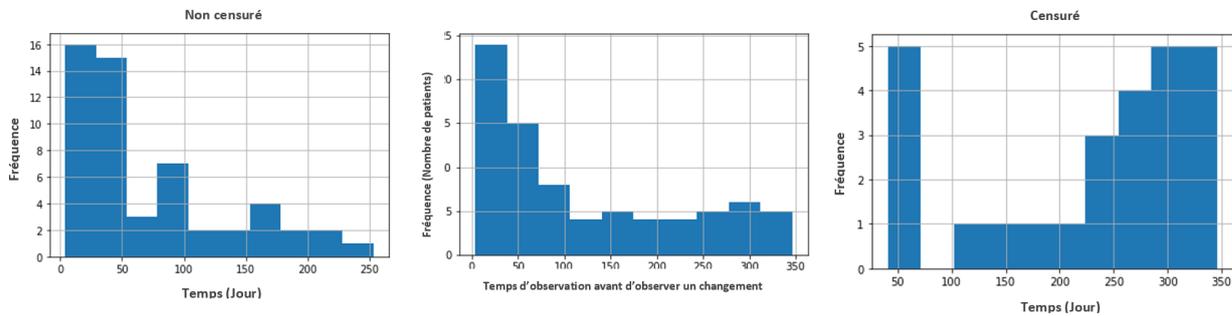


Figure 46 : Comptage binaire de la durée survécu avant la censure ou les événements liés à un événement cardiaque

Une fois admis dans les unités de soins intensifs (certains patients ont été transférés directement après avoir séjourné dans d'autres services avant d'être transférés dans les unités de soins intensifs), les patients ont reçu des médicaments sous forme d'analgésiques en cas d'intervention chirurgicale ou autre, et sous forme de médicaments injectables pour le traitement. La figure 47 montre la fréquence d'utilisation de certains médicaments.

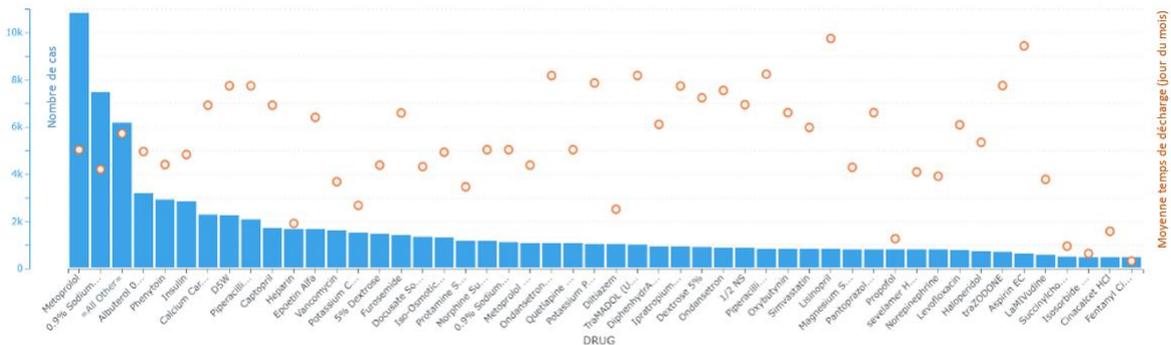


Figure 47 : Fréquence des médicaments utilisés pour le traitement des patients dans les unités de soins intensifs L'étude proprement dite portera sur les traitements administrés aux patients souffrant de maladies cardiovasculaires. Pour suivre l'effet du traitement, nous allons considérer une liste de médicaments largement utilisés et suivre leur effet sur les dossiers des patients transférés dans l'ensemble de données MIMIC III. Nous classons ces médicaments en cinq grandes catégories.

2.2.2.1. Médicaments anticoagulants

La *warfarine* est l'un des médicaments anticoagulants les plus utilisés pour prévenir la formation et la migration des caillots sanguins [361]. La warfarine possède plusieurs propriétés dont il faut tenir compte lorsqu'elle est utilisée à des fins médicales, notamment sa capacité à traverser la barrière placentaire pendant la grossesse, ce qui peut entraîner une hémorragie fœtale, un avortement spontané, une naissance prématurée, une mortinaissance et un décès néonatal. D'autres effets indésirables tels que la nécrose, le syndrome de l'orteil violet, l'ostéoporose, la calcification des valves et des artères, et les interactions médicamenteuses ont

également été documentés avec l'utilisation de la warfarine. La warfarine n'affecte pas réellement la viscosité du sang, elle inhibe plutôt la synthèse, dépendante de la vitamine K, des formes biologiquement actives de divers facteurs de coagulation, en plus de plusieurs facteurs de régulation.

2.2.2.2. Médicaments antiplaquettaires

Clopidogrel. L'agent antiplaquettaire clopidogrel est couramment prescrit pour les syndromes coronariens aigus. Il s'agit d'un promédicament oral, activé par biotransformation hépatique en métabolite actif, qui interdit l'activation et l'agrégation des plaquettes de façon sélective et irréversible. Le clopidogrel est un promédicament d'un inhibiteur plaquettaire utilisé pour réduire le risque d'infarctus du myocarde et d'accident vasculaire cérébral [362-363]. Le clopidogrel est indiqué pour réduire le risque d'infarctus du myocarde chez les patients présentant un syndrome coronarien aigu (SCS) sans sus-décalage du segment ST, chez les patients présentant un infarctus du myocarde avec sus-décalage du segment ST, et en cas d'infarctus récent, d'accident vasculaire cérébral ou de maladie artérielle périphérique établie. Il a été démontré qu'il est supérieur à l'aspirine pour réduire les conséquences cardiovasculaires chez les patients atteints de maladies cardiovasculaires et qu'il apporte un bénéfice supplémentaire aux patients atteints de syndromes coronariens aigus qui prennent déjà de l'aspirine.

2.2.2.3. Médicaments antiarythmiques

Métoprolol. Le métoprolol est un bêta-bloquant souvent utilisé comme antiarythmique. Le métoprolol est un bêtabloquant sélectif couramment employé sous forme de dérivés succinate et tartrate selon que la formulation est conçue pour être à libération immédiate ou prolongée. La possibilité de générer ces formulations provient de la plus faible biodisponibilité systémique du dérivé succinate. A ce jour, il est l'un des bêta-bloquants les plus privilégiés dans les directives cliniques générales [364].

Carvedilol. Le carvedilol est un mélange racémique où l'énantiomère S (-) est un bloqueur des adrénorécepteurs bêta et l'énantiomère R (+) est à la fois un bloqueur des adrénorécepteurs bêta et alpha-1. Il est actuellement utilisé pour traiter l'insuffisance cardiaque, le dysfonctionnement du ventricule gauche et l'hypertension. La double action du carvedilol est avantageuse dans les thérapies combinées car des doses modérées de 2 médicaments ont une incidence réduite d'effets indésirables par rapport à une monothérapie à forte dose dans le traitement de l'hypertension modérée [365].

Propafenone. La **propafénone** est un agent antiarythmique de classe 1C utilisé dans le traitement de la fibrillation/du flutter auriculaire paroxystique et des arythmies ventriculaires. Un agent antiarythmique qui est particulièrement efficace dans les arythmies ventriculaires. Il a également une faible activité bêtabloquante. Ce médicament est généralement bien toléré [366].

2.2.2.4. Médicaments vasoactifs

Vasopressin. La vasopressine (arginine-vasopressine ou hormone antidiurétique) est un non-peptide principalement produit dans l'hypothalamus qui présente diverses fonctions physiologiques liées à la diurèse, à la modulation hémodynamique et au comportement. La vasopressine est très similaire à l'ocytocine, à la différence des troisième et huitième acides aminés. Malgré une grande variété de fonctions, la vasopressine exogène est principalement utilisée pour contrôler la pression sanguine lors d'un choc systémique en augmentant la vasoconstriction et la réabsorption des fluides rénaux en agissant par le biais des récepteurs cellulaires V1 et V2 [367].

2.2.2.5. Statines

Simvastatin. La simvastatine, également connue sous le nom de marque Zocor, est un médicament hypolipémiant dérivé synthétiquement d'un produit de fermentation de l'*Aspergillus*. Il appartient à la classe des statines, qui sont utilisées pour réduire le risque de maladie cardiovasculaire et gérer les taux anormaux de lipides en inhibant la production endogène de cholestérol dans le foie. Plus précisément, les statines inhibent de manière compétitive l'enzyme hydroxyméthylglutaryl-coenzyme A (HMG-CoA) réductase, qui catalyse la conversion de l'HMG-CoA en acide mésoxonique et constitue la troisième étape d'une séquence de réactions métaboliques impliquées dans la production de plusieurs composés intervenant dans le métabolisme et le transport des lipides, notamment le cholestérol, les lipoprotéines de basse densité (LDL) (parfois appelées "mauvais cholestérol") et les lipoprotéines de très basse densité (VLDL) [368]. mauvais cholestérol") et les lipoprotéines de très basse densité (VLDL) [369].

2.2.3. Estimation de la fonction de survie

Suivons le cheminement du patient dans la figure ci-dessous :

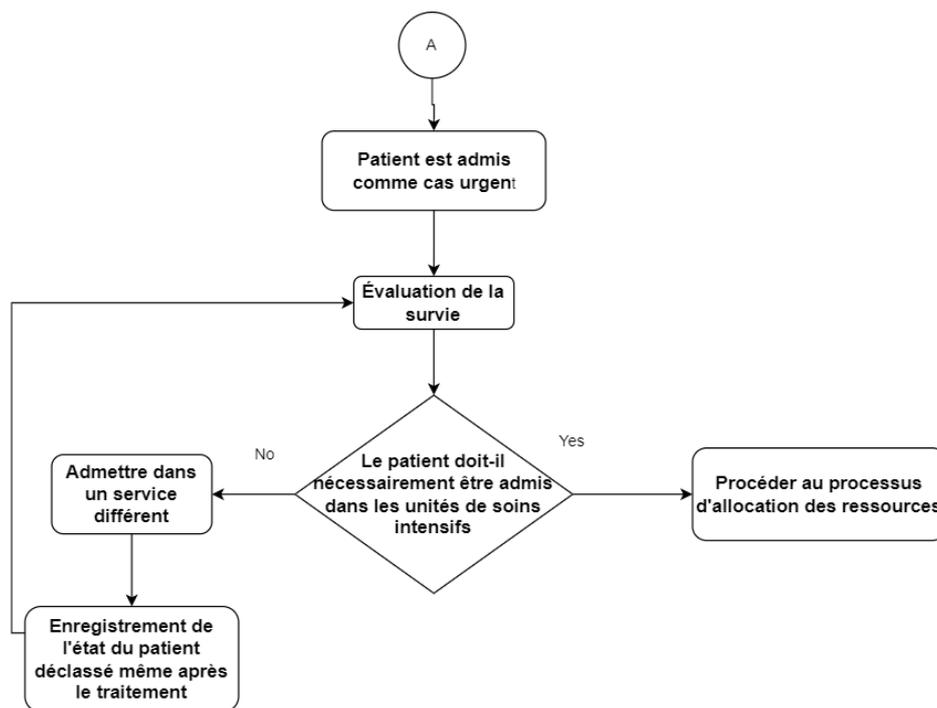


Figure 48 : Le rôle de la survie pour décider du flux des patients

Comme mentionné dans la figure 48, nous proposons que le patient, une fois admis et diagnostiqué, puisse être évalué à l'aide de modèles d'analyse de survie par apprentissage automatique. Dans ce qui suit, nous comparons les performances de deux grandes techniques bien connues d'analyse de survie, à savoir l'estimateur naïf et la technique de Kaplan Meier.

2.2.3.1. Estimateur naïf

Nous allons commencer par un estimateur naïf de la fonction de survie ci-dessus. Pour estimer cette quantité, nous allons diviser le nombre de personnes dont nous savons qu'elles ont vécu après le temps t par le nombre de personnes qui n'ont pas été censurées avant t .

$$S(t) = P(T > t)$$

Formellement, soit $i = 1, \dots, n$ le nombre des cas, et soit t_i le moment où i a été censuré ou un événement s'est produit. Soit $e_i = 1$ si un événement a été observé pour i et 0 sinon. Soit $X_t = \{i: T_i > t\}$, et soit $M_t = \{i: e_i = 1 \text{ or } T_i > t\}$. L'estimateur que nous allons calculer sera :

$$\hat{S}(t) = \frac{|X_t|}{|M_t|}$$

2.2.3.2. Kaplan Meier

Comparons ensuite avec l'estimation de Kaplan Meier. Dans l'équation ci-dessous, nous décrivons la fonction qui calcule l'estimation de Kaplan Meier de $S(t)$ à chaque instant distinct dans l'ensemble de données.

$$S(t) = \prod_{t_i \leq t} \left(1 - \frac{d_i}{n_i}\right)$$

Où t_i sont les événements observés dans l'ensemble de données et d_i est le nombre de décès au moment t_i et n_i est le nombre de personnes dont nous savons qu'elles ont survécu jusqu'au moment t_i . Les estimations résultantes sont représentées dans la figure ci-dessous :

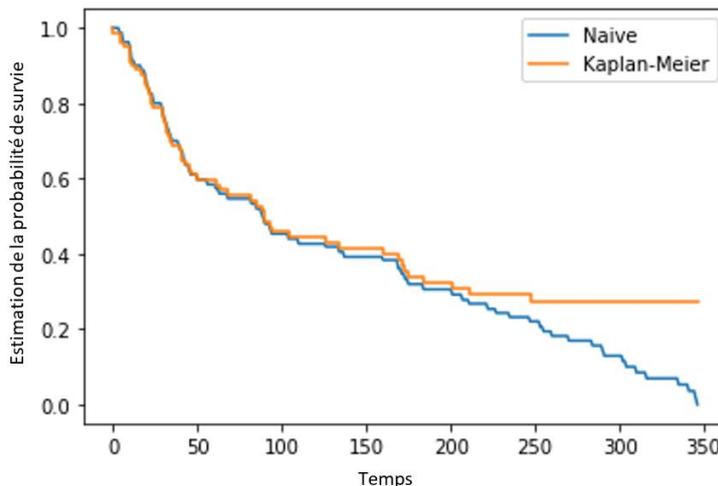


Figure 49 : Estimation de la probabilité de survie par les estimateurs Naïve et Kaplan Meier en temps (heures)
La principale conclusion des résultats présentés dans la figure ci-dessus est que l'utilisation de l'estimateur naïf montre une diminution continue de l'estimation de la probabilité de survie alors

que l'estimateur de Kaplan-Meier montre une situation stable après avoir passé en moyenne 250 heures dans les unités de soins intensifs.

2.2.4. Estimation de l'effet de traitement

Les données des patients ont été considérées comme des séries temporelles multivariées définies par les moments où les événements des patients ont été enregistrés, la séquence d'indices cartographiés à partir des séries temporelles discrétisées de chaque patient, et l'ensemble des résultats pour chaque épisode de patient.

Pour dessiner une trajectoire de traitement individuelle d'un patient, nous avons commencé par compter toutes les fois où chaque patient a reçu une dose du médicament spécifié. La probabilité de mourir pour les patients qui ont reçu le traitement est la suivante : $P_{treatment,death} = \frac{n_{treatment,death}}{n_{treatment}}$ où $n_{treatment,death}$ est le nombre de patients qui ont reçu le traitement et sont morts, tandis que $n_{treatment}$ est le nombre de patients qui ont reçu le traitement. Par traitement, nous entendons ici l'utilisation de l'un des cinq groupes de médicaments mentionnés précédemment.

La probabilité de décès des patients du groupe témoin (qui n'ont pas reçu de traitement) est la suivante :

$p_{control,death} = \frac{n_{control,death}}{n_{control}}$ Où $n_{control,death}$ est le nombre de patients du groupe témoin (n'ayant pas reçu le traitement) qui sont décédés, tandis que $n_{control}$ est le nombre de patients du groupe témoin (n'ayant pas reçu le traitement). L'organigramme de la trajectoire du traitement est représenté dans la figure ci-dessous :

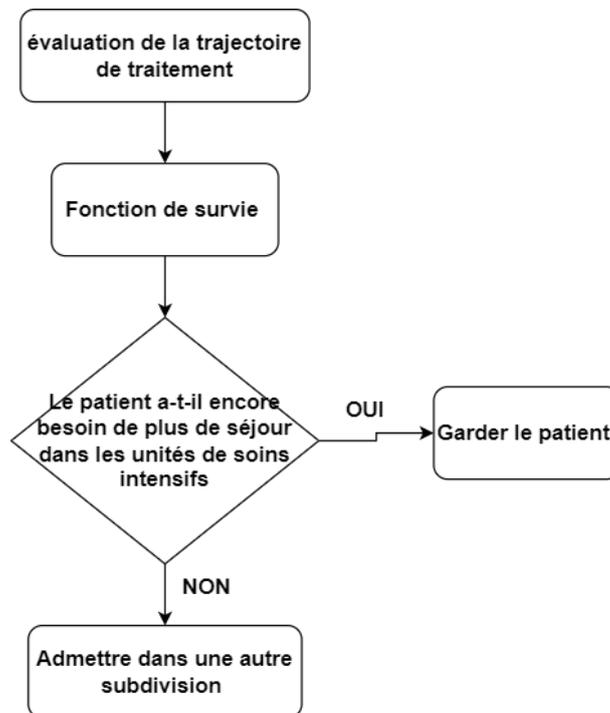


Figure 50 : Trajectoire de traitement et sa relation avec les patients nouvellement admis en soins intensifs

Pour estimer le résultat d'un traitement prédéterminé, nous utilisons une technique principale : T-learner et régression logistique.

2.2.4.1. T-Learner :

Le méta-algorithme T-learner pour l'estimation des effets de traitement hétérogènes se déroule en deux étapes. Premièrement, il utilise ce qu'on appelle les apprenants de base pour estimer les attentes conditionnelles des résultats séparément pour les unités sous contrôle (dans ce cas, nous considérons 5 unités principales) et celles sous traitement. Ensuite, elle prend la différence entre ces estimations. Cette approche a été analysée lorsque les apprenants de base sont des méthodes de régression linéaire [370] ou des méthodes basées sur les arbres [371]. Lorsqu'il est utilisé avec des arbres, on l'appelle l'estimateur "à deux arbres", et nous ferons donc référence au mécanisme général d'estimation des fonctions de réponse séparément comme l'"apprenant T", le "T" étant l'abréviation de "deux".

L'idée d'estimer le résultat en utilisant toutes les caractéristiques et l'indicateur de traitement, sans donner à l'indicateur de traitement un rôle particulier, est étroitement liée à l'apprenant T. L'effet de traitement moyen prédit pour une unité individuelle est alors la différence entre les valeurs prédites lorsque l'indicateur d'affectation du traitement passe du contrôle au traitement, toutes les autres caractéristiques restantes fixes.

L'apprenant T effectue deux étapes. Tout d'abord, la fonction de réponse du contrôle :

$$\mu_0(x) = E[Y(0)|X = x]$$

Est estimée par un apprenant de base, qui peut être n'importe quel estimateur d'apprentissage supervisé ou de régression utilisant les observations du groupe de contrôle, $\{(X_i, Y_i)\}_{w_i=0..}$

Nous désignons la fonction estimée par $\hat{\mu}_0$. Ensuite, nous estimons la fonction de réponse au traitement :

$$\mu_1(x) = E[Y(1)|X = x]$$

Avec un apprenant de base potentiellement différent, en utilisant les observations traitées et en désignant l'estimateur par $\hat{\mu}_1$. Un apprenant T est alors obtenu comme : $\hat{\tau}_T(x) = \hat{\mu}_1(x) - \hat{\mu}_0(x)$.

Pour appliquer le T-learner à notre cas, nous modélisons d'abord l'effet du traitement en utilisant une régression logistique standard. Soit $x^{(i)}$ le vecteur d'entrée, sur la base de cette variable, nous modélisons la probabilité de décès dans les 5 ans comme suit :

$$\sigma(\theta^T x^{(i)}) = \frac{1}{1 + \exp(-\theta^T x^{(i)})} \text{ Où } \theta^T x^{(i)} = \sum_j \theta_j x_j^{(i)} \text{ est un produit interne.}$$

Nous considérons maintenant trois caractéristiques principales, le TRTMT par lequel nous reflétons le traitement reçu par les patients dans les unités de soins intensifs comprenant principalement la pharmacothérapie, l'âge et le sexe. En conséquence, nous avons reformulé la probabilité de décès :

$$\sigma(\theta^T x^{(i)}) = \frac{1}{1 + \exp(-\theta_{TRTMT} x_{TRTMT}^{(i)} - \theta_{AGE} x_{AGE}^{(i)} - \theta_{SEX} x_{SEX}^{(i)})}$$

Dans cette formulation, $x_{TRTMT}^{(i)}$ est la variable de traitement. Par conséquent, θ_{TRTMT} nous indique quel est l'effet du traitement. Si θ_{TRTMT} est négatif, alors le fait de suivre un traitement réduit les chances logarithmiques de décès, ce qui signifie que le décès est moins probable que si le traitement n'est pas suivi. Notez que cela suppose un effet de traitement relativement constant, puisque l'impact du traitement ne dépend d'aucune autre variable.

Nous avons mis $x_{TRTMT}^{(i)} = 1$ quand un patient a reçu un traitement. Si nous calculons les chances liées à un patient traité, elles prendront la forme suivante :

$$\log(Odds_{treatment}) = \log\left(\frac{p_{treatment}}{1-p_{treatment}}\right) = \theta_{TRTMT} \times 1 + \theta_{AGE}x_{AGE}^{(i)} + \theta_{SEX}x_{SEX}^{(i)}$$

en élevant à la puissance de l'exponentielle pour prendre l'inverse du log naturel, nous obtiendrons :

$$Odds_{treatment} = e^{\theta_{TRTMT} \times 1 + \theta_{AGE}x_{AGE}^{(i)} + \theta_{SEX}x_{SEX}^{(i)}}$$

De même, lorsque le patient n'a aucun traitement, cela est noté par $x_{TRTMT}^{(i)} = 0$. Ainsi, les probabilités logarithmiques pour les patients non traités peuvent être exprimées de la manière suivante :

$$\log(Odds_{baseline}) = \log\left(\frac{p_{baseline}}{1-p_{baseline}}\right) = \theta_{TRTMT} \times 0 + \theta_{AGE}x_{AGE}^{(i)} + \theta_{SEX}x_{SEX}^{(i)}$$

et ainsi de suite :

$$Odds_{baseline} = e^{\theta_{AGE}x_{AGE}^{(i)} + \theta_{SEX}x_{SEX}^{(i)}}$$

Nous définissons également le rapport de cotes comme la subdivision de $p_{baseline}$ et $p_{treatment}$:

$$OddsRatio = \frac{Odds_{treatment}}{Odds_{baseline}} = e^{\theta_{TRTMT}}$$

De l'autre côté, nous calculons la réduction absolue du risque (ARR), qui reflète **le nombre de points de pourcentage de réduction de notre propre risque si nous faisons quelque chose pour nous protéger**, comme arrêter de boire de l'alcool. Autrement, l'ARR est une manifestation de la bonne marche d'un traitement reçu par un patient.

Si nous considérons que p est la probabilité de base de décès après avoir reçu le traitement et que $p_{treatment}$ est la probabilité de décès en cas de traitement, alors $ARR = p_{baseline} - p_{treatment}$

2.2.4.2. Régression linéaire :

D'autre part, nous définissons également la réduction empirique (réelle) du risque. Cette variable mesure dans quelle mesure la réduction du risque prédite par le modèle de régression logistique correspond aux valeurs réelles. Cela est compliqué par le fait que pour chaque patient, nous n'observons qu'un seul résultat (traitement ou absence de traitement).

Nous ne pouvons pas administrer un traitement à un patient, puis remonter dans le temps et mesurer un scénario alternatif dans lequel le même patient n'a pas reçu le traitement. Par conséquent, nous regrouperons les patients en groupes en fonction de leur risque de base tel que prédit par le modèle, puis nous tracerons leur ARR empirique au sein de groupes présentant des

risques de base similaires. L'ARR empirique est le taux de mortalité des patients non traités de ce groupe moins le taux de mortalité des patients traités de ce groupe.

Le modèle de régression logistique suppose que le traitement a un effet constant en termes de chances ratio et est indépendant des autres variables. Toutefois, cela ne signifie pas que la réduction du risque absolu est nécessairement constante pour tout risque de base $p_{baseline}$. Pour illustrer cela, nous avons exécuté le calcul mentionné précédemment pour obtenir la figure 51.

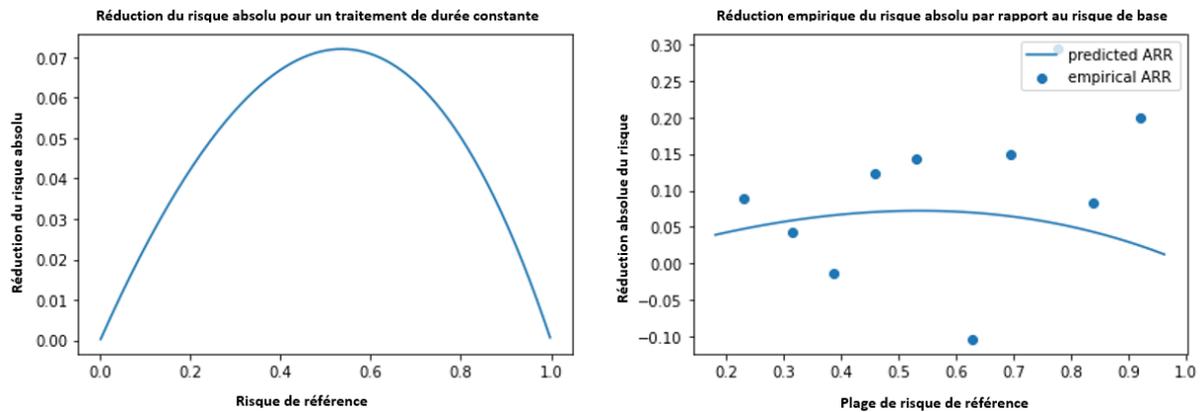


Figure 51 : Comparaison de la réduction du risque absolu et de la réduction du risque absolu empirique

Il est à noter que lorsqu'il est considéré sur une échelle absolue, l'effet du traitement n'est pas constant, même si nous avons utilisé un modèle sans interactions entre les caractéristiques. Comme le montre le graphique, lorsque le risque de base est très faible (proche de zéro) ou très élevé (proche d'un), la réduction du risque absolu résultant du traitement est faible. Lorsque le risque de base est plus proche de 0,5, le ARR du traitement est plus élevé (plus proche de 0,10).

Dans le graphique de la figure 51, la réduction empirique du risque absolu est représentée par des cercles, tandis que la réduction du risque prédite par le modèle de régression logistique est indiquée par la ligne continue. Si la ARR ne dépendait que du risque de base, alors si nous tracions la ARR réelle (empirique) groupée par risque de base, elle suivrait de près les prédictions du modèle (les points seraient proches de la ligne dans la plupart des cas).

Afin d'évaluer cette prédiction, nous utilisons la métrique C-pour-bénéfique. Cette métrique peut être calculée en suivant la méthode étape par étape :

Etape 1 : nous avons défini

P(

P_1 a prédit un RAR plus grand que P_2 | P_1 expérience une réduction de risque plus importante que P_2)

- La paire 1 est constituée de deux patients (A, B), où A reçoit un traitement, B n'en reçoit pas.
- La paire 2 est une autre paire de deux patients (A, B), où A reçoit un traitement, B n'en reçoit pas.

La réduction du risque pour chaque paire est :

- 1 si la personne traitée A survit et que la personne non traitée B ne survit pas.
- -1 si la personne traitée A meurt et la personne non traitée B ne meurt pas.

- 0 sinon (le traitement n'a aucun effet, car les deux patients de la paire vivent, ou les deux meurent).

Le c-pour-bénéfice nous donnera un moyen d'évaluer la capacité des modèles à distinguer les profils de patients qui sont susceptibles de tirer un plus grand bénéfice de la pharmacothérapie envisagée pour leur affection. Si nous sommes mieux à même de prédire la probabilité qu'un traitement améliore le résultat d'un patient, nous pouvons aider le médecin à prendre une décision plus éclairée lorsqu'il décide d'administrer un traitement, en tenant compte des effets secondaires possibles et des autres risques associés au traitement.

Etape 2. Chaque patient de la paire est représenté par un tuple (ARR, y).

- L'indice 0 contient la RAR prédite, qui est le bénéfice prédit du traitement.
- L'index 1 contient le résultat réel du patient : 0 pour aucun décès, 1 pour un décès.
- Prenez comme entrée :
 - La réduction prédite du risque (ARR)
 - Résultats y (1 pour le décès, 0 pour l'absence de décès)
 - Traitements w (1 pour le traitement, 0 pour l'absence de traitement)
- Rassembler la réduction du risque, les résultats et les traitements prédits dans des tuples, un tuple pour chaque patient.
- Filtre une liste de tuples où les patients n'ont pas reçu de traitement.
- Filtrer une autre liste de tuples où les patients ont reçu un traitement.
- Assurez-vous qu'il y a un patient traité pour chaque patient non traité.
 - S'il y a moins de patients traités, échantillonnez aléatoirement un sous-ensemble de patients non traités, un pour chaque patient traité.
 - S'il y a moins de patients non traités, échantillonnez aléatoirement un sous-ensemble de patients traités, un pour chaque patient non traité.
- Triez les patients traités en fonction de leur réduction de risque prédite, et de la même manière, trie les patients non traités en fonction de leur réduction de risque prédite.
 - Cela nous permet d'apparier le patient traité ayant la réduction de risque prédite la plus élevée avec le patient non traité ayant la réduction de risque prédite la plus élevée. De même, le deuxième patient traité le plus élevé est apparié avec le deuxième patient non traité le plus élevé.
- Créez des paires de patients traités et non traités.

Notre étude de simulation est conçue pour envisager un éventail de situations. Nous incluons les conditions dans lesquelles l'apprenant T est susceptible d'obtenir les meilleures performances, ainsi que les configurations de simulation proposées par les chercheurs précédents [378]. Nous considérons les cas où l'effet du traitement est nul pour toutes les unités (et donc le regroupement des groupes de traitement et de contrôle serait bénéfique) et les cas où les fonctions de réponse du traitement et du contrôle sont complètement différentes (et donc le regroupement serait nuisible). Nous considérons les cas avec et sans confusion et les cas avec des tailles d'échantillon égales et inégales dans les conditions de traitement. Toutes les simulations discutées dans cette section sont basées sur des données synthétiques. La comparaison de différents apprenants nous a permis de démontrer un avantage important des méta-apprenants puisque la connaissance du sujet peut être utilisée pour choisir les apprenants de base qui ont de bonnes performances. L'apprenant T, quant à lui, ne combine pas le groupe traité et le groupe témoin. Cela peut être un inconvénient lorsque l'effet du traitement est simple

car, en ne regroupant pas les données, il est plus difficile pour l'apprenant T d'imiter un comportement qui apparaît à la fois dans les fonctions contrôle et traitement-réponse.

Par conséquent, les figures suivantes représentent les estimations de l'effet du traitement qui en résultent, que ce soit sur la base du modèle de régression logistique seul ou en utilisant l'estimateur T-learner :

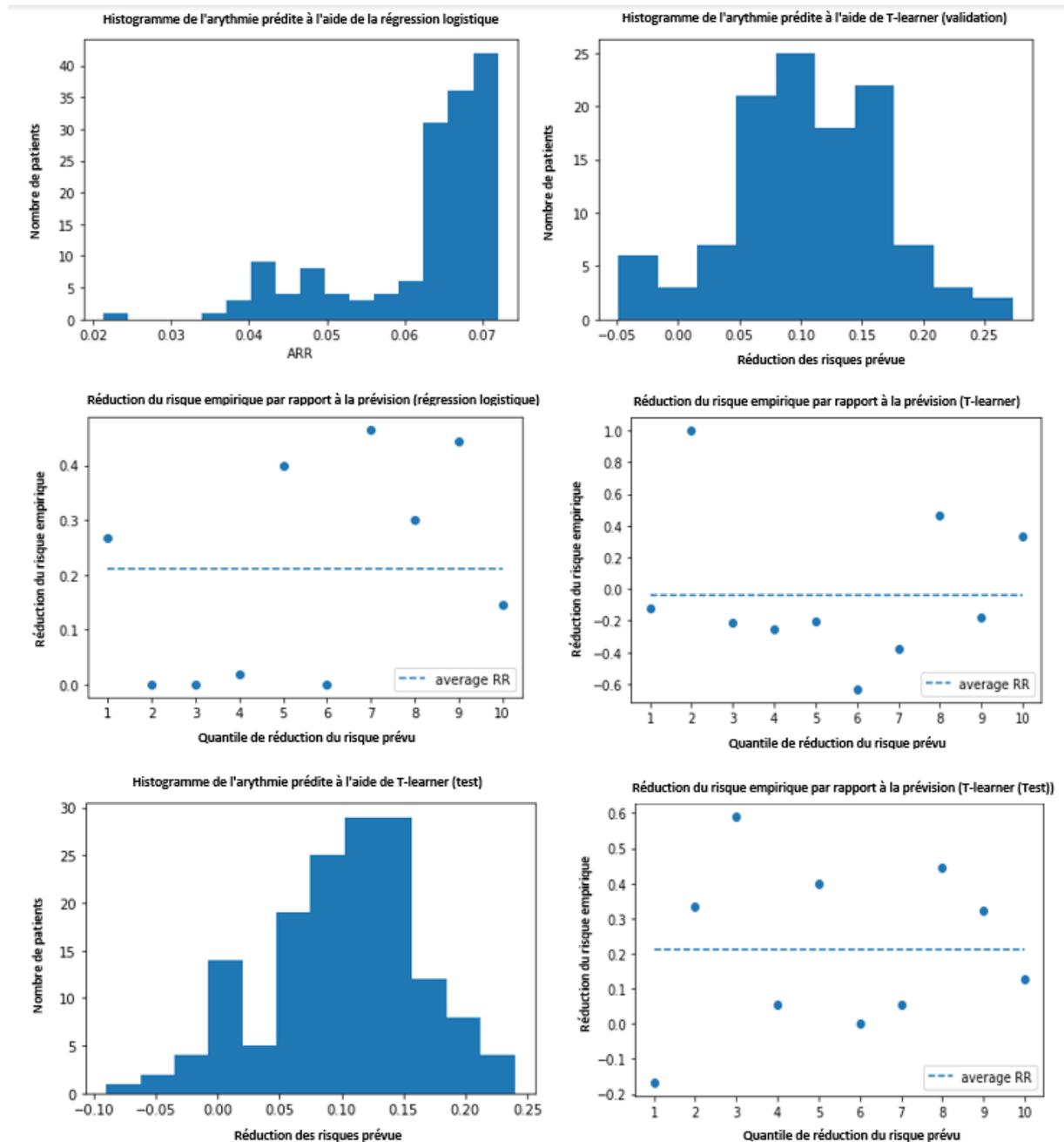


Figure 52 : Réduction du risque empirique et absolu résultant de l'ensemble de validation

Notez que bien qu'il prédise une réduction différente du risque absolu, il ne prédit jamais que le traitement aura un impact négatif sur le risque. Cela s'explique par le fait que la du traitement est inférieur à 1, de sorte que le modèle prédit toujours une diminution du risque de base.

Rappelons que la réduction du risque prédite se trouve sur l'axe horizontal et que l'axe vertical représente la réduction empirique (réduction réelle du risque). Nous avons prédit une réduction du risque plus faible pour les patients dont la réduction du risque est effectivement plus faible. De même, une réduction du risque plus élevée pour les patients ayant une réduction réelle du risque plus élevée.

2.2.5. Estimation des coûts

L'estimation des coûts de l'activité de soins de santé peut être réalisée en utilisant des méthodes de micro-costing (bottom-up) [372] ou de macro-costing (top-down) [373]. Dans la méthode ascendante, les coûts sont dérivés pour chaque élément de l'intervention : temps du personnel, fournitures et médicaments, examens de diagnostic et de laboratoire, etc. Dans la partie supérieure, il n'y a pas de détail disponible sur le coût de chaque composante du séjour hospitalier. Le degré d'agrégation utilisé dans cette méthode est élevé. Le type d'informations disponibles sur les coûts détermine généralement la méthode qui sera utilisée dans l'analyse. Dans ce cas, l'estimation du coût a été réalisée en utilisant une approche macro-costing descendante - comme le montre la figure 53 - puisque les données ont été collectées rétrospectivement et que les dossiers des patients ne permettaient pas d'analyser la consommation de ressources. L'utilisation des ressources n'a pas été rapportée par patient mais par unité hospitalière dans toutes les affiliations cliniques du Beth Israël Deaconess Medical Center et les données ont été tirées de leur site web officiel pour les années entre 2001-2011 [374-375], tous les trimestres ont été pris en compte.

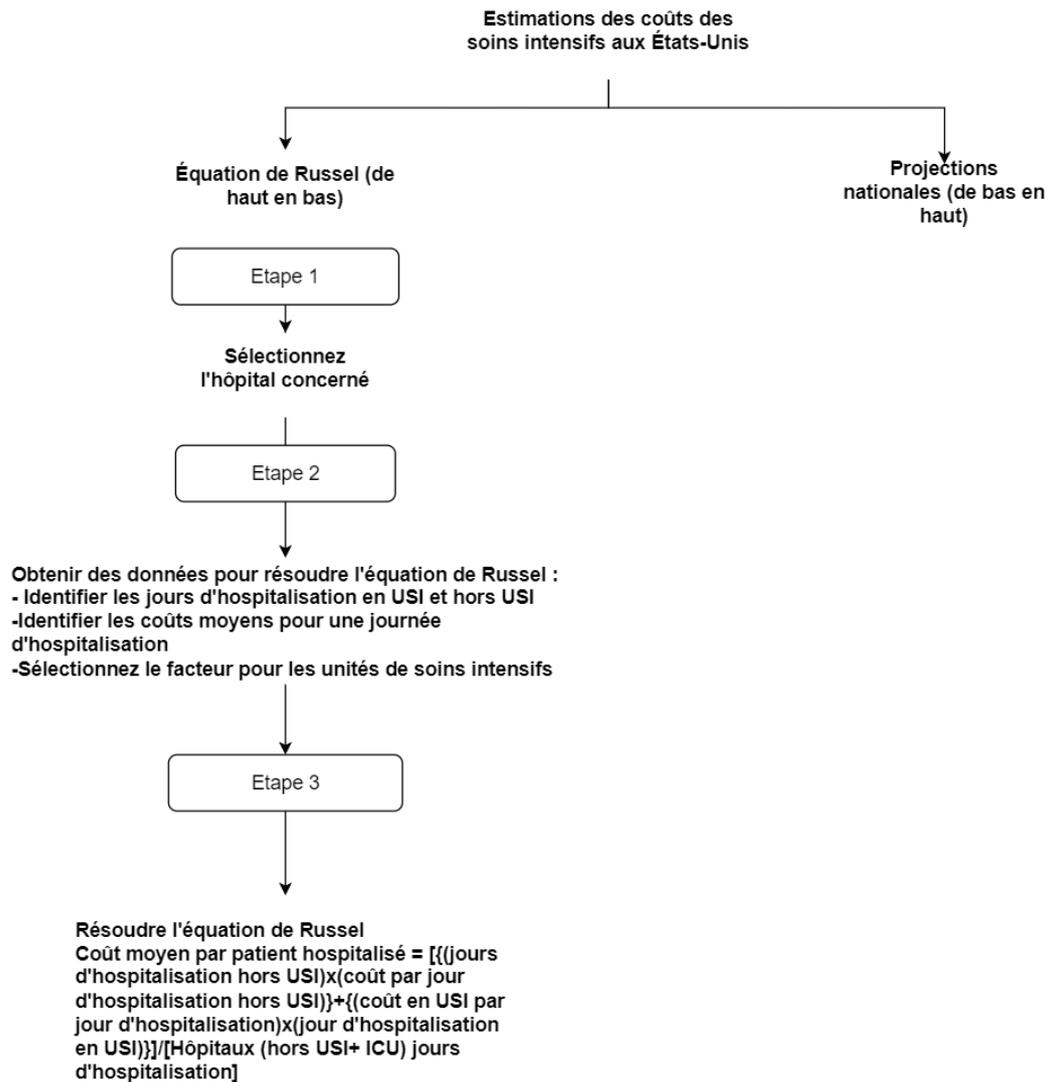


Figure 53 : Techniques d'estimation des coûts de la médecine des soins intensifs

Les coûts pharmaceutiques comprenaient le coût de tout médicament utilisé pendant le séjour global du patient dans les unités de soins intensifs. Rien qu'en 2002, environ 705 produits pharmaceutiques ont été utilisés, notamment des médicaments anticoagulants, des statines et des antiarythmiques. Le coût des inhibiteurs de l'ECA, des antagonistes des récepteurs de l'angiotensine 2 (ARA), des bêtabloquants, des antagonistes des récepteurs des minéralocorticoïdes, des diurétiques, de l'ivabradine, de l'hydralazine avec nitrate et de la digoxine utilisés pour le traitement de l'insuffisance cardiaque a représenté une part importante des dépenses de tous les hôpitaux, avec un coût total de 30 482,00 \$. Ce coût représente uniquement les coûts pharmaceutiques et variables (comme les besoins hygiéniques, les médicaments et autres) et ne comprend pas les coûts fixes. Entre 2000 et 2010, les coûts annuels de la médecine des soins intensifs ont augmenté de 92 %, passant de 56,6 milliards à 108 milliards de dollars. Les coûts de 2010 représentent 13,2 % de tous les coûts hospitaliers, 4,1 % des dépenses nationales de santé et 0,754 % du produit intérieur brut entre 2001 et 2011. Le coût journalier des unités de soins intensifs en 2010 a été estimé à 4 300 \$, soit une augmentation de 63,5 % par rapport au coût journalier de 2 649 \$ en 2000.

Dans ce cas, l'utilisation des ressources dans l'affiliation considérée de la BIDMC n'a pas été rapportée par patient, comme mentionné précédemment, mais par unité hospitalière et les données ont été tirées des états de contrôle budgétaire et des bilans 2012 fournis par le département financier des hôpitaux [376]. Ils ont été fournis sur la base d'un coût total. L'analyse a donc inclus le coût annuel de la consommation des ressources (mais pas nécessairement les fournitures, les médicaments, le laboratoire et les tests médicaux), les coûts d'infrastructure et les frais généraux (mais pas nécessairement l'électricité, l'arrosage, le chauffage, l'entretien et les réparations des bâtiments), et enfin le coût du personnel (personnel médical, infirmier, administratif, paramédical et auxiliaire). Le coût du personnel paramédical, administratif et autre a été calculé en fonction du nombre de patients admis à l'hôpital. Les coûts de laboratoire et d'imagerie diagnostique étaient basés sur l'ensemble des dossiers annuels de l'unité de soins intensifs et non sur une base par patient. Seule la consommation de médicaments a été calculée par patient à partir des données de la pharmacie de l'hôpital. Le coût de l'oxygène et des autres consommables a été obtenu auprès du service des fournitures de l'hôpital sur une base annuelle. Les coûts d'infrastructure et les frais généraux ont été répartis en fonction de la surface occupée (en mètres carrés) par l'unité de soins intensifs par rapport à la surface totale de l'hôpital. Ils ont été trouvés dans les états de contrôle budgétaire fournis par le service financier de l'hôpital. Les résultats des calculs que nous avons effectués sur la base de la formule de Russell sont résumés dans le tableau 15 :

Tableau 15 : Macro-estimation relative à la durée moyenne de séjour des patients dans les USI

Diagnostic	Dépenses pharmaceutiques et variables (par séjour moyen - tous les patients)	Nombre de patients admis
<i>Fibrillation auriculaire</i>	>\$16,530.00	565
<i>Syndrome du QT long</i>	>\$10,301.00	287
<i>Palpitations cardiaques</i>	>\$15,229.00	815
<i>Arrêt cardiaque</i>	>\$6,960.00	439
<i>Tachycardie supraventriculaire</i>	>\$12,396.00	412
<i>Syndrome de Wolff-Parkinson-Blanc</i>	>\$8,683.00	203
<i>Athérosclérose et angine</i>	>\$11,514.00	764
<i>Insuffisance cardiaque</i>	>\$30,482.00	917

2.2.6. Optimisation de l'allocation et de la réallocation des lits

Nous avons présenté dans [377] comment modéliser le flux de patients à l'aide de chaînes markoviennes non-homogènes en temps discret et comment dériver le comportement temporel de l'occupation des lits par un algorithme génétique pondéré. Cette approche donne lieu à une relation non linéaire complexe entre l'affectation des lits et le temps d'attente des patients qui en résulte.

Dans ces 35 hôpitaux, les unités d'hospitalisation peuvent être divisées en fonction de leur ratio infirmier/patient et de leur niveau de traitement et de surveillance. En général, les unités de soins intensifs ont un ratio infirmière/patient de 1 :1 à 1 :2. Il existe deux autres types d'unités d'hospitalisation : les services généraux, dont le ratio est de 1 :3,5 à 1 :4, et les unités de soins intermédiaires, dont le ratio est de 1 :2,5 à 1:3, bien que tous les hôpitaux ne disposent pas d'unités de soins intermédiaires. Bien qu'il existe une certaine différenciation au sein de chaque

niveau de soins, les unités sont relativement fongibles. Ainsi, si l'unité de soins intensifs médicale est très remplie, un patient peut être admis dans l'unité de soins intensifs chirurgicale à la place. Nous nous concentrons sur la décision d'admission en unité de soins intensifs pour les patients qui ont été admis dans un service médical de l'hôpital via les urgences, pour les raisons évoquées dans l'introduction. Dans notre ensemble de données, environ 55% des patients admis à l'hôpital (USI) ont été admis via les urgences dans un service médical. Le processus d'admission fonctionne comme suit. Si un médecin des urgences estime qu'un patient peut être admis en soins intensifs, une intensivité sera appelée aux urgences pour consultation. Bien que l'intensivité prenne la décision finale d'admettre ou non le patient à partir de l'urgence, cette décision est généralement fondée sur une négociation entre les deux médecins quant aux besoins du patient et aux ressources disponibles (p. ex. lits d'USI ou non). Les informations relatives aux patients dans notre ensemble de données comprennent l'âge, le sexe, le diagnostic d'admission, l'hôpital et la fonction de gravité de la maladie. En outre, nous recueillons des données opérationnelles qui incluent chaque unité que chaque patient visite, ainsi que les dates et heures d'admission et de sortie de l'unité.

Nous présentons une approche visant à résoudre le problème de l'optimisation de l'allocation des ressources en lits dans les unités de soins intensifs. Elle est limitée par des objectifs sur les temps d'attente des patients et pondérée par l'effet du traitement du patient et l'estimation des coûts. Nous considérons un ensemble de lits dans différents types de services, $C = \{1,2,3,4,5\}$ s'ils sont dans des unités de soins intensifs et $C=6$ s'ils sont hors des unités de soins intensifs, qui est soumis à un ensemble limité de modèles de travail, J , et que le temps d'attente des patients est une fonction non linéaire de la capacité disponible dans les unités de soins intensifs. Cela conduit à la fonction objective suivante :

$$\text{Minimize} \quad \sum_{c \in C} \sum_{j \in J} q_{cj} \quad (1)$$

$$\text{Subject to: } L_{ct}(z_{ct}) \leq \tau \quad \forall t \in T, c \in C, \text{ where } z_{ct} = \sum_{j \in J} a_{cjt} q_{cj} \quad (2)$$

$$\sum_{j \in J} a_{cjt} q_{cj} \geq b_{ct} \quad \forall t \in T, c \in C \quad (3)$$

$$q_{cj} \in N_0 \quad \forall j \in J, c \in C \quad (4)$$

Où q_{cj} est le nombre de lits de type $c \in C$ attribués aux patients ayant un modèle de travail $j \in J$. Nous entendons par le terme "modèles de travail" la présence des facteurs et caractéristiques "réels" pour qu'un patient soit attribué à un type de lit spécifique dans les unités de soins intensifs. L'équation (1) est alors le nombre total de lits alloués "efficacement" aux patients admis dans les unités de soins intensifs. Et equation:

$$L_{ct}(Z) = \sum_{i=0}^{w_c-1} f_{ci}(Z) + \sum_{k=w}^{M_c} f_{ck}(Z) \cdot \underbrace{\sum_{j=0}^{k-1} \frac{(\mu_c w_c)^j}{j!} \cdot e^{-(\mu_c w_c)}}_{\text{Pénalité pour les patients qui attendent puis quittent la file d'attente}} + \sum_{k=w}^{M_c} f_{ck}(Z)$$

Coût lié aux patients qui ont attendu puis ont été affectés à un lit de soins intensifs



Pénalité pour les patients qui attendent puis quittent la file d'attente

$$L_{ct}(Z) = \sum_{i=0}^{w_c-1} f_{ci}(Z) + \sum_{k=w}^{M_c} f_{ck}(Z) \cdot \left(1 + \sum_{j=0}^{k-1} \frac{(\mu_c w_c)^j}{j!} \cdot e^{-(\mu_c w_c)} \right)$$

Est la fraction des patients qui attendent qu'un lit de type $c \in C$ soit disponible en dessous d'un temps prédéfini dans le temps $t \in T$ où T est un ensemble discret des heures hebdomadaires $T = \{1, 2, \dots, 168\}$. Cette heure prédéfinie peut varier en fonction du jour de la semaine ou de la disponibilité du personnel. Ici, Z est un $|T| \times |C|$. Où μ_c est défini pour satisfaire l'équation suivante :

$$\log(a_{cjt}(u)) = \alpha + \beta u + \theta u^2 + \gamma_j + \delta_i + \phi_j u + \zeta_j u^2 + \psi_i u + \xi_i u^2 + \rho_{ij} + \eta_{ij} u + w_{ij} u^2$$

Où $a_{cjt}(u)$ est le nombre attendu d'arrivées à l'heure un jour donné dans les unités de soins intensifs $\{u \in \mathbb{R} | 0 \leq u \leq 24\}$, le jour de la semaine $j \in \{Monday, Tuesday, Wednesday, \dots, Saturday, Sunday\}$ pour les patients de priorité de triage $i \in \{1, 2, 3, 4, 5\}$. Nous avons utilisé l'estimateur de survie Kaplan-Meier pour déterminer la priorité et la manière dont un certain traitement, principalement la pharmacothérapie, est utilisé pour les patients atteints de maladies cardiovasculaires admis dans les unités de soins intensifs. Les variables $\{\beta, \theta, \gamma, \phi, \zeta, \psi, \xi, \eta, \omega\}$ représentent les estimations de la fonction de survie et les taux de service correspondant à la gravité de la maladie selon nos estimations. Chaque pathologie est affectée à trois variables pour représenter l'estimation de la survie, l'effet du traitement et le coût.

Nous désignons également par W le temps d'attente dans une file d'attente comportant w lits, et par k le nombre de patients présents dans la file d'attente au moment de l'arrivée. Alors $W = 0$ si $k \leq w - 1$. Pour des temps de service exponentiels, cela signifie que les patients ont besoin de plus de temps pour être traités, ce qui implique une priorité de 4 ou 5, et $k \geq w$ nous avons $W = \sum_{i=w}^k Z_i$ où Z_i sont les variables aléatoires exponentielles indépendantes de taux w fois le taux de service de chaque serveur. L'objectif est donc de déduire la fraction de patients qui attendent en dessous d'un objectif spécifique en fonction du moment de la semaine :

$$Prob\{W_c(Z) \leq v_c\} = \sum_{i=0}^{w_c-1} f_{ci}(Z) + \sum_{k=w_c}^{M_c} f_{ck}(Z) \cdot Prob\left(\sum_{i=1}^k z_i \leq v_c\right) \quad \forall c \in C$$

Avec $f_{ci}(Z) = \sum_{j \in J} Prob\{s = (\dots, k_c = i, \dots)\}$ pour définir la distribution marginale d'état dépendant du temps obtenue dans [437] où $J = S \setminus \{s = (\dots, k_c \neq i, \dots)\}$ est la probabilité que la file d'attente $c \in C$ soit occupée par des patients de type i . Et v_c est le délai d'attente cible. Définir la réadmission nécessite de spécifier un temps maximum écoulé entre des sorties et des admissions consécutives à l'hôpital. Plus ce temps écoulé augmente, moins il est probable que les complications soient liées aux soins reçus lors de l'hospitalisation initiale. Ainsi, sur la base des recherches effectuées dans la littérature, nous définissons une fenêtre temporelle relativement courte pour la réadmission à l'hôpital : dans les deux premières semaines suivant la sortie de l'hôpital. Lors de l'analyse de la réadmission, les patients ayant le statut de "décès" ne sont pas pris en compte car ils ne seront pas réadmis à l'hôpital.

2.2.6.1. Mise en œuvre

On peut dire que l'optimisation est réalisée à l'aide d'algorithmes évolutionnaires (EA). La différence entre les algorithmes traditionnels et les EA est que ces derniers ne sont pas statiques mais dynamiques et peuvent évoluer dans le temps, ce qui est une caractéristique très intéressante car l'état du patient n'est pas statique et change au fil du temps.

Dans ce qui suit, nous utilisons l'optimisation sous contrainte basée sur l'algorithme génétique pour résoudre l'équation (1) en tenant compte des contraintes (2), (2-b) et (3). L'algorithme génétique, tel que décrit par [378-379], consiste en un ensemble d'étapes décrites dans la figure 54.

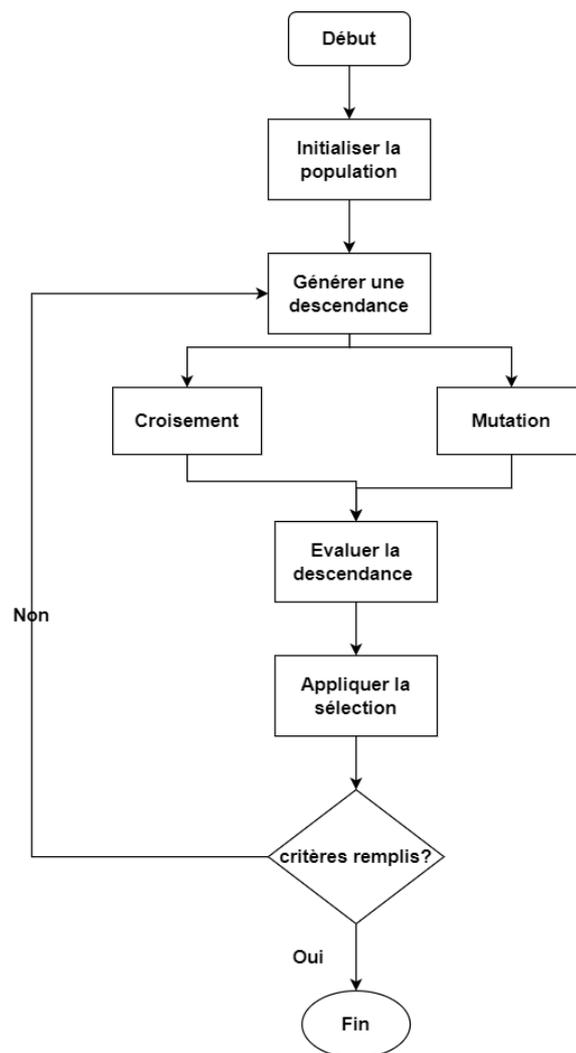


Figure 54 : Organigramme de l'algorithme génétique (AG)

Les étapes de notre approche d'optimisation sont les suivantes :

1. Lire les données qui contiennent les admissions des patients des pathologies mentionnées précédemment. Nous avons construit 1000 vecteurs séparés qui contiennent : les valeurs estimées de la fonction de survie, les valeurs estimées de Kaplan-Meier, le coût, 0 si le patient n'est pas affecté à un service approprié dans les unités de soins intensifs, 1 si oui, et la durée de séjour de chaque patient.

2. Calculez les poids relatifs à 24 mois, 48 mois, 72 mois et 96 mois pour chacune des admissions.
3. Définir Gène (Scalaire) : plusieurs du total des lits affectés aux patients d'une pathologie spécifiée.
4. Définir le chromosome (tableau 1D) : ensemble de gènes représentant le nombre total de lits affectés à chaque pathologie.
5. Générer la population initiale (tableau 2D) qui est un ensemble de chromosomes générés au hasard.
6. Définir la fonction de fitness : nous définissons ici un ratio appelé ratio de Sharpe qui mesure la quantification de la performance (fitness) du processus d'allocation qui travaille sur la "maximisation de l'effet du traitement" représenté par la réduction absolue du risque (moyenne) et la minimisation des coûts liés à l'hospitalisation (variance) simultanément. Le ratio de Sharpe est calculé de la manière suivante :

$$S = \frac{\text{Le retour après allocation} - ARR}{\text{Déviation standard du cout estimé en utilisant la formule de Russelle}}$$

7. sélectionner la population d'élite qui filtre les chromosomes d'élite dont le rendement le plus élevé a été calculé dans la fonction de fitness.
8. Mutation : une fonction qui va effectuer une mutation dans un chromosome. Nous choisirons au hasard 2 nombres entre 0,5 et ces éléments que nous échangerons.
9. Croisement : le croisement heuristique ou croisement mixte utilise les valeurs de fitness des deux chromosomes parents pour déterminer la direction de la recherche. Il passe du pire parent au meilleur parent. La progéniture est créée selon l'équation :

$$\begin{aligned} \text{Descendance A} &= \text{Meilleur Parent} + \beta * (\text{Meilleur Parent} - \text{Pire Parent}) \\ \text{Descendance B} &= \text{Pire Parent} - \beta * (\text{Meilleur Parent} - \text{Pire Parent}) \end{aligned}$$

Où β est un nombre aléatoire compris entre 0 et 1.

10. Définissez la fonction de génération suivante qui effectue une mutation, un accouplement ou un croisement en fonction d'une probabilité et construit une nouvelle génération de chromosomes.
11. Itérer le processus précédent : itérer l'ensemble du processus jusqu'à ce qu'il n'y ait pas de changement dans le rendement maximal de l'allocation.

2.3.7. Résultats et discussion

L'étude computationnelle présentée dans cette section a trois objectifs. Tout d'abord, analyser et observer la propriété de convergence de l'algorithme génétique intégré, ainsi que déterminer la condition de fin et le nombre de générations. Deuxièmement, il s'agit d'étudier les performances et la qualité des solutions de l'algorithme génétique intégré en fonction de diverses combinaisons de paramètres, ainsi que d'identifier les meilleurs réglages de paramètres pour générer l'ensemble optimal approximatif de solutions d'allocation de ressources non dominées. Cet objectif est fixé parce que la performance de l'optimisation basée sur l'algorithme

génétique dépend fortement du réglage de divers paramètres. Les résultats suivants figurant dans le tableau 16 (voire l'annexe) représentent les scores associés attribués aux 4402 admissions de différents patients avec différentes pathologies. Ces pondérations représentent la probabilité que notre système suggère qu'un patient doit être affecté à un lit dans l'une des unités de soins mentionnées ci-dessus (aussi manifestés dans le tableau). Ces pondérations sont les plus susceptibles d'optimiser notre fonction objective, comme le montre le tableau 16 (voire l'annexe).

D'une part, le problème de l'allocation des soins intensifs est étudié depuis longtemps dans la littérature, car les ressources pour les soins intensifs sont limitées et très coûteuses. Il n'est pas rare d'être confronté à une situation où le nombre de lits de soins intensifs disponibles est inférieur au nombre requis pour s'occuper des patients qui en ont besoin : la disponibilité de cette ressource rare est fortement influencée par les demandes stochastiques des patients et les temps de service stochastiques, de sorte que la gestion d'une telle ressource est un problème complexe [380, 381].

Ainsi, certaines études présentées dans la littérature proposent des techniques ou des modèles pour prendre en charge le problème de l'allocation des soins intensifs. [382-383] a présenté une revue systématique de la littérature sur la conception de la recherche et les techniques de modélisation pour soutenir la gestion des lits des patients hospitalisés. Les auteurs ont reconnu la complexité de ce problème, qui est affecté par plusieurs facteurs, tels que les incertitudes sur la durée du séjour des patients, les fluctuations de la demande et les admissions imprévues. Ils ont vérifié que la simulation a été le principal outil utilisé dans les études dans ce domaine. [384-385] ont discuté de l'utilisation du big data et de l'apprentissage automatique pour améliorer la façon dont le problème d'allocation des soins intensifs est traité.

D'autre part, [386] a souligné que la plupart de la littérature sur le problème de l'allocation des soins intensifs traite du problème de l'admission, mais que peu d'études s'attaquent au problème de la décision de sortie. Ils ont étudié le problème de la sortie de l'USI : un modèle de régression logistique univarié a été proposé pour évaluer l'impact de la durée du séjour dans l'USI, en utilisant les données de deux USI chirurgicales d'un grand centre médical universitaire. Ils ont observé que l'absence de lits appropriés dans le service ordinaire est la principale cause du retard dans la sortie des soins intensifs. Ils soulignent que ce problème est d'une importance économique et éthique puisque les ressources de l'USI sont rares. [387-388] se sont également concentrés sur le problème de la sortie de l'USI : ils présentent une revue de la littérature sur les décisions de sortie des patients et proposent un cadre de simulation qui permet de modéliser de manière plus réaliste les processus réels de sortie des patients.

Certaines études se sont penchées sur les questions éthiques inhérentes au problème de l'attribution des soins intensifs : [389-390] a mené des entretiens avec des professionnels de la santé concernant des problèmes éthiques, tels que la manière dont les décisions relatives à l'occupation complète des unités de soins intensifs et aux traitements sont prises en termes de choix des patients qui doivent en bénéficier. Les attitudes des professionnels de la santé ont été recueillies afin de fournir des indications pour améliorer la gestion des ressources des soins intensifs. En conclusion, les auteurs suggèrent que la responsabilité et l'effort collectifs des professionnels de la santé (professionnels des soins intensifs et différents professionnels des services) doivent être renforcés dans la routine hospitalière afin d'atténuer la détresse morale causée par les dilemmes éthiques rencontrés, puisque ces deux facteurs sont mutuellement

dépendants l'un de l'autre. Par conséquent, les professionnels de la santé doivent travailler ensemble pour un transfert optimal des patients entre les services hospitaliers. Les auteurs [391-392-393] discutent également de l'équité et de l'éthique dans le problème de l'attribution des soins intensifs, suggérant qu'une alliance de principes éthiques et moraux doit être appliquée afin d'obtenir une approche morale, éthique et de bon sens pour traiter ce problème complexe [394-395-396].

Cette étude démontre que le problème de l'attribution des places dans les unités de soins intensifs n'est pas un problème de décision trivial, d'abord parce que la pénurie de ressources pour les soins intensifs ne peut être surmontée rapidement car le coût de cette opération est très élevé et qu'il existe une pénurie de personnel qualifié et expérimenté et, ensuite, parce que la non-attribution d'une place dans une unité de soins intensifs est susceptible, dans certains cas, d'augmenter la probabilité de décès du patient.

2.3. Prévion de la décharge

Avec le vieillissement de la population, la diminution des activités physiques, le stress et l'exposition à des facteurs contributifs tels que l'hypertension artérielle, l'hypercholestérolémie et l'adoption de mauvaises habitudes comme le tabagisme et les aliments saturés en graisses, le nombre de patients souffrant de maladies cardiovasculaires a doublé entre 2000 et 2019, selon un rapport de l'Association Américaine de Cœur publié en 2020 [397]. La même étude mentionne que 52,4 % des adultes et 87 % des enfants hospitalisés meurent dans les unités de soins intensifs, les salles d'opération et les services d'urgence. En 2017, l'analyse de la Kaiser Family Foundation de l'OCDE [398], a rapporté que les États-Unis par rapport aux autres pays développés ont moins de ressources médicales (2,6 médecins praticiens et 2,8 lits pour 1000 habitants contre 5,2 et 7,4 pour l'Autriche et 4,3, 8 en Allemagne, pour 1000 habitants, respectivement). Dans son dernier ensemble de données recueillies publié par l'AHA en 2018 [399], a indiqué 5256 comme étant le total des hôpitaux communautaires enregistrés aux États-Unis, dont 2704 (plus de 51 %) fournissent des services de soins intensifs avec un total de 96596 lits d'USI. 68558 de ces lits sont destinés aux adultes (46795 pour les soins médico-chirurgicaux, 14445 pour les soins cardiaques et 7318 pour d'autres besoins en matière de soins intensifs), 22901 pour les soins néonataux et 5137 pour les soins intensifs pédiatriques. Sur le plan géographique, la répartition se fait principalement dans les zones métropolitaines avec 74 % des lits de soins intensifs, suivies des zones micropolitiques avec 17 %, puis de 9 % dans les zones rurales. Ces disparités résultent d'un manque d'études, de données biaisées ou de compréhension de l'écosystème des soins de santé. Dans son rapport de 2018, Systèmes de santé pour la prospérité et la solidarité de l'Organisation mondiale de la santé [400], la crise financière, les choix politiques et les variations de l'épidémiologie, les variations des préférences sociales ou les variations de l'efficacité sont les principales raisons pour lesquelles certains pays n'investiraient pas dans le système de santé.

1. Quels sont les facteurs qui influencent la durée du séjour d'un patient dans un établissement de santé ?
2. Qu'est-ce qui détermine si un patient est prêt à sortir de l'hôpital ?
3. Quelles sont les directives et les procédures qui régissent cette étape cruciale dans la trajectoire de traitement des patients ?

2.3.1. Dynamique de la procédure

Pour comprendre la dynamique de cette procédure de décharge et répondre aux questions ci-dessus, nous avons étudié de nombreux ouvrages, rapports, journaux sur les soins de santé, ainsi que les rapports et les directives des responsables. La durée de séjour est définie par l'Organisation mondiale de la santé comme la durée d'un épisode unique d'hospitalisation. Les jours d'hospitalisation sont calculés en soustrayant le jour d'admission du jour de sortie. De nombreux facteurs peuvent affecter la période ou la durée de la durée de séjour, tels que l'âge, l'historique des admissions précédentes, l'état du patient à sa sortie, le mode de paiement et le type de traitement. Dans ce qui suit, nous nous concentrerons sur les facteurs liés à l'état et au traitement des patients, ainsi qu'au moment où ces derniers sont prêts à sortir de l'hôpital. En général, la plupart des rapports de directives de sortie publiés par l'OMS [401], la Société de médecine des soins intensifs [402] et l'AHA [403] publiés entre 2016 et 2018 énumèrent les critères de sortie suivants pour les patients des USI : paramètres hémodynamiques stables, état respiratoire et perméabilité des voies aériennes stables, besoins en oxygène ne dépassant pas 60 %, le soutien inotrope intraveineux et les vasodilatateurs ne sont plus nécessaires, les dysrythmies cardiaques sont contrôlées, stabilité neurologique avec contrôle des crises d'épilepsie, Patients nécessitant une ventilation mécanique chronique résolus et Patients avec trachéotomie ne nécessitant plus d'aspiration fréquente. La planification des congés est un facteur multiple et une succession de parties consécutives. L'une de ces parties est l'état de préparation du patient à la sortie. L'évaluation de cette transition thérapeutique permet d'estimer la capacité des patients et de leur famille à quitter l'établissement de soins initial et à passer à la phase de soins à domicile ou à une zone de soins de moindre intensité. L'évaluation de l'état de préparation à la sortie des unités de soins intensifs nécessite l'évaluation de la stabilité physiologique du patient, de sa capacité cognitive et psychomotrice à réaliser des régimes d'autogestion, de la disponibilité du soutien social et de l'accès permanent aux systèmes de soins de santé [404]. L'évaluation de l'état de préparation des patients à la sortie des unités de soins intensifs est une tâche nécessaire pour les soins aux patients et l'utilisation équitable des ressources disponibles des unités de soins intensifs. Dans les deux cas, patients admis en urgence ou patients admis en option (surveillance postopératoire et interventions médicales), la détermination de la ligne de sortie entre les soins intensifs et les soins de récupération peut retirer les taux d'occupation des lits des unités de soins intensifs. Les critères de sortie permettent de former la base des décisions de triage ; ils permettent aux patients de quitter les unités de soins intensifs s'ils n'en ont pas nécessairement besoin, ce qui augmente le taux de réadmission.

Les enquêtes sur les processus de sortie des soins intensifs ont été divisées en quatre grandes catégories : 1) le moment de la sortie, à la fois le jour et la nuit et les jours de semaine et le week-end ; 2) l'efficacité de la sortie vers des établissements spécialisés tels que les unités de soins palliatifs et les LTACH ; 3) les causes et les facteurs de risque de réadmission aux soins intensifs ; et 4) les limites de sortie des soins intensifs.

Moment de la décharge : L'effet du moment de la sortie de l'unité de soins intensifs a été étudié à la fois en termes de mortalité et de taux de réadmission [405-406]. La sortie en soirée ou la nuit est un facteur de risque indépendant d'augmentation de la mortalité et de la réadmission. Les comptes rendus de conférences confirment cette relation [407-408]. Les résultats ont été cohérents dans divers grands échantillons (1 870-76 690 patients) dans plusieurs pays, ce qui

permet de les généraliser. Une autre explication possible du taux de mortalité plus élevé est la capacité des lits des unités de soins intensifs [409-410-411] et la nécessité d'un triage pour faire face aux urgences entrantes. Les patients qui sortent de l'unité de soins intensifs le soir ou la nuit peuvent donc présenter une plus grande acuité que ceux qui sortent dans la journée. Les études réalisées à ce jour ne font pas la différence entre les patients qui sortent après les heures d'ouverture en raison de la disponibilité tardive des lits hors USI (limitation du débit de l'USI), les patients triés plus tôt dans la journée comme étant "prêts à sortir" si nécessaire, et les patients qui sortent de l'USI uniquement parce que des patients présentant une urgence plus importante doivent être admis.

Stratégies de sortie pour réduire les soins intensifs : L'organisation des secteurs de soins aux patients au sein de l'établissement influence l'état de préparation des patients à leur sortie de l'unité de soins intensifs. La qualité et la quantité des soins dispensés dans le service général (étage) peuvent être insuffisantes pour répondre aux besoins de certains patients répondant par ailleurs aux critères de sortie des soins intensifs. L'utilisation d'établissements de soins spécialisés, tels que les unités de réduction des effectifs au sein de l'hôpital ou la sortie vers un établissement de soins à faible niveau de traitement, peut réduire la durée de séjour en soins intensifs tout en assurant des soins sûrs au patient. Les unités de soins intermédiaires sont parfois appelées "unités de haute dépendance", "unités de soins intermédiaires" ou "unités de soins de transition" L'existence et les capacités de ces unités varient considérablement d'une institution à l'autre. C'est peut-être pour cette raison que peu de recherches formelles ont été entreprises pour évaluer les résultats. Les descriptions des types de patients renvoyés dans les unités de soins intensifs comprennent ceux qui souffrent de troubles neurologiques, circulatoires ou respiratoires, en particulier ceux qui ont un score élevé de gravité de la maladie [412-413-414]. L'évaluation des résultats comparant les soins dans ces unités à ceux de l'USI est incomplète. La rareté des données ici ne reflète peut-être pas l'inefficacité de l'unité d'abaissement, mais plutôt une grande lacune dans la recherche pour valider l'efficacité.

Réadmission aux soins intensifs : La réadmission aux soins intensifs après la sortie initiale est le plus souvent due à une insuffisance respiratoire, une insuffisance cardiovasculaire, une septicémie et des problèmes neurologiques [415-416-417-418-419]. Il est vital de prévenir la nécessité d'une réadmission, car celle-ci accroît le risque pour le patient. La réadmission aux soins intensifs augmente de manière significative la mortalité au-delà de celle prédite par la seule acuité du patient. Cependant, l'ajustement de l'effet du mélange de cas sur le taux de mortalité peut modérer ou annuler la corrélation entre la réadmission et les résultats plus faibles, comme l'ont démontré Kramer et al [406]. Le taux de réadmission est un critère de qualité fréquemment mesuré. Cependant, la période considérée varie selon les études, ce qui limite la comparaison des résultats. Une étude de grande envergure, analysant les données de 214 692 patients gravement malades provenant de la base de données du projet IMPACT de 2001 à 2008, a trouvé que l'intervalle optimal à évaluer était de deux jours civils complets (plutôt que 48 heures), bien que des incertitudes subsistent quant à la validité des données en tant que mesure de la qualité [420]. Le fait de savoir quels patients risquent d'être réadmis dans l'unité de soins intensifs permettrait à l'équipe de l'unité de soins intensifs de reporter la sortie ou d'identifier les patients à haut risque lors du transfert vers les prestataires qui les acceptent. Sur le plan thématique, ces facteurs concordent avec les résultats quantitatifs examinés précédemment. Les interventions visant à réduire la prévalence des réadmissions aux soins intensifs peuvent avoir lieu au sein des institutions en tant que projets d'amélioration des performances, mais les recherches publiées sont rares. Dans un hôpital universitaire urbain, la

mise en place d'un processus de sortie comprenant un appel téléphonique de transfert, un résumé des soins consignés au dossier et un nouvel examen physique de sortie par le prestataire de soins a permis de réduire le taux de réadmission de 41 % à 10 %. Parmi ces cas de réadmission, 30 % se sont révélés non conformes aux nouveaux processus. Dans une autre étude, l'établissement de rapports téléphoniques de sortie de l'USI par le médecin ou l'infirmier praticien de l'USI, l'infirmier et l'inhalothérapeute a également entraîné une diminution significative des réadmissions. Bien qu'elles ne représentent que deux études, ces conclusions renforcent le fait que nous pouvons améliorer les résultats des patients après leur sortie des soins intensifs.

Limites de l'écoulement des soins intensifs : Bien que les limitations de débit et les goulots d'étranglement produits dans le processus de sortie des soins intensifs soient courants dans la pratique quotidienne, ce problème n'a pas reçu suffisamment d'attention dans le passé. Levin et al [421] ont rapporté que parmi 856 tentatives de sortie de 703 patients sur une période de 16 mois, 18% (153 tentatives) des sorties n'ont pu être réalisées dans les 24 heures. Quarante-six pour cent des échecs de sortie étaient associés au manque de lits dans les étages ou à l'absence d'accord avec les équipes d'acceptation en dehors de l'unité de soins intensifs. En outre, un modèle de simulation a identifié l'unité de soins intensifs comme le premier goulot d'étranglement potentiel en matière de capacité de pointe lors de catastrophes [422]. Aucune autre étude pertinente n'a été identifiée.

2.3.2. Étude de cas de patients atteints de maladies cardiovasculaires dans des unités de soins intensifs

Dans le présent travail, nous avons développé un modèle hybride d'apprentissage automatique pour prédire les futures sorties de patients atteints de maladies cardiovasculaires. En fait, une prédiction précise des sorties permettra aux décideurs (les prestataires de soins de santé dans la plupart des cas) d'avoir une vision plus claire des actions futures et de prévenir les réadmissions ultérieures. En fait, les algorithmes d'apprentissage automatique ont été utilisés avec succès dans un large éventail de travaux [423, 424]. Dans notre cas et lors de la préparation des données, nous avons veillé à éliminer les éléments redondants et à normaliser les mesures, car l'enquête MIMIC III est collectée à l'aide des systèmes d'information clinique CareVue et MetaVision. Notre méthode, basée sur une étude comparative de différents modèles de régression, a dérivé le modèle à partir de l'observation des éléments manquants des données. En fait, notre modèle impute les valeurs manquantes puis utilise un arbre de régression de type Extreme Gradient Boosted avec arrêt précoce pour prédire les patients les plus susceptibles d'être libérés parmi les autres patients. La performance de notre modèle est évaluée à l'aide de l'erreur quadratique moyenne (RM) par rapport aux caractéristiques connexes : sélection des variables et des pondérations, variables utilisées (âge, origine, état de santé chronique, physiologie et diagnostic aigu) et taille de la population de validation. Cette étude a pour but d'identifier l'impact du traitement médicamenteux, du type et de la date d'admission et des transferts traités depuis les services hors USI et le service de cardiologie des USI sur la décision du médecin de laisser sortir un patient particulier. Il s'agit également de fournir le pourcentage de patients ayant satisfait aux critères de décharge et les caractéristiques apprises au cours du processus de formation du modèle qui pourraient aider les médecins à prioriser les inspections - afin d'évaluer la décharge - à des patients spécifiques.

Comme ils présentent les taux de mortalité les plus élevés [425-426] et qu'ils sont responsables de l'utilisation d'une proportion importante des ressources de santé [427], nous avons réussi à utiliser uniquement les données relatives aux patients adultes présentant des types de pathologies spécifiques. L'étude actuelle comprend 4402 admissions et un total de 4226 patients, car certains patients sont admis plus d'une fois avec des identifiants d'admission différents. 2804 d'entre eux sont admis aux urgences, 1466 sont des patients électifs et 132 sont admis en urgence. Sur le nombre total, 2808 sont diagnostiqués avec une maladie coronarienne, 1315 avec une insuffisance cardiaque congestive et 279 avec un syndrome coronarien aigu alors qu'ils sont admis dans les unités de soins intensifs et avant de recevoir tout traitement préalable. Le tableau 17 ci-dessous résume les données relatives au patient, les caractéristiques des entrées, les caractéristiques des résultats et les mesures réelles effectuées.

Tableau 17 : Données relatives au patient de MIMIC III, caractéristiques d'entrée, caractéristiques des résultats et mesures réelles effectuées

	<i>CARACTERISTIQUES GENERALES DE LA POPULATION</i>	<i>CARACTERISTIQUES DE LA MORT A LA DECHARGE</i>	<i>CARACTERISTIQU ES DES PERSONNES EN VIE A LA SORTIE DE L'HOPITAL</i>
<i>ÂGE MOYEN</i>	65	73	64
<i>SEXE (% D'HOMMES)</i>	53%	54%	57%
<i>TYPE D'ADMISSION :</i>	2804	226	2577
<i>URGENCE</i>	1466	14	1451
<i>OPTIONNEL</i>	132	11	121
<i>URGENT</i>			
<i>TYPE D'UNITE DE SOINS INTENSIFS :</i>	2808	54	2753
<i>MALADIE DES ARTERES CORONAIRES</i>	1315	175	1140
<i>INSUFFISANCE CARDIAQUE CONGESTIVE</i>	279	22	257
<i>SYNDROME CORONARIEN AIGU</i>			
<i>FREQUENCE CARDIAQUE MOYENNE (BPM)</i>	80	100-110	60-100
<i>FREQUENCE RESPIRATOIRE MOYENNE (CPM)</i>	21	12-20	≤12 ou ≥20
<i>MEDICAMENTS SUR ORDONNANCE :</i>			
<i>MEDICAMENTS</i>	12.83%	0.14%	99.86%
<i>HYPOCHOLESTEROLEMIANTS</i>	14.62%	0.38%	99.62%
<i>INHIBITEURS DE L'ECA</i>	10.66%	0.47%	99.53%
<i>BRONCHODILATATEURS</i>	9.1%	1%	99%
<i>DIURETIQUES</i>	7.85%	1.04%	98.96%
<i>INSULINES</i>	7.42%	0.8%	99.2%
<i>ANTICOAGULANTS</i>	13.22%	0.66%	99.34%
<i>ÉLECTROLYTES</i>	7.2%	1.78%	98.22%
<i>BETA-BLOQUANTS</i>	3.46%	3.58%	96.42%
<i>AGENTS ANTIPATETIQUES ET DAPT</i>	3.44%	0.53%	99.47%
<i>ANTI-HISTAMINIQUES</i>	3.2%	1.42%	98.58%
<i>ANTIBIOTIQUES DE LA FAMILLE DES QUINOLONES</i>	2.63%	1.21%	98.79%
<i>NITRATES</i>	1.36%	1.01%	98.99%
<i>PEPTIDES</i>	1.63%	5.88%	94.12%
<i>AGENTS AUGMENTANT LE TAUX DE GLUCOSE</i>	0.89%	4.6%	95.4%
<i>ANTIDYRHYTHMIQUES</i>	0.35%	3.95%	96.05%
<i>BLOQUEURS DES CANAUX CALCIQUES ACIDE SULFONIQUE</i>	0.15%	6.06%	93.94%
<i>DUREE DU SEJOUR A L'HOPITAL</i>	2.9 jours	3.1 jour	2.7 jours

L'admission et la sortie impliquent toutes deux un changement de lieu avec le risque de lacunes dans la communication qui peuvent entraîner une diminution et une interruption des soins. De plus en plus de recherches montrent que les résultats des soins intensifs sont affectés par le moment où sont prises les décisions d'admission et de sortie, qui sont à leur tour influencées par la disponibilité des ressources dans l'unité de soins intensifs et par l'absence probable de soins spécialisés dans les services ordinaires [428]. L'admission aux soins intensifs entre 00h00

et 07h00 et le week-end est associée à une mortalité plus élevée, tout comme la sortie des soins intensifs vers le service ordinaire la nuit [429]. La réadmission aux soins intensifs est associée à un taux de mortalité hospitalière de 2 à 10 fois supérieur à celui des patients non réadmis [430] et peut être atténuée par l'extension des soins intensifs sous la forme d'équipes de réponse rapide dirigées par des intensivistes [431]. Parmi les patients chirurgicaux à haut risque admis en soins intensifs dans 28 pays, 43 % des décès sont survenus après la sortie vers le service ordinaire [432], ce qui laisse entrevoir la possibilité de revoir la façon dont on évalue si un patient est prêt à sortir. L'arrêt involontaire de médicaments chroniques est également fréquent après la sortie de l'unité de soins intensifs et est associé à des résultats négatifs pour le patient. La décision d'admettre un patient en soins intensifs ou de le renvoyer dans un service est déterminée par la gravité de sa maladie. La gravité de la maladie est un composite de l'ampleur de la maladie aiguë, de la réserve physiologique du patient et du niveau simultané de traitement et de soutien du système organique. De ces trois variables, la réserve physiologique est la plus difficile à quantifier et à modifier.

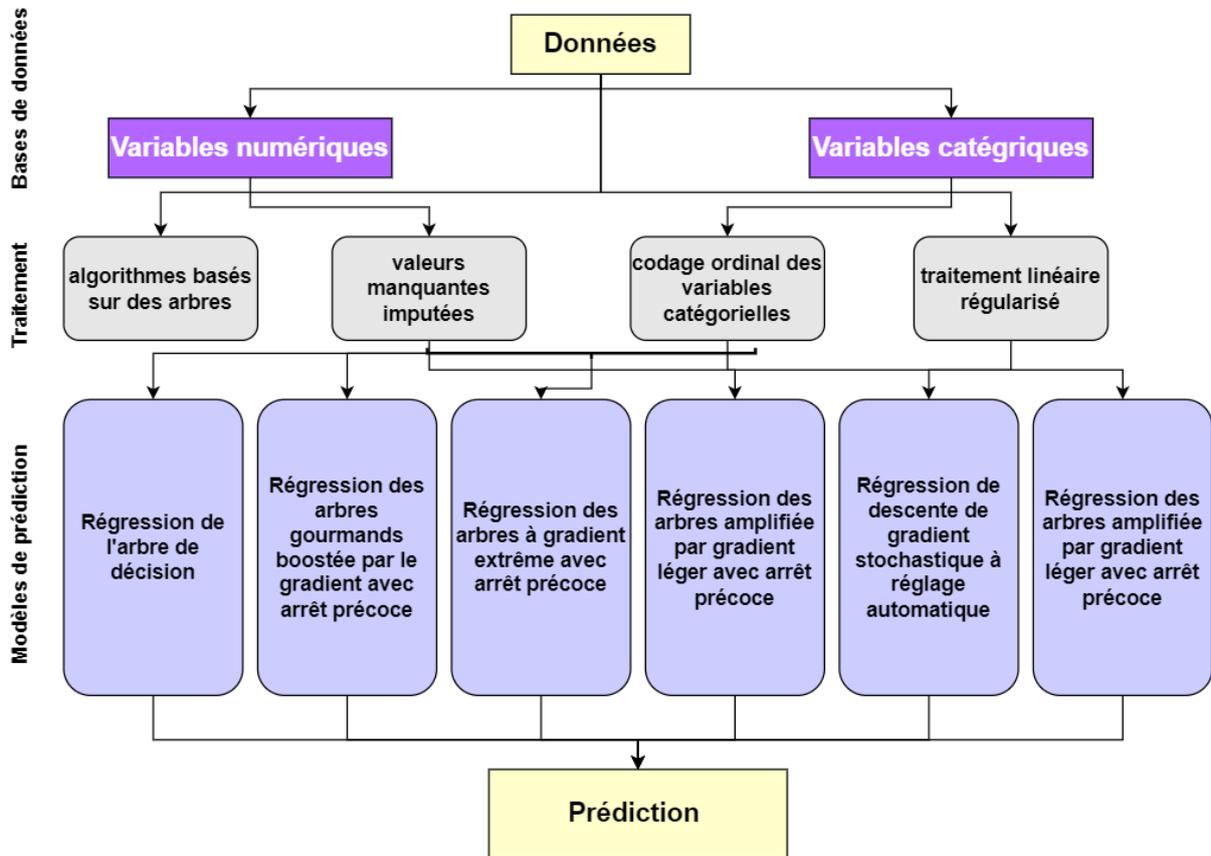
Elle est généralement évaluée en fonction de la capacité fonctionnelle, des maladies comorbides et de l'âge. La perte de capacité fonctionnelle est un facteur prédictif important d'hospitalisation fréquente et de décès, et les maladies comorbides ont un impact sur les résultats des soins intensifs et des hôpitaux [433].

Une série d'outils et de méthodes différents ont déjà été proposés, comme le montre le tableau comparatif III, dans le but d'améliorer les pratiques de sortie des soins intensifs. Ces outils vont des critères d'évaluation de l'état de préparation à la sortie [434-435] aux lignes directrices pour la planification et l'éducation de la sortie [436].

En outre, plusieurs modèles de risque ont été développés pour prédire les résultats négatifs après la sortie de l'unité de soins intensifs [437-438-439]. En particulier, [440] a démontré que la mortalité et la réadmission devraient être modélisées indépendamment en tant que résultats distincts. Il est clair qu'une évaluation comparative des outils existants est nécessaire dans un cadre clinique. Nous soutenons qu'un futur système d'aide à la décision pour la planification des congés devrait tirer des éléments de toutes ces méthodes. Un algorithme de dépistage, tel que celui que nous avons décrit ici, pourrait avertir les cliniciens des patients pouvant bénéficier d'une décharge dans les cas où la décision est claire. Les décisions concernant les patients à haut risque, qui sont souvent nécessaires, bénéficieraient d'un niveau supplémentaire d'aide à la décision, comme des prédictions individuelles de mortalité et de risque de réadmission [441]. La disponibilité croissante d'ensembles de données de recherche sur les soins intensifs [442-443] ne manquera pas d'améliorer les performances et la généralité de ces modèles, en particulier lorsque des méthodes d'apprentissage par transfert seront appliquées [444] (comme le montre tableau 18, voire les annexes). Nous avons montré dans des travaux précédents que des changements subtils dans la présentation des informations peuvent avoir un impact significatif sur la prise de décision clinique [445]. Les effets globaux des petites améliorations produites par ces approches pourraient être largement bénéfiques.

2.3.3. Mise en œuvre et résultats

Nous suggérons que le système d'aide à la décision proposé maximiserait l'engagement en abordant les questions d'interprétabilité du modèle [445-446] et pourrait tirer parti de l'expertise clinique en apprenant en ligne avec un humain dans la boucle.



→	Auto-tuned stochastic Gradient Descent Regression	→	Decision Tree regression	→	Extreme Gradient Boosted Regression with Early Stopping	→	Gradient Boosted Greedy Trees Regression with Early Stopping
→	Light Gradient Boosted Trees Regression with early stopping	→	Advanced Generalized Linear Regression (Gaussian distribution) Fig.4. Architecture of the proposed approach	→	Efficient Neural Network (ENET)	→	AVG Blender

Figure 55 : Dynamique des différents algorithmes utilisés dans notre approche

Dans notre étude, l'importance des caractéristiques reflète l'utilité et la valeur de chaque attribut dans le processus de construction de la décision de sortie d'un patient. Cette importance est calculée pour chaque attribut de notre jeu de données. Chaque indice d'importance est calculé par la réduction moyenne de la perte de formation obtenue en utilisant une caractéristique pour le fractionnement. La figure 55 détaille la dynamique des différents algorithmes utilisés dans notre approche.

Nous avons appliqué la régression linéaire, des méthodes d'apprentissage automatique supervisé basées sur des arbres et des algorithmes hybrides pour prédire la décharge en une

semaine. Pour étudier l'impact de la partition des données sur les performances des modèles, nous avons mené quatre expériences sur différentes configurations de partition des données {18%, 36%, 72%} ; {18%, 36%, 80%} ; {18%, 46%, 72%} et {25%, 36%, 72%}. Le tableau 19 résume les résultats après les simulations.

Le modèle a atteint une précision d'apprentissage optimisée de 0,98 et un résidu moyen de 0,0004 lorsque toutes les caractéristiques sélectionnées et le GLM avancé ont été utilisés. La figure 56 représente les résidus moyens obtenus pour chaque modèle. Comme le montre la figure 56 ci-dessous, le lieu de sortie, le diagnostic, le lieu d'admission, le médicament, l'heure de sortie (jour du mois), l'intensité du produit, le jour (jour du mois) où commence le traitement médicamenteux, la durée du séjour, (jour du mois) où se termine le traitement médicamenteux, l'heure d'admission, le fait que le patient soit admis pour la première fois ou non, le moment (jour) où le patient est admis en soins intensifs et le moment où le patient est censé sortir dans un service général sont les caractéristiques les plus pertinentes avec 99,97%, 88%, 74%, 72%, 68%, 65%, 40%, 39%, 38%, 30%, 28%, 28% et 23% les poids associés à tous les attributs en fonction de leur importance dans la phase de formation, respectivement. Cette approche fonctionne en surveillant les performances de notre modèle et en sélectionnant automatiquement le point d'inflexion où les performances sur l'ensemble de données de test commencent à diminuer alors que les performances sur l'ensemble de données d'entraînement continuent à s'améliorer.

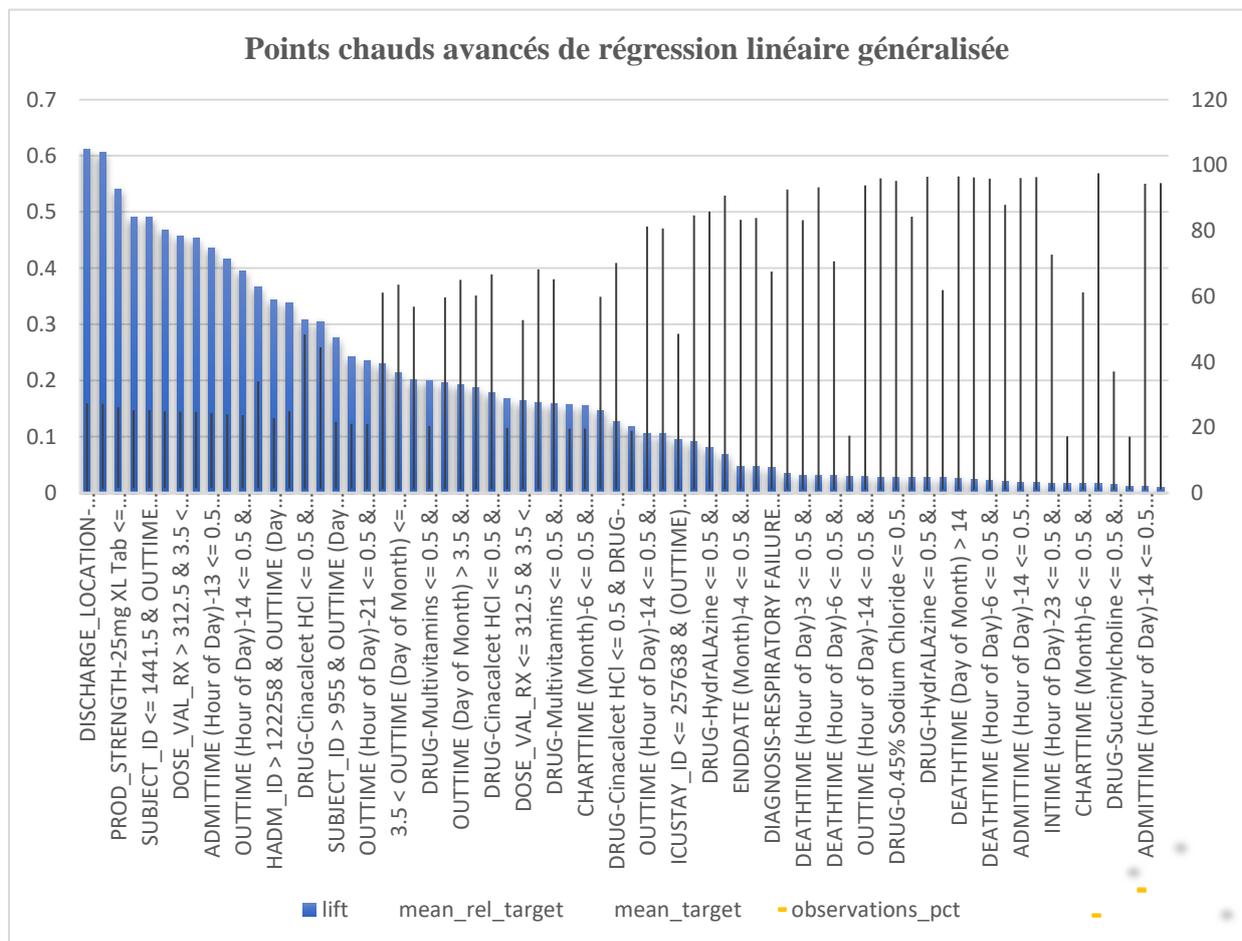


Figure 56 : Points chauds de la régression linéaire généralisée avancée

La figure 56 représente les taches où la zone de prédiction à l'intérieur de laquelle une estimation déterminée de la disponibilité de la décharge est donnée. Les taches sont données en utilisant l'algorithme Regressor Fit. Les patients réadmis en urgence dans les 6 mois suivant leur première admission, les patients souffrant d'insuffisance respiratoire et les patients ayant un faible taux de multivitaminés sont les patients les plus susceptibles de rester plus longtemps à l'hôpital. En outre, le lieu de sortie - à domicile ou dans un établissement de soins de longue durée - est un facteur déterminant pour décider si un patient peut sortir de l'hôpital ou non. Notre approche peut être utilisée dans trois voies différentes. La première consiste à identifier les patients qui ont le plus de chances de sortir de l'hôpital chaque jour de la semaine avec un taux d'incertitude. En suivant ces recommandations, le personnel hospitalier peut donner la priorité aux patients ID répertoriés pour les inspecter et les faire sortir le plus tôt possible afin que d'autres patients puissent être admis dans les unités de soins intensifs. Deuxièmement, la possibilité de classer les patients en gravité légère et modérée lors de leur sortie de l'hôpital. Cela permet à l'hôpital de déterminer qui et quand exécuter les tâches restantes pour les patients figurant sur la liste de sortie. Malgré les nombreux avantages de notre approche, il est important de souligner que les performances de nos modèles peuvent s'améliorer avec un plus grand ensemble de données en termes de précision mais peuvent diminuer de façon exponentielle en termes de temps d'exécution.

Tableau 19 : Résumé de la comparaison des performances entre les valeurs RM, la précision et le temps de prédiction.

		Régression linéaire	Régression des arbres				Mélange (mixeurs)			
		LR*	TR1*	TR2*	TR3*	TR4*	B1*	B2*	B3*	
Exp 1	Modèle									
	Précision en %	0.89	0.783	0.917	0.761	0.726	0.98	0.935	0.961	
	RM	Validation (18%)	0.00682	0.18	0.00399	0.01714	0.01353	-	-	-
		Validation croisée (36%)	0.00575	0.09	0.00261	0.00953	0.01357	-	-	-
		Retenue (72%)	0.00539	-	0.00173	0.00521	0.00312	0.0012	0.00158	0.00058
	Temps de prédiction (mS)	5627.83	3734.79	6914.43	22443.8	17452.56	123450.9	123800	69376.8	
Exp 2	Précision en %	0.88	0.77	0.91	0.77	0.756	0.978	0.91	0.956	
	RM	Validation (18%)	0.00679	0.18	0.00399	0.01714	0.01353	-	-	-
		Validation croisée (36%)	0.00571	0.09	0.00261	0.00953	0.01357	-	-	-
		Retenue (80%)	0.00512	-	0.00159	0.00503	0.00298	0.0012	0.00147	0.00054
		Temps de prédiction (mS)	5628.01	3699.45	6999	23166.4	20514.6	123551	132500	70015.2
Exp 3	Précision en %	0.89	0.78	0.914	0.76	0.754	0.937	0.914	0.915	
	RM	Validation (18%)	0.00659	0.18	0.00373	0.01694	0.0112	-	-	-
		Validation croisée (46%)	0.00551	0.085	0.00191	0.00958	0.01057	-	-	-
		Retenue (72%)	0.00512	-	0.00159	0.00503	0.00298	0.80319	0.00147	0.00054
		Prédiction (mS)	5568	4697	7859	23894.2	25735.02	215693	151236	78020
Exp 4	Précision en %	0.89	0.781	0.925	0.709	0.781	0.95	0.965	0.89	
	RM	Validation (25%)	0.00614	0.1	0.00329	0.01658	0.01123	-	-	-
		Validation croisée (36%)	0.00541	0.09	0.00261	0.00953	0.01357	-	-	-
		Retenue (72%)	0.00481	-	0.00148	0.00493	0.00298	0.000001	0.9947	0.00054
		Temps d'exécution pour 100 prédictions (mS)	5750	3610.9	6990	32548	24590.4	133511	15039.3	699081

*LR : Régression par descente de gradient stochastique auto-ajustée

*TR1 : Arbre de décision

*TR2 : Régression par arbres boostés à gradient extrême avec arrêt précoce

*TR3 : Régression par arbres gourmands boostés par le gradient avec arrêt précoce

*TR4 : Régresseur léger à arbres boostés par gradient avec arrêt précoce.

*B1 : Régression linéaire généralisée (GLM) avancée

*B2 : Réseau neuronal efficace (ENET)

*B3 : AVG Blender

3. Conclusion

Le travail effectué dans ce chapitre explore les multiples possibilités d'optimiser le flux des patients dans les différents services de l'hôpital. En général, ces solutions s'adressent aux patients souffrant de maladies cardiovasculaires, mais elles peuvent également être envisagées pour les patients souffrant d'autres pathologies. Dans la première partie, nous avons montré comment les chaînes de Markov et la théorie des files d'attente peuvent être efficaces pour modéliser le flux des patients et prévoir les lits nécessaires dans les différents services de l'hôpital. L'étude a utilisé une chaîne de Markov en temps discret non homogène pour représenter les différentes variations de débit. Ainsi, pour valider ce modèle, nous avons utilisé des simulations d'événements discrets qui donnent comme résultats les fréquences d'un serveur et l'utilisation des ressources. Les résultats de la simulation ont ensuite été comparés à l'occupation moyenne des lits dans la base de données des services de santé nationaux en utilisant la technique du chi-deux. La méthodologie que nous avons développée permet d'estimer les principales caractéristiques de l'accès au service des patients et des gestionnaires d'hôpitaux ainsi que des prestataires de soins médicaux : prévision du taux d'arrivée des patients et de l'occupation des lits en fonction de l'arrivée des patients et de leur priorité.

Afin d'optimiser les ressources des hôpitaux et de maximiser la qualité des services, nous avons présenté une méthode permettant de gérer la sortie des patients atteints de maladies cardiovasculaires des unités de soins intensifs, mais aussi d'optimiser l'allocation des lits en fonction de leurs données physiologiques, de l'historique des traitements pour calculer leurs fonctions de survie et l'estimation de la trajectoire de traitement, les estimations de coûts et la capacité d'apprentissage de différents algorithmes d'apprentissage automatique. Tout d'abord, nous avons inclus les transferts physiologiques, internes à l'hôpital associés aux patients et les prescriptions dans leurs traitements à partir de la base de données MIMIC III, USI enregistrée dans la période entre 2001 et 2012. La base de données contient des données de santé anonymes concernant plus de 40 000 patients et plus de 50 000 hospitalisations. Ensuite, nous avons nettoyé, normalisé les données, et les avons divisées en : (75 %) des données d'entraînement et (25 %) des données qui comprennent la pneumonie, la septicémie, l'insuffisance cardiaque congestive, l'hypotension, la douleur thoracique, la coronaropathie, la fièvre, l'insuffisance respiratoire, le syndrome coronarien aigu, l'essoufflement, les crises d'épilepsie & l'accident ischémique transitoire et la sténose aortique qui présentent les mêmes schémas d'admission en soins intensifs, de mutation de flux et de prescription. Plusieurs algorithmes ML ont été utilisés pour comparer l'efficacité de chacun d'entre eux. Nous effectuons plusieurs expériences sur le jeu de données traité afin d'étudier l'importance de la taille du jeu de données sur chaque phase d'apprentissage de nos modèles. Nous avons testé nos modèles en utilisant les données relatives à 4226 patients atteints de maladies cardiovasculaires. En conséquence, nous avons obtenu une meilleure précision de 0,98 et une RM (moyenne résiduelle) = 0,0004 en utilisant des modèles linéaires généralisés avancés comprenant une régression stochastique et des arbres. Ce résultat encourage les travaux futurs qui comprendront l'étude de l'impact d'un tel outil d'aide à la décision sur la logistique interne et sur les résultats après la sortie de l'hôpital.

Conclusion générale

La recherche dans cette thèse visait à étudier et à identifier comment l'IoT, et l'IA peuvent améliorer le flux de travail clinique dans différents services et unités de soins intensifs dans une étude de cas exploratoire des maladies cardiovasculaires. Plus en détails les objectifs de la thèse ont été de chercher comment les interventions d'IA et IoT peuvent améliorer le traitement prédictif et individualisé des patients dans les milieux cliniques en se basant sur l'existence des bases de données, ici sous la forme de signaux ECG, et de composants d'IA. Les recherches secondaires menées et la littérature examinée concernant le stade actuel de l'utilisation de l'IA et de l'IoT en milieu clinique montrent que le développement et la mise en œuvre en sont aux phases initiales. Les entreprises, les établissements de santé et les particuliers manifestent un grand intérêt à mesurer que des solutions et des systèmes émergent pour utiliser les capacités des technologies susmentionnées dans les soins de santé.

Cependant, l'évolution rapide et l'aspect novateur des technologies et leurs applications dans le flux de travail clinique, signifient que plusieurs incertitudes existent concernant la création de valeur, l'intégration et les effets de l'utilisation des capacités des interventions dans les services des urgences, de cardiologie et les unités de soins intensifs. Les résultats qualitatifs et quantitatifs de la littérature examinée montrent que les domaines de création de valeur potentielle comprennent, sans s'y limiter, une diminution de la charge administrative des cliniciens par une réduction de la pression et du temps nécessaire à l'évaluation de la nécessité d'admettre un patient et de le considérer comme malade, ainsi qu'une simplification des opérations de prise de décision clinique par une analyse intelligente des données et une amélioration de la productivité générale pendant les procédures cliniques.

La recherche a comblé une lacune identifiée dans l'état de l'art de l'IoT et ses possibilités d'application en milieu clinique. La thèse a également contribué à la base de connaissances académiques et aux implications pratiques du développement et de la mise en œuvre d'interventions de santé numérique par la recherche et l'évaluation de la conception et des fonctionnalités des solutions proposées. Il est également très important de mentionner que la position pragmatique de la philosophie de recherche a affecté les résultats de l'étude de cas de cette thèse. Nous étions à la fois interdépendants et indépendants avec les résultats et l'interprétation en passant d'un point de vue subjectif à un point de vue objectif dans la collecte et l'analyse des données. Les résultats de la recherche concernant les potentiels et les défis de l'utilisation de l'IoT et de l'IA dans les milieux cliniques sont influencés par l'évolution continue du cadre théorique et des connaissances des chercheurs sur l'étude de cas recherchée. L'interrelation et les interdépendances entre la théorie, les connaissances et le travail empirique développent un processus dialectique continu et permanent créant des implications pratiques et théoriques qui sont affectées par les choix méthodologiques.

Les résultats qualitatifs concernant l'utilité et la création de valeur des solutions proposés sont potentiellement biaisés par la préconception et les hypothèses du travail sur le potentiel et la création de valeur du système proposé. Au contraire, le point de vue objectif est nettement plus exempt de valeur lors de l'élicitation et de l'analyse des exigences techniques du système proposé et de l'analyse des étapes requises dans le processus réglementaire de développement et de mise en œuvre d'un tel système. On peut dire que ce travail de recherche aurait pu bénéficier d'une recherche analytique du discours sur une vision de construction sociale de la

réalité et du contexte des parties impliquées lors de l'évaluation de l'utilité et de l'utilisation des interventions de santé numériques, telles que le système proposé. La nature exploratoire de l'étude de cas dans la recherche a fourni des indications utiles sur la construction de la théorie sur la façon dont l'IoT et l'IA et l'optimisation métaheuristique mais la théorie des files d'attente peut être utilisés dans les milieux cliniques. Une approche de recherche bénéfique pour soutenir les résultats de la thèse serait de mener une étude de cas explicative ou des expériences pour établir la cause-effet de l'utilisation des technologies dans un contexte réel dans les milieux de la santé.

Comme l'utilisation des technologies dans le domaine des soins de santé n'en est qu'à ses débuts, l'étude de cas exploratoire sur les potentiels et les facteurs affectant l'utilisation et l'adoption de ces technologies a permis d'obtenir des informations utiles tant au niveau individuel que systémique. Les principaux défis et obstacles à la mise en œuvre des technologies en milieu clinique concernent l'acceptation par les utilisateurs et l'adoption clinique des interventions, la conformité au cadre réglementaire, ainsi que les avantages cliniques validés et la création de valeur de l'utilisation de l'IoT et de l'IA.

Les résultats de la recherche établissent les potentiels prometteurs de l'utilisation de l'IoT et de l'IA dans les soins de santé à un niveau conceptuel. Toutefois, on peut se demander si l'adoption de ces technologies dans des contextes cliniques est réalisable dans la configuration et la conception actuelles des interventions. Les études et recherches futures devraient inclure des tests techniques et la validation des fonctionnalités pour soutenir les résultats exploratoires de la thèse, par exemple, par le biais de tests de prototypes. En outre, des recherches futures sont recommandées pour établir les considérations financières nécessaires à l'investissement, au développement et à la mise en œuvre des technologies dans les milieux cliniques. Bien que la conception de la recherche et le nombre de participants aient limité les conclusions fondées sur des preuves et la généralisation des implications, l'approche exploratoire de la recherche a généré des informations précieuses sur les potentiels, les défis et les possibilités d'utilisation de l'IoT et de l'IA dans les milieux cliniques.

References

- [1]: Blockchain And IOT: The Next Frontier Of Device Connectivity
<https://www.forbes.com/sites/forbesbusinesscouncil/2021/08/02/blockchain-and-iot-the-next-frontier-of-device-connectivity/?sh=650dfb113891>
- [2]: Borgia, E., Bruno, R., Conti, M., Mascitti, D., & Passarella, A. (2016). *Mobile edge clouds for Information-Centric IoT services*. Retrieved 8 21, 2021, from <https://ieeexplore.ieee.org/document/7543776>
- [3]: Gubbi, Jayavardhana; Buyya, Rajkumar; Marusic, Slaven; Palaniswami, Marimuthu (2013). *Internet of Things (IoT): A vision, architectural elements, and future directions*. *Future Generation Computer Systems*, 29(7), 1645–1660. doi:10.1016/j.future.2013.01.010
- [4]: IHS Markit- <https://cdn.ihs.com/www/pdf/0419/service-datasheet-smart-cities-iot-intelligence-service.pdf>
- [5]: Radanliev, Petar; De Roure, David; Van Kleek, Max; Santos, Omar; Ani, Uchenna (2020). *Artificial intelligence in cyber physical systems*. *AI & SOCIETY*, (), -. doi:10.1007/s00146-020-01049-0
- [6]: Rajput, Dharmendra Singh, and Rakesh Gour. "An IoT framework for healthcare monitoring systems." *International Journal of Computer Science and Information Security* 14, no. 5 (2016): 451.
- [7]: Kang, Kai, Jiarui Lin, and Jianping Zhang. "BIM-and IoT-based monitoring framework for building performance management." *Journal of Structural Integrity and Maintenance* 3, no. 4 (2018): 254-261.
- [8]: Naik, Nitin. "Choice of effective messaging protocols for IoT systems: MQTT, CoAP, AMQP and HTTP." In *2017 IEEE international systems engineering symposium (ISSE)*, pp. 1-7. IEEE, 2017.
- [9]: Bansal, Malti. "Performance Comparison of MQTT and CoAP Protocols in Different Simulation Environments." In *Inventive Communication and Computational Technologies*, pp. 549-560. Springer, Singapore, 2021.
- [10]: Chen, Yuang, and Thomas Kunz. "Performance evaluation of IoT protocols under a constrained wireless access network." In *2016 International Conference on Selected Topics in Mobile & Wireless Networking (MoWNeT)*, pp. 1-7. IEEE, 2016.
- [11]: Younan, Mina, Essam H. Houssein, Mohamed Elhoseny, and Abdelmgeid A. Ali. "Challenges and recommended technologies for the industrial internet of things: A comprehensive review." *Measurement* 151 (2020): 107198.
- [12]: Protosaltis, Antonis, Panagiotis Sarigiannidis, Dimitrios Margounakis, and Anastasios Lytos. "Data visualization in internet of things: tools, methodologies, and challenges." In *Proceedings of the 15th International Conference on Availability, Reliability and Security*, pp. 1-11. 2020.
- [13]: Xu, Xiaomin, Sheng Huang, Yaoliang Chen, Kevin Brown, Inge Halilovic, and Wei Lu. "TSAaaS: Time series analytics as a service on IoT." In *2014 IEEE International Conference on Web Services*, pp. 249-256. IEEE, 2014.
- [14]: Lan, Lina, Ruisheng Shi, Bai Wang, Lei Zhang, and Jinqiao Shi. "A lightweight time series main-memory database for IoT real-time services." In *International Conference on Internet of Vehicles*, pp. 220-236. Springer, Cham, 2019.
- [15]: Gessert, Felix, Wolfram Wingerath, Steffen Friedrich, and Norbert Ritter. "NoSQL database systems: a survey and decision guidance." *Computer Science-Research and Development* 32, no. 3 (2017): 353-365.
- [16]: Stonebraker, Michael. "Errors in database systems, eventual consistency, and the cap theorem." *Communications of the ACM, BLOG@ ACM* (2010).
- [17]: Azzawi, Mustafa Abdullah, Rosilah Hassan, and Khairul Azmi Abu Bakar. "A review on Internet of Things (IoT) in healthcare." *International Journal of Applied Engineering Research* 11, no. 20 (2016): 10216-10221.
- [18]: Kashani, Mostafa Haghi, Mona Madanipour, Mohammad Nikravan, Parvaneh Asghari, and Ebrahim Mahdipour. "A systematic review of IoT in healthcare: applications, techniques, and trends." *Journal of Network and Computer Applications* (2021): 103164.
- [19]: Ray, Partha Pratim, Dinesh Dash, Khaled Salah, and Neeraj Kumar. "Blockchain for IoT-based healthcare: background, consensus, platforms, and use cases." *IEEE Systems Journal* 15, no. 1 (2020): 85-94.
- [20]: Panescu, Dorin. "Emerging technologies [wireless communication systems for implantable medical devices]." *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine* 27, no. 2 (2008): 96-101.
- [21]: Khan, Wahid, Eameema Muntimadugu, Michael Jaffe, and Abraham J. Domb. "Implantable medical devices." In *Focal controlled drug delivery*, pp. 33-59. Springer, Boston, MA, 2014.
- [22]: Zile, Michael R., Tom D. Bennett, Martin St. John Sutton, Yong K. Cho, Philip B. Adamson, Mark F. Aaron, Juan M. Aranda Jr et al. "Transition from chronic compensated to acute decompensated heart failure: pathophysiological insights obtained from continuous monitoring of intracardiac pressures." *Circulation* 118, no. 14 (2008): 1433-1441.
- [23]: Drew, Barbara J., Patricia Harris, Jessica K. Zègre-Hemsey, Tina Mammone, Daniel Schindler, Rebeca Salas-Boni, Yong Bai, Adelita Tinoco, Quan Ding, and Xiao Hu. "Insights into the problem of alarm fatigue with physiologic monitor devices: a comprehensive observational study of consecutive intensive care unit patients." *PloS one* 9, no. 10 (2014): e110274.
- [24]: Bali, Surya. "Barriers to development of telemedicine in developing countries." In *Telehealth*. IntechOpen, 2018.
- [25]: Zhang, Min, Meifen Luo, Rui Nie, and Yan Zhang. "Technical attributes, health attribute, consumer attributes and their roles in adoption intention of healthcare wearable technology." *International journal of medical informatics* 108 (2017): 97-109.
- [26]: Mishra, Sushruta, Brojo Kishore Mishra, Hrudaya Kumar Tripathy, and Arijit Dutta. "Analysis of the role and scope of big data analytics with IoT in health care domain." In *Handbook of data science approaches for biomedical engineering*, pp. 1-23. Academic Press, 2020.

- [27]: Zen, Sanyadwia Ghinasni, and M. Dachyar. "Intensive Care Unit (ICU) Patient Monitoring Improvement Using Internet of Things (IOT) Based on BPR Approach."
- [28]: Blonde, Lawrence, Kamlesh Khunti, Stewart B. Harris, Casey Meizinger, and Neil S. Skolnik. "Interpretation and impact of real-world clinical data for the practicing clinician." *Advances in therapy* 35, no. 11 (2018): 1763-1774.
- [29]: Subramanian, Indhupriya, Srikant Verma, Shiva Kumar, Abhay Jere, and Krishanpal Anamika. "Multi-omics data integration, interpretation, and its application." *Bioinformatics and biology insights* 14 (2020): 1177932219899051.
- [30]: Mehta, Nishita, Anil Pandit, and Sharvari Shukla. "Transforming healthcare with big data analytics and artificial intelligence: A systematic mapping study." *Journal of biomedical informatics* 100 (2019): 103311.
- [31]: Bote-Curiel, Luis, Sergio Munoz-Romero, Alicia Gerrero-Curieses, and José Luis Rojo-Álvarez. "Deep learning and big data in healthcare: A double review for critical beginners." *Applied Sciences* 9, no. 11 (2019): 2331.
- [32]: Williams, Richard, Evangelos Kontopantelis, Iain Buchan, and Niels Peek. "Clinical code set engineering for reusing EHR data for research: a review." *Journal of Biomedical Informatics* 70 (2017): 1-13.
- [33]: Kruse, Clemens Scott, Anna Stein, Heather Thomas, and Harmander Kaur. "The use of electronic health records to support population health: a systematic review of the literature." *Journal of medical systems* 42, no. 11 (2018): 1-16.
- [34]: Senthilkumar, S. A., Bharatendara K. Rai, Amruta A. Meshram, Angappa Gunasekaran, and S. Chandrakumarmangalam. "Big data in healthcare management: a review of literature." *American Journal of Theoretical and Applied Business* 4, no. 2 (2018): 57-69.
- [35]: Dash, Sabyasachi, Sushil Kumar Shakyawar, Mohit Sharma, and Sandeep Kaushik. "Big data in healthcare: management, analysis and future prospects." *Journal of Big Data* 6, no. 1 (2019): 1-25.
- [36]: Miotto, Riccardo, Fei Wang, Shuang Wang, Xiaoqian Jiang, and Joel T. Dudley. "Deep learning for healthcare: review, opportunities and challenges." *Briefings in bioinformatics* 19, no. 6 (2018): 1236-1246.
- [37]: Malasinghe, Lakmini P., Naeem Ramzan, and Keshav Dahal. "Remote patient monitoring: a comprehensive study." *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing* 10, no. 1 (2019): 57-76.
- [38]: Noah, Benjamin, Michelle S. Keller, Sasan Mosadeghi, Libby Stein, Sunny Johl, Sean Delshad, Vartan C. Tashjian et al. "Impact of remote patient monitoring on clinical outcomes: an updated meta-analysis of randomized controlled trials." *NPJ digital medicine* 1, no. 1 (2018): 1-12.
- [39]: Schwamm, Lee H.; Chumbler, Neale; Brown, Ed; Fonarow, Gregg C.; Berube, David; Nystrom, Karin; Suter, Robert; Zavala, Mirian; Polsky, Daniel; Radhakrishnan, Kavita; Lactman, Nathaniel; Horton, Katherine; Malcarney, Mary-Beth; Halamka, John; Tiner, A. Colby (2017). *Recommendations for the Implementation of Telehealth in Cardiovascular and Stroke Care: A Policy Statement From the American Heart Association. Circulation, 135(7), e24–e44.* doi:10.1161/CIR.0000000000000475.
- [40]: Apiletti, Daniele, Elena Baralis, Giulia Bruno, and Tania Cerquitelli. "Real-time analysis of physiological data to support medical applications." *IEEE transactions on information technology in biomedicine* 13, no. 3 (2009): 313-321.
- [41]: Al-Khafajiy, Mohammed, Thar Baker, Carl Chalmers, Muhammad Asim, Hoshang Kolivand, Muhammad Fahim, and Atif Waraich. "Remote health monitoring of elderly through wearable sensors." *Multimedia Tools and Applications* 78, no. 17 (2019): 24681-24706.
- [42]: Mora, Higinio, David Gil, Rafael Muñoz Terol, Jorge Azorín, and Julian Szymanski. "An IoT-based computational framework for healthcare monitoring in mobile environments." *Sensors* 17, no. 10 (2017): 2302.
- [43]: Lister, Dianne (2012). *The Laboratory Mouse // Imaging the Laboratory Mouse in vivo. , (), 761–780.* doi:10.1016/B978-0-12-382008-2.00033-7
- [44]: Saul Miodownik,88 - Intensive Care,Editor(s): Joseph F Dyro,In Biomedical Engineering,Clinical Engineering Handbook,Academic Press,2004,Pages 373-376.
- [45]: Moradian, Saeed, Monika K. Krzyzanowska, Roma Maguire, Plinio P. Morita, Vishal Kukreti, Jonathan Avery, Geoffrey Liu, Joseph Cafazzo, and Doris Howell. "Usability evaluation of a mobile phone-based system for remote monitoring and management of chemotherapy-related side effects in cancer patients: mixed-methods study." *JMIR cancer* 4, no. 2 (2018): e10932.
- [46]: Malasinghe, Lakmini P., Naeem Ramzan, and Keshav Dahal. "Remote patient monitoring: a comprehensive study." *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing* 10, no. 1 (2019): 57-76.
- [47]: Noah, Benjamin, Michelle S. Keller, Sasan Mosadeghi, Libby Stein, Sunny Johl, Sean Delshad, Vartan C. Tashjian et al. "Impact of remote patient monitoring on clinical outcomes: an updated meta-analysis of randomized controlled trials." *NPJ digital medicine* 1, no. 1 (2018): 1-12.
- [48]: El-Rashidy, Nora, Shaker El-Sappagh, S. M. Islam, Hazem M El-Bakry, and Samir Abdelrazek. "Mobile Health in Remote Patient Monitoring for Chronic Diseases: Principles, Trends, and Challenges." *Diagnostics* 11, no. 4 (2021): 607.
- [49]: Dickinson, Michael G., Larry A. Allen, Nancy A. Albert, Thomas DiSalvo, Gregory A. Ewald, Amanda R. Vest, David J. Whellan, Michael R. Zile, and Michael M. Givertz. "Remote monitoring of patients with heart failure: a white paper from the Heart Failure Society of America Scientific Statements Committee." *Journal of cardiac failure* 24, no. 10 (2018): 682-694.
- [50]: Uddin, Md Ashraf, Andrew Stranieri, Iqbal Gondal, and Venki Balasubramanian. "Continuous patient monitoring with a patient centric agent: A block architecture." *IEEE Access* 6 (2018): 32700-32726.
- [51]: Healthcare data volume globally 2020 forecast | Statista <https://www.statista.com/statistics/1037970/global-healthcare-data-volume/>
- [52]: Shilo, Smadar, Hagai Rossman, and Eran Segal. "Axes of a revolution: challenges and promises of big data in healthcare." *Nature medicine* 26, no. 1 (2020): 29-38.

- [53]: Kaplan, Andreas, and Michael Haenlein. "Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence." *Business Horizons* 62, no. 1 (2019): 15-25.
- [54]: Burkov, Andriy. *The hundred-page machine learning book*. Vol. 1. Canada: Andriy Burkov, 2019.
- [55]: Mahesh, Batta. "Machine Learning Algorithms-A Review." *International Journal of Science and Research (IJSR)*. [Internet] 9 (2020): 381-386.
- [56]: Voulodimos, Athanasios, Nikolaos Doulamis, Anastasios Doulamis, and Eftychios Protopapadakis. "Deep learning for computer vision: A brief review." *Computational intelligence and neuroscience* 2018 (2018).
- [57]: Chen, Xue-Wen, and Xiaotong Lin. "Big data deep learning: challenges and perspectives." *IEEE access* 2 (2014): 514-525.
- [58]: Wang, Wei, Meihui Zhang, Gang Chen, H. V. Jagadish, Beng Chin Ooi, and Kian-Lee Tan. "Database meets deep learning: Challenges and opportunities." *ACM SIGMOD Record* 45, no. 2 (2016): 17-22.
- [59]: Jain, Anil K., Jianchang Mao, and K. Moidin Mohiuddin. "Artificial neural networks: A tutorial." *Computer* 29, no. 3 (1996): 31-44.
- [60]: Chen, Mingzhe, Ursula Challita, Walid Saad, Changchuan Yin, and Mérouane Debbah. "Artificial neural networks-based machine learning for wireless networks: A tutorial." *IEEE Communications Surveys & Tutorials* 21, no. 4 (2019): 3039-3071.
- [61]: Alzubaidi, L., Zhang, J., Humaidi, A.J. et al. Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. *J Big Data* 8, 53 (2021). <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00444-8>
- [62]: Liu W, Wang Z, Liu X, Zeng N, Liu Y, Alsaadi FE. A survey of deep neural network architectures and their applications. *Neurocomputing*. 2017;234:11–26.
- [63]: Sarker, I.H. Machine Learning: Algorithms, Real-World Applications and Research Directions. *SN COMPUT. SCI.* 2, 160 (2021). <https://doi.org/10.1007/s42979-021-00592-x>
- [64]: Schmidt, J., Marques, M.R.G., Botti, S. et al. Recent advances and applications of machine learning in solid-state materials science. *npj Comput Mater* 5, 83 (2019). <https://doi.org/10.1038/s41524-019-0221-0>
- [65]: Ghojogh, Benjamin, and Mark Crowley. "Linear and quadratic discriminant analysis: Tutorial." *arXiv preprint arXiv:1906.02590* (2019).
- [66]: Hong, Haoyuan, Seyed Amir Naghibi, Mostafa Moradi Dashtpagerdi, Hamid Reza Pourghasemi, and Wei Chen. "A comparative assessment between linear and quadratic discriminant analyses (LDA-QDA) with frequency ratio and weights-of-evidence models for forest fire susceptibility mapping in China." *Arabian Journal of Geosciences* 10, no. 7 (2017): 167.
- [67]: Salmi, Nafizatus, and Zuherman Rustam. "Naïve Bayes classifier models for predicting the colon cancer." In *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 546, no. 5, p. 052068. IOP Publishing, 2019.
- [68]: Zhang, Yi-Chen, and Lyudmila Sakhanenko. "The naive Bayes classifier for functional data." *Statistics & Probability Letters* 152 (2019): 137-146.
- [69]: Xing, Wenchao, and Yilin Bei. "Medical health big data classification based on KNN classification algorithm." *IEEE Access* 8 (2019): 28808-28819.
- [70]: Mittal, Kavita, Gaurav Aggarwal, and Prerna Mahajan. "Performance study of K-nearest neighbor classifier and K-means clustering for predicting the diagnostic accuracy." *International Journal of Information Technology* 11, no. 3 (2019): 535-540.
- [71]: Guan, Jian. "Artificial intelligence in healthcare and medicine: promises, ethical challenges and governance." *Chinese Medical Sciences Journal* 34, no. 2 (2019): 76-83.
- [72]: Esmaeilzadeh, Pouyan. "Use of AI-based tools for healthcare purposes: a survey study from consumers' perspectives." *BMC medical informatics and decision making* 20, no. 1 (2020): 1-19.
- [73]: Esteva, Andre, Alexandre Robicquet, Bharath Ramsundar, Volodymyr Kuleshov, Mark DePristo, Katherine Chou, Claire Cui, Greg Corrado, Sebastian Thrun, and Jeff Dean. "A guide to deep learning in healthcare." *Nature medicine* 25, no. 1 (2019): 24-29.
- [74]: Huang, Shigao, Jie Yang, Simon Fong, and Qi Zhao. "Artificial intelligence in cancer diagnosis and prognosis: Opportunities and challenges." *Cancer letters* 471 (2020): 61-71.
- [75]: Whittaker, Meredith, Kate Crawford, Roel Dobbe, Genevieve Fried, Elizabeth Kazianas, Varoon Mathur, Sarah Myers West, Rashida Richardson, Jason Schultz, and Oscar Schwartz. *AI now report 2018*. New York: AI Now Institute at New York University, 2018.
- [76]: Pereira, Tania, Joana Morgado, Francisco Silva, Michele M. Pelter, Vasco Rosa Dias, Rita Barros, Cláudia Freitas et al. "Sharing Biomedical Data: Strengthening AI Development in Healthcare." In *Healthcare*, vol. 9, no. 7, p. 827. Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2021.
- [77]: Baldi, Pierre. "Deep learning in biomedical data science." *Annual review of biomedical data science* 1 (2018): 181-205.
- [78]: Mehta, Nishita, Anil Pandit, and Sharvari Shukla. "Transforming healthcare with big data analytics and artificial intelligence: A systematic mapping study." *Journal of biomedical informatics* 100 (2019): 103311.
- [79]: Johnson, Kipp W., Jessica Torres Soto, Benjamin S. Glicksberg, Khader Shameer, Riccardo Miotto, Mohsin Ali, Euan Ashley, and Joel T. Dudley. "Artificial intelligence in cardiology." *Journal of the American College of Cardiology* 71, no. 23 (2018): 2668-2679.
- [80]: Harrer, Stefan, Pratik Shah, Bhavna Antony, and Jianying Hu. "Artificial intelligence for clinical trial design." *Trends in pharmacological sciences* 40, no. 8 (2019): 577-591.
- [81]: Maddox, Thomas M., John S. Rumsfeld, and Philip RO Payne. "Questions for artificial intelligence in health care." *Jama* 321, no. 1 (2019): 31-32.

- [82]: Jarrahi, Mohammad Hossein. "Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making." *Business Horizons* 61, no. 4 (2018): 577-586.
- [83]: Mathur, Piyush, and Michael L. Burns. "Artificial intelligence in critical care." *International anesthesiology clinics* 57, no. 2 (2019): 89-102.
- [84]: Gotham, Katherine, Andrew Pickles, and Catherine Lord. "Standardizing ADOS scores for a measure of severity in autism spectrum disorders." *Journal of autism and developmental disorders* 39, no. 5 (2009): 693-705.
- [85]: Suresh, Harini, Nathan Hunt, Alistair Johnson, Leo Anthony Celi, Peter Szolovits, and Marzyeh Ghassemi. "Clinical intervention prediction and understanding with deep neural networks." In *Machine Learning for Healthcare Conference*, pp. 322-337. PMLR, 2017.
- [86]: Chang, P., J. Grinband, B. D. Weinberg, M. Bardis, M. Khy, G. Cadena, M-Y. Su et al. "Deep-learning convolutional neural networks accurately classify genetic mutations in gliomas." *American Journal of Neuroradiology* 39, no. 7 (2018): 1201-1207.
- [87]: Sammani, Arjan, Mark Jansen, M. Linschoten, A. Bagheri, N. de Jonge, H. Kirkels, L. W. van Laake et al. "UNRAVEL: big data analytics research data platform to improve care of patients with cardiomyopathies using routine electronic health records and standardised biobanking." *Netherlands Heart Journal* 27, no. 9 (2019): 426-434.
- [88]: Xiao, Cao, Edward Choi, and Jimeng Sun. "Opportunities and challenges in developing deep learning models using electronic health records data: a systematic review." *Journal of the American Medical Informatics Association* 25, no. 10 (2018): 1419-1428.
- [89]: Cvach, Maria. "Monitor alarm fatigue: an integrative review." *Biomedical instrumentation & technology* 46, no. 4 (2012): 268-277.
- [90]: Lewandowska, Katarzyna, Magdalena Weisbrot, Aleksandra Cieloszyk, Wioletta Mędrzycka-Dąbrowska, Sabina Krupa, and Dorota Ozga. "Impact of alarm fatigue on the work of nurses in an intensive care environment—A systematic review." *International Journal of Environmental Research and Public Health* 17, no. 22 (2020): 8409.
- [91]: Fernandes, Chrystinne Oliveira. "Patient Monitoring and Caregivers Notification based on a Reasoning Model to avoid Alarm Fatigue." PhD diss., PUC-Rio, 2019.
- [92]: Maddox, Thomas M., John S. Rumsfeld, and Philip RO Payne. "Questions for artificial intelligence in health care." *Jama* 321, no. 1 (2019): 31-32.
- [93]: Singh, Rishi P., Grant L. Hom, Michael D. Abramoff, J. Peter Campbell, and Michael F. Chiang. "Current challenges and barriers to real-world artificial intelligence adoption for the healthcare system, provider, and the patient." *Translational Vision Science & Technology* 9, no. 2 (2020): 45-45.
- [94]: Cheng, Jerome Y., Jacob T. Abel, Ulysses GJ Balis, David S. McClintock, and Liron Pantanowitz. "Challenges in the development, deployment & regulation of artificial intelligence (AI) in anatomical pathology." *The American Journal of Pathology* (2020).
- [95]: Felmingham, Claire M., Nikki R. Adler, Zongyuan Ge, Rachael L. Morton, Monika Janda, and Victoria J. Mar. "The importance of incorporating human factors in the design and implementation of artificial intelligence for skin cancer diagnosis in the real world." *American journal of clinical dermatology* 22, no. 2 (2021): 233-242.
- [96]: D'Amore, John D., Chun Li, Laura McCrary, Jonathan M. Niloff, Dean F. Sittig, Allison B. McCoy, and Adam Wright. "Using clinical data standards to measure quality: a new approach." *Applied clinical informatics* 9, no. 02 (2018): 422-431.
- [97]: Blonde, Lawrence, Kamlesh Khunti, Stewart B. Harris, Casey Meizinger, and Neil S. Skolnik. "Interpretation and impact of real-world clinical data for the practicing clinician." *Advances in therapy* 35, no. 11 (2018): 1763-1774.
- [98]: Triantafillou, Peter. "Making electronic health records support quality management: A narrative review." *International journal of medical informatics* 104 (2017): 105-119.
- [99]: do Espírito Santo, Jacqueline Midlej, and Claudia Bauzer Medeiros. "Semantic interoperability of clinical data." In *International Conference on Data Integration in the Life Sciences*, pp. 29-37. Springer, Cham, 2017.
- [100]: Hribar, Michelle R., Sarah Read-Brown, Isaac H. Goldstein, Leah G. Reznick, Lorinna Lombardi, Mansi Parikh, Winston Chamberlain, and Michael F. Chiang. "Secondary use of electronic health record data for clinical workflow analysis." *Journal of the American Medical Informatics Association* 25, no. 1 (2018): 40-46.
- [101]: Kazdin, Alan E. *Research design in clinical psychology*. Cambridge University Press, 2021.
- [102]: Bongioni, Maria G., Haran Burri, Jean C. Deharo, Christoph Starck, Charles Kennergren, Laszlo Saghy, Archana Rao et al. "2018 EHRA expert consensus statement on lead extraction: recommendations on definitions, endpoints, research trial design, and data collection requirements for clinical scientific studies and registries: endorsed by APHRS/HRS/LAHS." *Ep Europace* 20, no. 7 (2018): 1217-1217.
- [103]: Boyle, Adrian, Gary Abel, Pramin Raut, Richard Austin, Vijayasankar Dhakshinamoorthy, Ravi Ayyamuthu, Iona Murdoch, and Joel Burton. "Comparison of the International Crowding Measure in Emergency Departments (ICMED) and the National Emergency Department Overcrowding Score (NEDOCS) to measure emergency department crowding: pilot study." *Emergency Medicine Journal* 33, no. 5 (2016): 307-312.
- [104]: Ortíz-Barrios, Miguel Angel, and Juan-José Alfaro-Saíz. "Methodological approaches to support process improvement in emergency departments: a systematic review." *International journal of environmental research and public health* 17, no. 8 (2020): 2664.
- [105]: Feng, Yen-Yi, I-Chin Wu, and Tzu-Li Chen. "Stochastic resource allocation in emergency departments with a multi-objective simulation optimization algorithm." *Health care management science* 20, no. 1 (2017): 55-75.

- [106]: Salway, R. J., R. Valenzuela, J. M. Shoenberger, W. K. Mallon, and A. Viccellio. "Emergency department (ED) overcrowding: evidence-based answers to frequently asked questions." *Revista Médica Clínica Las Condes* 28, no. 2 (2017): 213-219.
- [107]: Morley, Claire, Maria Unwin, Gregory M. Peterson, Jim Stankovich, and Leigh Kinsman. "Emergency department crowding: a systematic review of causes, consequences and solutions." *PloS one* 13, no. 8 (2018): e0203316.
- [108]: Wallingford Jr, Gregory, Nikita Joshi, Patrice Callagy, Jamie Stone, Ian Brown, and Sam Shen. "Introduction of a horizontal and vertical split flow model of emergency department patients as a response to overcrowding." *Journal of Emergency Nursing* 44, no. 4 (2018): 345-352.
- [109]: Rasouli, Hamid Reza, Ali Aliakbar Esfahani, Mohammad Nobakht, Mohsen Eskandari, Sardollah Mahmoodi, Hassan Goodarzi, and Mohsen Abbasi Farajzadeh. "Outcomes of crowding in emergency departments; a systematic review." *Archives of academic emergency medicine* 7, no. 1 (2019).
- [110]: Salmon, Andrew, Sebastian Rachuba, Simon Briscoe, and Martin Pitt. "A structured literature review of simulation modelling applied to Emergency Departments: Current patterns and emerging trends." *Operations research for health care* 19 (2018): 1-13.
- [111]: Improving Access to Emergency Care: Addressing System Issues. Robert Mosey
- [112]: Christian, Michael D. "Triage." *Critical care clinics* 35, no. 4 (2019): 575-589.
- [113]: Friebel, Rocco, Rebecca Fisher, Sarah R. Deeny, Tim Gardner, Aoife Molloy, and Adam Steventon. "The implications of high bed occupancy rates on readmission rates in England: a longitudinal study." *Health Policy* 123, no. 8 (2019): 765-772.
- [114]: Taramasco, Carla, Rodrigo Olivares, Roberto Munoz, Ricardo Soto, Matias Villar, and Victor Hugo C. de Albuquerque. "The patient bed assignment problem solved by autonomous bat algorithm." *Applied Soft Computing* 81 (2019): 105484.
- [115]: Dorgham, Khoulood, Issam Nouaouri, Hajer Ben-Romdhane, and Saoussen Krichen. "A hybrid simulated annealing approach for the patient bed assignment problem." *Procedia Computer Science* 159 (2019): 408-417.
- [116]: Schäfer, Fabian, Manuel Walther, Alexander Hübner, and Heinrich Kuhn. "Operational patient-bed assignment problem in large hospital settings including overflow and uncertainty management." *Flexible Services and Manufacturing Journal* 31, no. 4 (2019): 1012-1041.
- [117]: Young, John P. *A queuing theory approach to the control of hospital inpatient census*. University Microfilms, 1962.
- [118]: Virani, Salim S., Alvaro Alonso, Emelia J. Benjamin, Marcio S. Bittencourt, Clifton W. Callaway, April P. Carson, Alanna M. Chamberlain et al. "Heart disease and stroke statistics—2020 update: a report from the American Heart Association." *Circulation* 141, no. 9 (2020): e139-e596.
- [119]: Fetter, Robert B., and Jean L. Freeman. "Diagnosis related groups: product line management within hospitals." *Academy of management Review* 11, no. 1 (1986): 41-54.
- [120]: Roth, Aleda V., and Roland Van Dierdonck. "Hospital resource planning: concepts, feasibility, and framework." *Production and operations management* 4, no. 1 (1995): 2-29.
- [121]: Whybark, D. Clay, and J. Gregg Williams. "Material requirements planning under uncertainty." *Decision sciences* 7, no. 4 (1976): 595-606.
- [122]: Jacobs, F. Robert, and D. Clay Whybark. "A comparison of reorder point and material requirements planning inventory control logic." *Decision Sciences* 23, no. 2 (1992): 332-342.
- [123]: Smith-Daniels, Vicki L., Sharon B. Schweikhart, and Dwight E. Smith-Daniels. "Capacity management in health care services: Review and future research directions." *Decision Sciences* 19, no. 4 (1988): 889-919.
- [124]: Blake, John T., and Michael W. Carter. "Surgical process scheduling: a structured review." *Journal of the society for health systems* 5, no. 3 (1997): 17-30.
- [125]: Vissers, Jan MH. "Health care management modelling: a process perspective." *Health Care Management Science* 1, no. 2 (1998): 77-85.
- [126]: Ness, Roberta B., David E. Soper, Robert L. Holley, Jeffrey Peipert, Hugh Randall, Richard L. Sweet, Steven J. Sondheimer et al. "Effectiveness of inpatient and outpatient treatment strategies for women with pelvic inflammatory disease: results from the Pelvic Inflammatory Disease Evaluation and Clinical Health (PEACH) Randomized Trial." *American journal of obstetrics and gynecology* 186, no. 5 (2002): 929-937.
- [127]: Li, Shichao, Ning Zhang, Siyu Lin, Linghe Kong, Ajay Katangur, Muhammad Khurram Khan, Minming Ni, and Gang Zhu. "Joint admission control and resource allocation in edge computing for internet of things." *IEEE Network* 32, no. 1 (2018): 72-79.
- [128]: Han, Bin, Di Feng, and Hans D. Schotten. "A Markov model of slice admission control." *IEEE Networking Letters* 1, no. 1 (2018): 2-5.
- [129]: Galarraga, Jessica E., Bernard Black, Laura Pimentel, Arvind Venkat, John P. Sverha, William J. Frohna, Daniel L. Lemkin, and Jesse M. Pines. "The effects of global budgeting on emergency department admission rates in Maryland." *Annals of emergency medicine* 75, no. 3 (2020): 370-381.
- [130]: Schaik, L. A. W. F. J. "Assessing Operational Excellence and Decisive factors to support performances of Hospitals departments." Master's thesis, University of Twente, 2018.
- [131]: Kolesar, Peter. "A Markovian model for hospital admission scheduling." *Management Science* 16, no. 6 (1970): B-384.
- [132]: Slor, Chantal J., Jos FM de Jonghe, Ralph Vreeswijk, Erwin Groot, Tjeerd VD Ploeg, Willem A. Van Gool, Piet Eikelenboom, Marc Snoeck, Ben Schmand, and Kees J. Kalisvaart. "Anesthesia and postoperative delirium in older adults undergoing hip surgery." *Journal of the American Geriatrics Society* 59, no. 7 (2011): 1313-1319.

- [133]: Adan, I. J. B. F., and J. M. H. Vissers. "Patient mix optimisation in hospital admission planning: a case study." *International journal of operations & production management* (2002).
- [134]: Charnetski, John R. "Scheduling operating room surgical procedures with early and late completion penalty costs." *Journal of Operations Management* 5, no. 1 (1984): 91-102.
- [135]: Strum, David P., Jerrold H. May, and Luis G. Vargas. "Modeling the uncertainty of surgical procedure times: comparison of log-normal and normal models." *The Journal of the American Society of Anesthesiologists* 92, no. 4 (2000): 1160-1167.
- [136]: Sier, D., P. Tobin, and C. McGurk. "Scheduling surgical procedures." *Journal of the Operational Research Society* 48, no. 9 (1997): 884-891.
- [137]: Chaari, Tarek, Sondes Chaabane, Taicir Loukil, and Damien Trentesaux. "A genetic algorithm for robust hybrid flow shop scheduling." *International Journal of Computer Integrated Manufacturing* 24, no. 9 (2011): 821-833.
- [138]: Saadani, Nour El Houda, and Alain Guinet. "Heuristics for operating theatre scheduling: Following the patient." In *Supply Chain Forum: An International Journal*, vol. 13, no. 1, pp. 38-49. Taylor & Francis, 2012.
- [139]: Bowers, John, Bob Lyons, Gillian Mould, and Tom Symonds. "Modelling outpatient capacity for a diagnosis and treatment centre." *Health care management science* 8, no. 3 (2005): 205-211.
- [140]: Zhou, Hong, Yuncheng Feng, and Limin Han. "The hybrid heuristic genetic algorithm for job shop scheduling." *Computers & Industrial Engineering* 40, no. 3 (2001): 191-200.
- [141]: MARION, S. RAUNER, PAUL HARPER, and ARJAN SHAHANI. "ECONOMIC IMPACT OF OCCUPATIONAL ACCIDENTS: RESOURCE ALLOCATION FOR AUVA'S PREVENTION PROGRAMS."
- [142]: Stummer, Christian, Karl Doerner, Axel Focke, and Kurt Heidenberger. "Determining location and size of medical departments in a hospital network: A multiobjective decision support approach." *Health care management science* 7, no. 1 (2004): 63-71.
- [143]: Ridge, J. C., S. K. Jones, M. S. Nielsen, and A. K. Shahani. "Capacity planning for intensive care units." *European journal of operational research* 105, no. 2 (1998): 346-355.
- [144]: Cardoen, Brecht, Erik Demeulemeester, and Jeroen Beliën. "Operating room planning and scheduling: A literature review." *European journal of operational research* 201, no. 3 (2010): 921-932.
- [145]: Gorunescu, Florin, Sally I. McClean, and Peter H. Millard. "Using a queueing model to help plan bed allocation in a department of geriatric medicine." *Health care management science* 5, no. 4 (2002): 307-312.
- [146]: Kadri, Farid, Fouzi Harrou, Sondès Chaabane, and Christian Tahon. "Time series modelling and forecasting of emergency department overcrowding." *Journal of medical systems* 38, no. 9 (2014): 1-20.
- [147]: Littig, Steven J., and Mark W. Isken. "Short term hospital occupancy prediction." *Health care management science* 10, no. 1 (2007): 47-66.
- [148]: Varga, András. "Discrete event simulation system." In *Proc. of the European Simulation Multiconference (ESM'2001)*, pp. 1-7. 2001.
- [149]: Hamrock, Eric, Kerrie Paige, Jennifer Parks, James Scheulen, and Scott Levin. "Discrete event simulation for healthcare organizations: a tool for decision making." *Journal of Healthcare Management* 58, no. 2 (2013): 110-124.
- [150]: Duma, Davide, and Roberto Aringhieri. "The management of non-elective patients: shared vs. dedicated policies." *Omega* 83 (2019): 199-212.
- [151]: Hsu, Vernon Ning, Renato De Matta, and Chung-Yee Lee. "Scheduling patients in an ambulatory surgical center." *Naval Research Logistics (NRL)* 50, no. 3 (2003): 218-238.
- [152]: Chen, Yiyi, Zhou Yin, and Qiong Xie. "Suggestions to ameliorate the inequity in urban/rural allocation of healthcare resources in China." *International Journal for Equity in Health* 13, no. 1 (2014): 1-6.
- [153]: Haraden, Carol, and Roger Resar. "Patient flow in hospitals: understanding and controlling it better." *Frontiers of health services management* 20, no. 4 (2004): 3.
- [154]: Saghafian, Soroush, Garrett Austin, and Stephen J. Traub. "Operations research/management contributions to emergency department patient flow optimization: Review and research prospects." *IIE Transactions on Healthcare Systems Engineering* 5, no. 2 (2015): 101-123.
- [155]: Liu, Ming, and Jiang Liang. "Dynamic optimization model for allocating medical resources in epidemic controlling." *Journal of Industrial Engineering and Management (JIEM)* 6, no. 1 (2013): 73-88.
- [156]: Apornak, Arash, Sadigh Raissi, Abbas Keramati, and Kaveh Khalili-Damghani. "Human resources optimization in hospital emergency using the genetic algorithm approach." *International Journal of Healthcare Management* (2020): 1-8.
- [157]: Rezaeiahari, Mandana, and Mohammad T. Khasawneh. "An optimization model for scheduling patients in destination medical centers." *Operations Research for Health Care* 15 (2017): 68-81.
- [158]: Conforti, Domenico, Francesca Guerriero, and Rosita Guido. "Optimization models for radiotherapy patient scheduling." *4OR* 6, no. 3 (2008): 263-278.
- [159]: Kim, Young-Ju, and Jee-Hye Yoo. "The utilization of debriefing for simulation in healthcare: A literature review." *Nurse education in practice* 43 (2020): 102698.
- [160]: Fetter, Robert B., and John D. Thompson. "Patients' waiting time and doctors' idle time in the outpatient setting." *Health services research* 1, no. 1 (1966): 66.
- [161]: Fetter, Robert B., and John D. Thompson. "The simulation of hospital systems." *Operations research* 13, no. 5 (1965): 689-711.
- [162]: Jun, J. Brian, Sheldon H. Jacobson, and James R. Swisher. "Application of discrete-event simulation in health care clinics: A survey." *Journal of the operational research society* 50, no. 2 (1999): 109-123.

- [163]: Jin, Xianfei, Appa Iyer Sivakumar, and Sing Yong Lim. "A simulation based analysis on reducing patient waiting time for consultation in an outpatient eye clinic." In *2013 Winter Simulations Conference (WSC)*, pp. 2192-2203. IEEE, 2013.
- [164]: Rising, Edward J., Robert Baron, and Barry Averill. "A systems analysis of a university-health-service outpatient clinic." *Operations Research* 21, no. 5 (1973): 1030-1047.
- [165]: Evans, Gerald W., Edward Unger, and Tesham B. Gor. "A simulation model for evaluating personnel schedules in a hospital emergency department." In *Proceedings Winter Simulation Conference*, pp. 1205-1209. IEEE, 1996.
- [166]: Avis, Mark, Meg Bond, and Antony Arthur. "Questioning patient satisfaction: an empirical investigation in two outpatient clinics." *Social Science & Medicine* 44, no. 1 (1997): 85-92.
- [167]: Kolker, Alexander. "Process modeling of ICU patient flow: effect of daily load leveling of elective surgeries on ICU diversion." *Journal of medical systems* 33, no. 1 (2009): 27-40.
- [168]: Chand, Suresh, Herbert Moskowitz, John B. Norris, Steve Shade, and Deanna R. Willis. "Improving patient flow at an outpatient clinic: study of sources of variability and improvement factors." *Health care management science* 12, no. 3 (2009): 325-340.
- [169]: Yaduvanshi, Deepak, Ashu Sharma, and PrafulVijay More. "Application of queuing theory to optimize waiting-time in hospital operations." *Operations and Supply Chain Management: An International Journal* 12, no. 3 (2019): 165-174.
- [170]: Sundarapandian, Vaidyanathan. *Probability, statistics and queuing theory*. PHI Learning Pvt. Ltd., 2009.
- [171]: Kalashnikov, Vladimir V. *Mathematical methods in queuing theory*. Vol. 271. Springer Science & Business Media, 2013.
- [172]: Nosek Jr, Ronald Anthony, and James P. Wilson. "Queuing theory and customer satisfaction: a Review of terminology, trends, and applications to pharmacy practice." *Hospital pharmacy* 36, no. 3 (2001): 275-279.
- [173]: Giambene, Giovanni. *Queuing theory and telecommunications*. Vol. 585. Springer, 2014.
- [174]: Ameh, Nkeiruka, Bauth Sabo, and M. O. Oyefabi. "Application of queuing theory to patient satisfaction at a tertiary hospital in Nigeria." *Nigerian medical journal: journal of the Nigerian Medical Association* 54, no. 1 (2013): 64.
- [175]: Turner, John C. "Explaining the nature of power: A three-process theory." *European journal of social psychology* 35, no. 1 (2005): 1-22.
- [176]: Fomundam, Samuel, and Jeffrey W. Herrmann. "A survey of queuing theory applications in healthcare." (2007).
- [177]: Gagniuc, Paul A. *Markov chains: from theory to implementation and experimentation*. John Wiley & Sons, 2017.
- [178]: Gupta, Diwakar. "Queuing models for healthcare operations." In *Handbook of Healthcare Operations Management*, pp. 19-44. Springer, New York, NY, 2013.
- [179]: Takagi, Hideaki, Kazuo Misue, and Yuta Kanai. "Queuing network model and visualization for the patient flow in the obstetric unit of the University of Tsukuba Hospital." In *2014 Annual SRII Global Conference*, pp. 147-156. IEEE, 2014.
- [180]: Singh, Navjot, and D. R. Prajapati. "Statistical Analysis of Studies on Healthcare Sectors Using Queuing Theory." *International Journal of Management, IT and Engineering* 8, no. 7 (2018): 124-146.
- [181]: Smulian, John C., Ana-Liza Pascual, Helai Hesham, Emma Qureshey, M. Bijoy Thomas, Amy M. Depuy, Amanda B. Flicker, and William E. Scorza. "Invasive placental disease: the impact of a multi-disciplinary team approach to management." *The Journal of Maternal-Fetal & Neonatal Medicine* 30, no. 12 (2017): 1423-1427.
- [182]: Garg, Lalit, Sally McClean, Brian Meenan, and Peter Millard. "A non-homogeneous discrete time Markov model for admission scheduling and resource planning in a cost or capacity constrained healthcare system." *Health care management science* 13, no. 2 (2010): 155-169.
- [183]: U.S. Department of Health and Human Services • Centers for Disease Control and Prevention • National Center for Health Statistics. https://ftp.cdc.gov/pub/Health_Statistics/NCHS/NHIS/SHS/2018_SHS_Table_P-10.pdf
- [184]: Hilberman, Mark. "The evolution of intensive care units." *Critical care medicine* 3, no. 4 (1975): 159-165.
- [185]: 2017 Annual Report - Center for Global Health (CGH) <https://www.cdc.gov/globalhealth/resources/reports>
- [186]: Vartanian, Thomas P. *Secondary data analysis*. Oxford University Press, 2010.
- [187]: Moody GB, Mark RG. The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database. *IEEE Eng in Med and Biol* 20(3):45-50 (May-June 2001). (PMID: 11446209)
- [188]: Goldberger, A., Amaral, L., Glass, L., Hausdorff, J., Ivanov, P. C., Mark, R., ... & Stanley, H. E. (2000). PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a new research resource for complex physiologic signals. *Circulation* [Online]. 101 (23), pp. e215–e220.
- [189]: Baim DS, Colucci WS, Monrad ES, Smith HS, Wright RF, Lanoue A, Gauthier DF, Ransil BJ, Grossman W, Braunwald E. Survival of patients with severe congestive heart failure treated with oral milrinone. *J American College of Cardiology* 1986 Mar; 7(3):661-670.
- [190]: Hospital Episode Statistics (HES) - NHS Digital
<https://digital.nhs.uk/data-and-information/data-tools-and-services/data-services/hospital-episode-statistics>
- [191]: Johnson, A., Pollard, T., Shen, L. *et al*. MIMIC-III, a freely accessible critical care database. *Sci Data* 3, 160035 (2016).
<https://doi.org/10.1038/sdata.2016.35>.
- [192]: Hospital Episode Statistics Data Dictionary - NHS Digital
<https://digital.nhs.uk/data-and-information/data-tools-and-services/data-services/hospital-episode-statistics/hospital-episode-statistics-data-dictionary>
- [193]: Classification of Diseases (ICD)
<https://www.who.int/standards/classifications/classification-of-diseases>
- [194]: Chisholm, John. "The Read clinical classification." *BMJ: British Medical Journal* 300, no. 6732 (1990): 1092.

- [195]: Roberts, Luke, Solomon Araromi, and Oliver Peatman. "Clinical coding-an insight into healthcare data." *The British Student Doctor Journal* 2, no. 2 (2018): 36-43.
- [196] The top 10 causes of death. World Health Organization (WHO). Accessed at: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/the-top-10-causes-of-death>.
- [197] Nowbar, A. N., Gitto, M., Howard, J. P., Francis, D. P., & Al-Lamee, R. (2019). Mortality from Ischemic Heart Disease. *Circulation: Cardiovascular Quality and Outcomes*, 12(6). doi:10.1161/circoutcomes.118.005375.
- [198] Centers for Disease Control and Prevention, National Center for Health Statistics. Multiple Cause of Death, 1999-2017. Accessed at <http://wonder.cdc.gov/mcd-icd10.html>.
- [199] Benjamin EJ, Blaha MJ, Chiuve SE, Cushman M, Das SR, Deo R, et al. Heart Disease and Stroke Statistics—2017 Update: A Report from the American Heart Association. *Circulation*. 2017; 135:e1–e458. DOI: 10.1161/CIR.0000000000000485.
- [200] Richig, J. W., & Sleeper, M. M. (2014). Principles of Electrocardiography. *Electrocardiography of Laboratory Animals*, 9–17. doi:10.1016/b978-0-12-415936-5.00002-5.
- [201] Li H, Liang H, Miao C, Cao L, Feng X, Tang C, Li E. Novel ECG signal classification based on KICA nonlinear feature extraction. *Circuits, Systems, and Signal Processing*. 2016 Apr 1; 35(4):1187-97.
- [202] Übeyli ED, Combining recurrent neural networks with eigenvector methods for classification of ECG beats, *Digital Signal Process* 19(2):320–329, 2009.
- [203] Übeyli ED, Usage of eigenvector methods in implementation of automated diagnostic systems for ECG beats, *Digital Signal Process* 18(1):33–48, 2008.
- [204] Li, T., & Zhou, M. (2016). ECG Classification Using Wavelet Packet Entropy and Random Forests. *Entropy*, 18(8), 285. Doi: 10.3390/e18080285.
- [205] Mishra AK, Raghav S, Local fractal dimension based ECG arrhythmia classification, *Biomed Signal Process Control* 5(2):114–123, 2010.
- [206] Khorrami, H., & Moavenian, M. (2010). A comparative study of DWT, CWT and DCT transformations in ECG arrhythmias classification. *Expert Systems with Applications*, 37(8), 5751–5757. doi:10.1016/j.eswa.2010.02.033.
- [207] Yılmaz, B., Asyali, M. H., Arıkan, E., Yetkin, S., & Özgen, F. (2010). Sleep stage and obstructive apneic epoch classification using single-lead ECG. *BioMedical Engineering OnLine*, 9(1), 39. Doi: 10.1186/1475-925x-9-39.
- [208] Qibin Zhao, & Liqing Zhang. (n.d.). ECG Feature Extraction and Classification Using Wavelet Transform and Support Vector Machines. 2005 International Conference on Neural Networks and Brain. doi:10.1109/icnmb.2005.1614807.
- [209] Desai, U., Martis, R. J., Nayak, C. G., Sarika K., & Seshikala, G. (2015). Machine intelligent diagnosis of ECG for arrhythmia classification using DWT, ICA and SVM techniques. 2015 Annual IEEE India Conference (INDICON). doi:10.1109/indicon.2015.7443220.
- [210] Das, M. K., & Ari, S. (2013). ECG arrhythmia recognition using artificial neural network with S-transform based effective features. 2013 Annual IEEE India Conference (INDICON). doi:10.1109/indcon.2013.6726153.
- [211] Khalighi, S., Sousa, T., Pires, G., & Nunes, U. (2013). Automatic sleep staging: A computer assisted approach for optimal combination of features and polysomnographic channels. *Expert Systems with Applications*, 40(17), 7046–7059. doi:10.1016/j.eswa.2013.06.023.
- [212] C. Garcia, G. Zikos, and G. Tziritas, "A wavelet-based framework for face recognition," in *Workshop on Advances in Facial Image Analysis and Recognition Technology*, 5 th European Conference on Computer Vision, pp. 84–92, Publications, (1998).
- [213] C. C. LIU, D. Q. Dai, and H. Yan, "Local Discriminant Wavelet Packet Coordinates for Face Recognition," *Journal of Machine learning Research*, pp. 1165–1195, May (2007).
- [214]: Pongponso, Suranai, and Xiao-Hua Yu. "An adaptive filtering approach for electrocardiogram (ECG) signal noise reduction using neural networks." *Neurocomputing* 117 (2013): 206-213.
- [215]: Weng, Binwei, Manuel Blanco-Velasco, and Kenneth E. Barner. "ECG denoising based on the empirical mode decomposition." In *2006 International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 1-4. IEEE, 2006.
- [216]: Chatterjee, Shubhojeet, Rini Smita Thakur, Ram Narayan Yadav, Lalita Gupta, and Deepak Kumar Raghuvanshi. "Review of noise removal techniques in ECG signals." *IET Signal Processing* 14, no. 9 (2020): 569-590.
- [217]: Nurmaini, Siti, Annisa Darmawahyuni, Akhmad Noviar Sakti Mukti, Muhammad Naufal Rachmatullah, Firdaus Firdaus, and Bambang Tutuko. "Deep learning-based stacked denoising and autoencoder for ECG heartbeat classification." *Electronics* 9, no. 1 (2020): 135.
- [218]: Mohammady, Somayeh, ed. *Wavelet Theory*. BoD–Books on Demand, 2021.
- [219]: Tabaa, Mohamed. "A novel transceiver architecture based on wavelet packet modulation for UWB-IR WSN applications." *Wireless Sensor Network* 8, no. 09 (2016): 191.
- [220]: Allstot, Emily G., Andrew Y. Chen, Anna MR Dixon, Daibashish Gangopadhyay, and David J. Allstot. "Compressive sampling of ECG bio-signals: Quantization noise and sparsity considerations." In *2010 Biomedical Circuits and Systems Conference (BioCAS)*, pp. 41-44. IEEE, 2010.
- [221]: Grossi, Giuliano, Raffaella Lanzarotti, and Jianyi Lin. "High-rate compression of ECG signals by an accuracy-driven sparsity model relying on natural basis." *Digital Signal Processing* 45 (2015): 96-106.

- [222]: Shamsollahi, Mohammad Bagher. "ECG denoising and compression using a modified extended Kalman filter structure." *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 55, no. 9 (2008): 2240-2248.
- [223]: Stano, Pawe, Zsófia Lendek, Jelmer Braaksma, Robert Babuška, Cees de Keizer, and J. Arnold. "Parametric Bayesian filters for nonlinear stochastic dynamical systems: A survey." *IEEE transactions on cybernetics* 43, no. 6 (2013): 1607-1624.
- [224]: Labbe, Roger. "Kalman and bayesian filters in python." *Chap 7*, no. 246 (2014): 4.
- [225]: Pongponnari, Suranai, and Xiao-Hua Yu. "An adaptive filtering approach for electrocardiogram (ECG) signal noise reduction using neural networks." *Neurocomputing* 117 (2013): 206-213.
- [226]: Laguna, Pablo, Raimon Jane, and Pere Caminal. "Adaptive filtering of ECG baseline wander." In *1992 14th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, vol. 2, pp. 508-509. IEEE, 1992.
- [227]: Sharma, Tanushree, and Kamallesh Kumar Sharma. "QRS complex detection in ECG signals using locally adaptive weighted total variation denoising." *Computers in biology and medicine* 87 (2017): 187-199.
- [228]: Vargas, Regis Nunes, and Antônio Cláudio Paschoarelli Veiga. "Electrocardiogram signal denoising by a new noise variation estimate." *Research on Biomedical Engineering* 36, no. 1 (2020): 13-20.
- [229]: Yadav, Rakesh, and Sujeet Mishra. "Review on ECG Signal Denoising Based on Statistical and Transformed Domain Techniques." *Journal of Computer and Mathematical Sciences* 8, no. 7 (2017): 303-8.
- [230]: Castells, Francisco, Pablo Laguna, Leif Sörnmo, Andreas Bollmann, and José Millet Roig. "Principal component analysis in ECG signal processing." *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing* 2007 (2007): 1-21.
- [231]: Kuzilek, Jakub, Vaclav Kremen, Filip Soucek, and Lenka Lhotska. "Independent component analysis and decision trees for ECG holter recording de-noising." *PLoS One* 9, no. 6 (2014): e98450.
- [232]: Blanco-Velasco, Manuel, Binwei Weng, and Kenneth E. Barner. "ECG signal denoising and baseline wander correction based on the empirical mode decomposition." *Computers in biology and medicine* 38, no. 1 (2008): 1-13.
- [233]: Jha, Sonali, Omkar Singh, and Ramesh Kumar Sunkaria. "Modified approach for ECG signal denoising based on empirical mode decomposition and moving average filter." *International Journal of Medical Engineering and Informatics* 6, no. 2 (2014): 165-188.
- [234]: Zheng, Jinde, and Haiyang Pan. "Mean-optimized mode decomposition: An improved EMD approach for non-stationary signal processing." *ISA transactions* 106 (2020): 392-401.
- [235]: Chacko, Anil. "A study on enhancement techniques for electrocardiogram signals." PhD diss., 2012.
- [236]: Vargas, Regis Nunes, and Antônio Cláudio Paschoarelli Veiga. "Electrocardiogram signal denoising by clustering and soft thresholding." *IET Signal Processing* 12, no. 9 (2018): 1165-1171.
- [237]: Smith, Christopher B., Sos Agaian, and David Akopian. "A wavelet-denoising approach using polynomial threshold operators." *IEEE Signal Processing Letters* 15 (2008): 906-909.
- [238]: Tulsani, Hemant, and Rashmi Gupta. "1-D signal denoising using wavelets based optimization of polynomial threshold function." In *Proceedings of 3rd International Conference on Reliability, Infocom Technologies and Optimization*, pp. 1-5. IEEE, 2014.
- [239]: Fawzi, Alhussein, Mike Davies, and Pascal Frossard. "Dictionary learning for fast classification based on soft-thresholding." *International Journal of Computer Vision* 114, no. 2 (2015): 306-321.
- [240]: Bao, Paul, and Lei Zhang. "Noise reduction for magnetic resonance images via adaptive multiscale products thresholding." *IEEE transactions on medical imaging* 22, no. 9 (2003): 1089-1099.
- [241]: Mallat, Stéphane G., and Zhifeng Zhang. "Matching pursuits with time-frequency dictionaries." *IEEE Transactions on signal processing* 41, no. 12 (1993): 3397-3415.
- [242]: Shensa, Mark J. "The discrete wavelet transform: wedding the a trous and Mallat algorithms." *IEEE Transactions on signal processing* 40, no. 10 (1992): 2464-2482.
- [243]: Xiong, Peng, Hongrui Wang, Ming Liu, Suiping Zhou, Zengguang Hou, and Xiuling Liu. "ECG signal enhancement based on improved denoising auto-encoder." *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 52 (2016): 194-202.
- [244]: Singh, Brij N., and Arvind K. Tiwari. "Optimal selection of wavelet basis function applied to ECG signal denoising." *Digital signal processing* 16, no. 3 (2006): 275-287.
- [245]: Li, Fucui, Guang Meng, Kazuro Kageyama, Zhongqing Su, and Lin Ye. "Optimal mother wavelet selection for lamb wave analyses." *Journal of intelligent material systems and structures* 20, no. 10 (2009): 1147-1161.
- [246]: Guyon, Isabelle, Steve Gunn, Masoud Nikraves, and Lofti A. Zadeh, eds. *Feature extraction: foundations and applications*. Vol. 207. Springer, 2008.
- [247]: Guyon, Isabelle, and André Elisseeff. "An introduction to feature extraction." In *Feature extraction*, pp. 1-25. Springer, Berlin, Heidelberg, 2006.
- [248]: Khalid, Samina, Tehmina Khalil, and Shamila Nasreen. "A survey of feature selection and feature extraction techniques in machine learning." In *2014 science and information conference*, pp. 372-378. IEEE, 2014.
- [249]: Queiroz, J. A., Junior, A., Lucena, F., & Barros, A. K. (2018). Diagnostic decision support systems for atrial fibrillation based on a novel electrocardiogram approach. *Journal of Electrocardiology*, 51(2), 252–259. doi:10.1016/j.jelectrocard.2017.10.014.
- [250]: Xu, S. S., Mak, M.-W., & Cheung, C.-C. (2018). Towards End-to-End ECG Classification with Raw Signal Extraction and Deep Neural Networks. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 1–1. doi:10.1109/jbhi.2018.2871510.
- [251]: Sannino, G., & De Pietro, G. (2018). A deep learning approach for ECG-based heartbeat classification for arrhythmia detection. *Future Generation Computer Systems*, 86, 446–455. doi:10.1016/j.future.2018.03.057

- [252]: Yildirim, Ö., Pławiak, P., Tan, R.-S., & Acharya, U. R. (2018). Arrhythmia detection using deep convolutional neural network with long duration ECG signals. *Computers in Biology and Medicine*. doi:10.1016/j.combiomed.2018.09.009.
- [253]: Tuncer, T., Dogan, S., Pławiak, P., & Rajendra Acharya, U. (2019). Automated arrhythmia detection using novel hexadecimal local pattern and multilevel wavelet transform with ECG signals. *Knowledge-Based Systems*, 104923. doi:10.1016/j.knsys.2019.104923.
- [254]: Celin, S., Vasanth, K. (2018). Detection and Classification of R-Peak Using Naïve Bayes Classifier. *International journal of engineering and technology*. 7 (3.27) (2018) 397-403.
- [255]: Vishwanath, B., Pujeri, R. V., & Devanagavi, G. (2019). Probabilistic principal component analysis-based dimensionality reduction and optimization for arrhythmia classification using ECG signals. *Bio-Algorithms and Med-Systems*, 0(0). doi:10.1515/bams-2018-0037.
- [256]: Rai, H. M., & Chatterjee, K. (2018). A unique feature extraction using MRDWT for automatic classification of abnormal heartbeat from ECG big data with Multilayered Probabilistic Neural Network classifier. *Applied Soft Computing*. doi:10.1016/j.asoc.2018.04.005.
- [257]: Alickovic, E., & Subasi, A. (2014). Effect of Multiscale PCA De-noising in ECG Beat Classification for Diagnosis of Cardiovascular Diseases. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 34(2), 513–533. doi:10.1007/s00034-014-9864-8.
- [258]: Yeh, Y.-C., Wang, W.-J., & Chiou, C. W. (2010). A novel fuzzy c-means method for classifying heartbeat cases from ECG signals. *Measurement*, 43(10), 1542–1555. doi:10.1016/j.measurement.2010.08.019.
- [259]: Patidar, S., Pachori, R. B., & Rajendra Acharya, U. (2015). Automated diagnosis of coronary artery disease using tunable-Q wavelet transform applied on heart rate signals. *Knowledge-Based Systems*, 82. doi:10.1016/j.knsys.2015.02.011.
- [260]: Davari Dolatabadi, A., Khadem, S. E. Z., & Asl, B. M. (2017). Automated diagnosis of coronary artery disease (CAD) patients using optimized SVM. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 138, 117–126. doi:10.1016/j.cmpb.2016.10.011.
- [261]: Sudarshan VK et al (2017) Automated diagnosis of congestive heart failure using dual tree complex wavelet transform and statistical features extracted from 2 s of ECG signals. *Comput Biol Med* 83(January):48–58.
- [262]: Oh, S. L., Ng, E. Y. K., Tan, R. S., & Acharya, U. R. (2018). Automated diagnosis of arrhythmia using combination of CNN and LSTM techniques with variable length heart beats. *Computers in Biology and Medicine*. doi:10.1016/j.combiomed.2018.06.002
- [263]: O’Gara, P. T., Kushner, F. G., Ascheim, D. D., Casey, D. E., Chung, M. K., de Lemos, J. A., ... Zhao, D. X. (2013). 2013 ACCF/AHA Guideline for the Management of ST-Elevation Myocardial Infarction. *Journal of the American College of Cardiology*, 61(4), e78–e140. doi: 10.1016/j.jacc.2012.11.019.
- [264]: Regional Committee for Europe Sixty-second session European Action Plan for Strengthening Public Health Capacities and Services Regional Committee for Europe European Action Plan for Strengthening Public Health Capacities and Services. http://www.euro.who.int/__data/assets/pdf_file/0005/171770/RC62wd12rev1-Eng.pdf Accessed: 2020-03-10
- [265]: Trends in Health Financing and the Private Health Sector in the Middle East and North Africa. <https://www.shopsplusproject.org/>. Accessed: 2020-03-10
- [266]: Hospital waiting times at worst-ever level - BBC News. <https://www.bbc.com/news/health-50397856>. Accessed: 2020-03-11
- [267]: Summary Hospital-level Mortality Indicator (SHMI) - Deaths associated with hospitalization, England, October 2018 - September 2019 - NHS Digital. <https://www.england.nhs.uk> Accessed: 2020-03-11.
- [268]: Woodworth, L., & Holmes, J. F. (2019). JUST A MINUTE: THE EFFECT OF EMERGENCY DEPARTMENT WAIT TIME ON THE COST OF CARE. *Economic Inquiry*. doi:10.1111/ecin.12849
- [269]: Centers for Disease Control and Prevention- National Center for Health Statistics. Mortality in the United States, 2018.
- [270]: Australian Institute of Health and Welfare 2019. Deaths in Australia. Cat. no. PHE 229. Canberra: AIHW. Viewed 13 March 2020, <https://www.aihw.gov.au/reports/life-expectancy-death/deaths-in-australia>.
- [271]: Barua, Bacchus, Moir, Mackenzie. *Waiting Your Turn: Wait Times for Health Care in Canada, 2019 Report*. <https://www.fraserinstitute.org/sites/default/files/waiting-your-turn-2019-rev17dec.pdf>. Accessed: 2020-03-12
- [272]: World Population Prospects - Population Division - United Nations. <https://population.un.org/wpp/DataQuery/>. Accessed: 2020-03-12.
- [273]: Guttman, A., Schull, M. J., Vermeulen, M. J., & Stukel, T. A. (2011). Association between waiting times and short term mortality and hospital admission after departure from emergency department: population based cohort study from Ontario, Canada. *BMJ*, 342(jun01 1), d2983–d2983. doi:10.1136/bmj.d2983.
- [274]: Blanchard, I. E., Doig, C. J., Hagel, B. E., Anton, A. R., Zygun, D. A., Kortbeek, J. B., ... Innes, G. D. (2012). Emergency Medical Services Response Time and Mortality in an Urban Setting. *Prehospital Emergency Care*, 16(1), 142–151. doi:10.3109/10903127.2011.614046.
- [275]: Martinez, D. A., Zhang, H., Bastias, M., Feijoo, F., Hinson, J., Martinez, R., ... Prieto, D. (2019). Prolonged wait time is associated with increased mortality for Chilean waiting list patients with non-prioritized conditions. *BMC Public Health*, 19(1). doi:10.1186/s12889-019-6526-6
- [276]: Kaboli, P. J., Go, J. T., Hockenberry, J., Glasgow, J. M., Johnson, S. R., Rosenthal, G. E., ... Vaughan-Sarrazin, M. (2012). *Associations Between Reduced Hospital Length of Stay and 30-Day Readmission Rate and Mortality: 14-Year Experience in 129 Veterans Affairs Hospitals*. *Annals of Internal Medicine*, 157(12), 837. doi:10.7326/0003-4819-157-12-201212180-00003.

- [277]: Chopra, I., Wilkins, T. L., & Sambamoorthi, U. (2015). Hospital length of stay and all-cause 30-day readmissions among high-risk medicaid beneficiaries. *Journal of Hospital Medicine*, 11(4), 283–288. doi:10.1002/jhm.2526.
- [278]: Moffat, Keith, and Stewart W. Mercer. "Challenges of managing people with multimorbidity in today's healthcare systems." *BMC family practice* 16, no. 1 (2015): 1-3.
- [279]: Qi, Jun, Po Yang, Geyong Min, Oliver Amft, Feng Dong, and Lida Xu. "Advanced internet of things for personalised healthcare systems: A survey." *Pervasive and Mobile Computing* 41 (2017): 132-149.
- [280]: Haseltine, William A. *Affordable excellence: the Singapore healthcare story: how to create and manage sustainable healthcare systems*. Brookings Institution Press, 2013.
- [281]: Dyrbye, Lotte N., Tait D. Shanafelt, Christine A. Sinsky, Pamela F. Cipriano, Jay Bhatt, Alexander Ommaya, Colin P. West, and David Meyers. "Burnout among health care professionals: a call to explore and address this underrecognized threat to safe, high-quality care." *NAM perspectives* (2017).
- [282]: Montgomery, A., E. Panagopoulou, A. Esmail, T. Richards, and C. Maslach. "Burnout in healthcare: the case for organisational change." *Bmj* 366 (2019).
- [283]: Khanna, Sankalp, David Sier, Justin Boyle, and Kathryn Zeitz. "Discharge timeliness and its impact on hospital crowding and emergency department flow performance." *Emergency Medicine Australasia* 28, no. 2 (2016): 164-170.
- [284]: Gholami, Roya, Dolores Añón Higón, and Ali Emrouznejad. "Hospital performance: Efficiency or quality? Can we have both with IT?." *Expert Systems with Applications* 42, no. 12 (2015): 5390-5400.
- [285]: Davis, Peter, Barry Milne, Karl Parker, Phil Hider, Roy Lay-Yee, Jackie Cumming, and Patrick Graham. "Efficiency, effectiveness, equity (E3). Evaluating hospital performance in three dimensions." *Health Policy* 112, no. 1-2 (2013): 19-27.
- [286]: O'Brien, Cara, Benjamin A. Goldstein, Yueqi Shen, Matthew Phelan, Curtis Lambert, Armando D. Bedoya, and Rebecca C. Steorts. "Development, implementation, and evaluation of an in-hospital optimized early warning score for patient deterioration." *MDM policy & practice* 5, no. 1 (2020): 2381468319899663.
- [287]: Anselmi, L., Meacock, R., Kristensen, S. R., Doran, T., & Sutton, M. (2016). Arrival by ambulance explains variation in mortality by time of admission: retrospective study of admissions to hospital following emergency department attendance in England. *BMJ Quality & Safety*, 26(8), 613–621. doi:10.1136/bmjqs-2016-005680.
- [288]: Möller, A., Hunter, L., Kurland, L., Lahri, S., & van Hoving, D. J. (2018). The association between hospital arrival time, transport method, prehospital time intervals, and in-hospital mortality in trauma patients presenting to Khayelitsha Hospital, Cape Town. *African Journal of Emergency Medicine*. doi:10.1016/j.afjem.2018.01.001.
- [289]: Overview of U.S. Hospital Stays in 2016: Variation by Geographic Region #246. <https://www.hcup-us.ahrq.gov/reports/statbriefs/sb246-Geographic-Variation-Hospital-Stays.jsp>. Accessed: 2020-02-21.
- [290]: Five Steps of Emergency Care | St. Mary's Regional Medical Center. <https://www.stmarysregional.com/services/emergency-services/emergency-care-what-to-expect>. Accessed: 2020-02-21.
- [291]: Bahadori, M., Teymourzadeh, E., Ravangard, R., Nasiri, A., Raadabadi, M., & Alimohammadzadeh, K. (2016). Factors contributing towards patient's choice of a hospital clinic from the patients' and managers' perspective. *Electronic Physician*, 8(5), 2378–2387. doi:10.19082/2378.
- [292]: Rodríguez-Carvajal M, Mora D, Doblas A, et al: Impact of the premature discharge on hospital mortality after a stay in an intensive care unit. *Med Intensiva* 2011; 35:143–149.
- [293]: Task Force of the American College of Critical Care Medicine, Society of Critical Care Medicine: Guidelines for intensive care unit admission, discharge, and triage. *Crit Care Med* 1999; 27:633–638.
- [294]: Heidegger CP, Treggiari MM, Romand JA, et al: A nationwide survey of intensive care unit discharge practices. *Intensive Care Med* 2005; 31:1676–1682.
- [295]: Eldabi T, Paul TJ, Young T: Simulation modelling in healthcare: Reviewing legacies and investigating futures. *J Operat Res Soc* 2007; 58:262–270.
- [296]: Jun JB, Jacobson S, Swisher J: Application of discrete-event simulation in health care clinics: A survey. *Journal of the Operational Research Society* 1999; 50:109–123.
- [297]: Metcalfe MA, Sloggett A, McPherson K: Mortality among appropriately referred patients refused admission to intensive-care units. *Lancet* 1997; 350:7–11 1997; 350:7–11.
- [298]: Kim SC, Horowitz I, Young K, et al: Flexible bed allocation and performance in the intensive care unit. *J Operat Manage* 2000; 18:427–443.
- [299]: Cahill W, Render M: Dynamic simulation modeling of ICU bed availability. Farrington PA, Nembhard HB, Sturrock T, Evans GW (Eds). In: *Proceedings of the 1999 Winter Simulation Conference*. 1999: 1573–1576.
- [300]: Sinuff T, Kahn moui K, Cook DJ, et al: Rationing critical care beds: A systematic review. *Crit Care Med* 2004; 32:1588–1597.
- [301]: Marshall, Deborah A., Lina Burgos-Liz, Maarten J. IJzerman, William Crown, William V. Padula, Peter K. Wong, Kalyan S. Pasupathy, Mitchell K. Higashi, and Nathaniel D. Osgood. "Selecting a dynamic simulation modeling method for health care delivery research—Part 2: Report of the ISPOR Dynamic Simulation Modeling Emerging Good Practices Task Force." *Value in health* 18, no. 2 (2015): 147-160.
- [302]: Zhou, Jiani, Jiacun Wang, and Jun Wang. "A simulation engine for stochastic timed Petri nets and application to emergency healthcare systems." *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica* 6, no. 4 (2019): 969-980.
- [303]: We ng, Terry, Julie Eatock, Mohsen Jahangirian, Aisha Naseer, and Richard Lilford. "Three critical challenges for modeling and simulation in healthcare." In *Proceedings of the 2009 Winter Simulation Conference (WSC)*, pp. 1823-1830. IEEE, 2009.

- [304]: Chan, Wai Kin Victor, ed. *Theory and applications of Monte Carlo simulations*. BoD–Books on Demand, 2013.
- [305]: Jacobson, Sheldon H., Shane N. Hall, and James R. Swisher. "Discrete-event simulation of health care systems." In *Patient flow: Reducing delay in healthcare delivery*, pp. 211-252. Springer, Boston, MA, 2006.
- [306]: Hamrock, Eric, Kerrie Paige, Jennifer Parks, James Scheulen, and Scott Levin. "Discrete event simulation for healthcare organizations: a tool for decision making." *Journal of Healthcare Management* 58, no. 2 (2013): 110-124.
- [307]: Cohon, J. L., & Marks, D. H. (1975). *A review and evaluation of multiobjective programming techniques*. *Water Resources Research*, 11(2), 208–220. doi:10.1029/wr011i002p00208.
- [308]: Zitzler E, Deb K, Thiele L. Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: Empirical results. *Evolutionary Computation*. 2000;8(2):173–95. pmid:10843520.
- [309]: Miettinen K. *Nonlinear Multiobjective Optimization*: Kluwer Academic Publishers; 1999.
- [310]: Zhou, L., Geng, N., Jiang, Z., & Wang, X. (2018). Multi-objective capacity allocation of hospital wards combining revenue and equity. *Omega*, 81, 220–233. doi:10.1016/j.omega.2017.11.005.
- [311]: Ching-Lai Hwang; Abu Syed Md Masud (1979). *Multiple objective decision making, methods and applications: a state-of-the-art survey*. Springer-Verlag. ISBN 978-0-387-09111-2. Retrieved 29 May2012.
- [312]: Deb, K.; Pratap, A.; Agarwal, S.; Meyarivan, T. (2002). "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II". *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. 6 (2): 182. CiteSeerX 10.1.1.17.7771. doi:10.1109/4235.996017.
- [313]: Zitzler, E., Laumanns, M., Thiele, L.: SPEA2: Improving the Performance of the Strength Pareto Evolutionary Algorithm, Technical Report 103, Computer Engineering and Communication Networks Lab (TIK), Swiss Federal Institute of Technology (ETH) Zurich (2001) .
- [314]: Suman, B.; Kumar, P. (2006). "A survey of simulated annealing as a tool for single and multiobjective optimization". *Journal of the Operational Research Society*. 57 (10): 1143–1160. doi:10.1057/palgrave.jors.2602068.
- [315]: Historical | CMS| <https://www.cms.gov/Research-Statistics-Data-and-Systems/Statistics-Trends-and-Reports/NationalHealthExpendData/NationalHealthA> .
- [316]: Martin AB, Hartman M, Lassman D, Catlin A; National Health Expenditure Accounts Team. National Health Care Spending In 2019: Steady Growth For The Fourth Consecutive Year. *Health Aff (Millwood)*. 2021 Jan;40(1):14-24. doi: 10.1377/hlthaff.2020.02022. Epub 2020 Dec 16. PMID: 33326300.
- [317]: Healthcare expenditure, UK Health Accounts provisional estimates - Office for National Statistics. <https://www.ons.gov.uk/peoplepopulationandcommunity/healthandsocialcare/healthcaresystem/bulletins/healthcareexpenditureukhealthaccountsprovisionalestimates/2020#:~:text=Total%20current%20healthcare%20expenditure%20in,%2C%20from%2010.2%25%20in%202019>.
- [318]: Health expenditure - German Federal Statistical Office https://www.destatis.de/EN/Themes/Society-Environment/Health/Health-Expenditure/_node.html
- [319]: France Healthcare Spending 2000-2021 | MacroTrends <https://www.macrotrends.net/countries/FRA/france/healthcare-spending>
- [320]: Morgan, D. and R. Astolfi (2014), "Health Spending Continues to Stagnate in Many OECD Countries", *OECD Health Working Papers*, No. 68, OECD Publishing, Paris, <http://dx.doi.org/10.1787/5jz5sq5qnwf5-en>.
- [321]: Health expenditure in relation to GDP | Health at a Glance: Europe 2020 : State of Health in the EU Cycle | OECD iLibrary <https://www.oecd-ilibrary.org/sites/860615c9-en/index.html?itemId=/content/component/860615c9-en>
- [322]: Zhou, L., Ampon-Wireko, S., Asante Antwi, H. *et al.* An empirical study on the determinants of health care expenses in emerging economies. *BMC Health Serv Res* 20, 774 (2020). <https://doi.org/10.1186/s12913-020-05414-z>
- [323]: Raghupathi, Viju; Raghupathi, Wullianallur (2020). *Healthcare Expenditure and Economic Performance: Insights From the United States Data*. *Frontiers in Public Health*, 8(), 156–. doi:10.3389/fpubh.2020.00156.
- [324]: Bhatt, Jay DO, MPH, MPA; Bathija, Priya JD, MHSA Ensuring Access to Quality Health Care in Vulnerable Communities, *Academic Medicine*: September 2018 - Volume 93 - Issue 9 - p 1271-1275 doi: 10.1097/ACM.0000000000002254
- [325]: El-Jardali, F., Fadlallah, R. A review of national policies and strategies to improve quality of health care and patient safety: a case study from Lebanon and Jordan. *BMC Health Serv Res* 17, 568 (2017). <https://doi.org/10.1186/s12913-017-2528-1>
- [326]: Joynt Maddox KE, Bauchner H, Fontanarosa PB. US Health Policy—2020 and Beyond: Introducing a New *JAMA* Series. *JAMA*. 2019;321(17):1670–1672. doi:10.1001/jama.2019.3451.
- [327]: (2019). Correction: <i>Implementation of patient-centred care: which organisational determinants matter from decision maker’s perspective? Results from a qualitative interview study across various health and social care organizations</i>. *BMJ Open*, 9(6), e027591corr1–. doi:10.1136/bmjopen-2018-027591corr1
- [328]: Cohon, J. L., & Marks, D. H. (1975). *A review and evaluation of multiobjective programming techniques*. *Water Resources Research*, 11(2), 208–220. doi:10.1029/wr011i002p00208.
- [329]: Zitzler E, Deb K, Thiele L. Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: Empirical results. *Evolutionary Computation*. 2000;8(2):173–95. pmid:10843520.
- [330]: Miettinen K. *Nonlinear Multiobjective Optimization*: Kluwer Academic Publishers; 1999.
- [331]: Zhou, L., Geng, N., Jiang, Z., & Wang, X. (2018). Multi-objective capacity allocation of hospital wards combining revenue and equity. *Omega*, 81, 220–233. doi:10.1016/j.omega.2017.11.005.

- [332]: Eapen, Z. J., Reed, S. D., Yanhong, L., Kociol, R. D., Armstrong, P., Starling, R. C.,...Hernandez, A. F. (2013). Do countries or hospitals with longer hospital stays for acute heart failure have lower readmissions rates? Findings from ASCEND-HF. *Circulation: Heart Failure*. 6(4):727-32. doi:10.1161/CIRCHEARTFAILURE.112.000265
- [333]: Lingsma, H.F., Bottle, A., Middleton, S. *et al.* Evaluation of hospital outcomes: the relation between length-of-stay, readmission, and mortality in a large international administrative database. *BMC Health Serv Res* 18, 116 (2018). <https://doi.org/10.1186/s12913-018-2916-1>
- [334]: Baek, H., Cho, M., Kim, S., Hwang, H., Song, M., & Yoo, S. (2018). Analysis of length of hospital stay using electronic health records: A statistical and data mining approach. *PLoS one*, 13(4), e0195901. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0195901>
- [335]: Williams, T. A.; Ho, K. M.; Dobb, G. J.; Finn, J. C.; Knuiman, M.; Webb, S. A. R. (2010). *Effect of length of stay in intensive care unit on hospital and long-term mortality of critically ill adult patients. British Journal of Anaesthesia*, 104(4), 459–464. doi:10.1093/bja/aeq025
- [336]: Harhay, M. O., Ratcliffe, S. J., Small, D. S., Suttner, L. H., Crowther, M. J., & Halpern, S. D. (2019). Measuring and Analyzing Length of Stay in Critical Care Trials. *Medical care*, 57(9), e53–e59. <https://doi.org/10.1097/MLR.0000000000001059>
- [337]: Kane-Gill, Sandra L.; Dasta, Joseph F.; Buckley, Mitchell S.; Devabhakthuni, Sandeep; Liu, Michael; Cohen, Henry; George, Elizabeth L.; Pohlman, Anne S.; Agarwal, Swati; Henneman, Elizabeth A.; Bejian, Sharon M.; Berenholtz, Sean M.; Pepin, Jodie L.; Scanlon, Mathew C.; Smith, Brian S. (2017). *Executive Summary. Critical Care Medicine*, 45(9), 1546–1551. doi:10.1097/CCM.0000000000002519
- [338]: Smith, Neale, Craig Mitton, William Hall, Stirling Bryan, Cam Donaldson, Stuart Peacock, Jennifer L. Gibson, and Bonnie Urquhart. "High performance in healthcare priority setting and resource allocation: A literature-and case study-based framework in the Canadian context." *Social science & medicine* 162 (2016): 185-192.
- [339]: Brailsford, Sally C. "System dynamics: What's in it for healthcare simulation modelers." In *2008 Winter simulation conference*, pp. 1478-1483. IEEE, 2008.
- [340]: Faezipour, Misagh, and Susan Ferreira. "A system dynamics perspective of patient satisfaction in healthcare." *Procedia Computer Science* 16 (2013): 148-156.
- [341]: Wang, Lu. "An agent-based simulation for workflow in emergency department." In *2009 Systems and Information Engineering Design Symposium*, pp. 19-23. IEEE, 2009.
- [342]: Liu, Zhengchun. *Modeling and simulation for healthcare operations management using high performance computing and agent-based model*. Universitat Autònoma de Barcelona, 2016.
- [343]: Gaba, David M. "The future vision of simulation in healthcare." *Simulation in Healthcare* 2, no. 2 (2007): 126-135.
- [344]: Kumar, Adarsh, Rajalakshmi Krishnamurthi, Anand Nayyar, Kriti Sharma, Vinay Grover, and Eklas Hossain. "A novel smart healthcare design, simulation, and implementation using healthcare 4.0 processes." *IEEE Access* 8 (2020): 118433-118471.
- [345]: Mielczarek, Bozena. "Review of modelling approaches for healthcare simulation." *Operations Research and Decisions* 26 (2016).
- [346]: Mao-Guo, Gong, Jiao Li-Cheng, Yang Dong-Dong, and Ma Wen-Ping. "Evolutionary multi-objective optimization algorithms." (2009).
- [347]: Nosek Jr, Ronald Anthony, and James P. Wilson. "Queuing theory and customer satisfaction: a Review of terminology, trends, and applications to pharmacy practice." *Hospital pharmacy* 36, no. 3 (2001): 275-279.
- [348]: Grigoroudis, Evangelos, and Yannis A. Phillis. "Modeling healthcare system-of-systems: A mathematical programming approach." *IEEE Systems Journal* 7, no. 4 (2013): 571-580.
- [349]: Ma, Guoxuan, and Erik Demeulemeester. "A multilevel integrative approach to hospital case mix and capacity planning." *Computers & Operations Research* 40, no. 9 (2013): 2198-2207.
- [350]: Kleinmuntz, Don N. *20 Resource Allocation Decisions*. Cambridge University Press, 2007.
- [351]: Post, Felix, Tommaso Gori, Evangelos Giannitsis, Harald Darius, Stephan Baldus, Christian Hamm, Rainer Hambrecht et al. "Criteria of the German Society of Cardiology for the establishment of chest pain units: update 2014." *Clinical Research in Cardiology* 104, no. 11 (2015): 918-928.
- [352]: Fomundam, Samuel, and Jeffrey W. Herrmann. "A survey of queuing theory applications in healthcare." (2007).
- [353]: Cardiologist, Senior Consultant Interventional. "Department of Cardiology." *Yashoda Hospital, Malakpet, Hyderabad, Telangana, India*.
- [354]: D'Aeth, J.C., Ghosal, S., Grimm, F. *et al.* Optimal national prioritization policies for hospital care during the SARS-CoV-2 pandemic. *Nat Comput Sci* 1, 521–531 (2021). <https://doi.org/10.1038/s43588-021-00111-1>
- [355]: Murray J. Côté (2005). *A note on "Bed allocation techniques based on census data"*. , 39(2), 183–192. doi:10.1016/j.seps.2004.01.006
- [356]: Pujowidianto, Nugroho A.; Lee, Loo Hay; Pedrielli, Giulia; Chen, Chun-Hung; Li, Haobin (2016). [IEEE 2016 Winter Simulation Conference (WSC) - Washington, DC, USA (2016.12.11-2016.12.14)] 2016 Winter Simulation Conference (WSC) - Constrained optimization for hospital bed allocation via discrete event simulation with Nested Partitions. , (), 1916–1925. doi:10.1109/WSC.2016.7822237
- [357]: Johnson, A., Pollard, T., & Mark, R. (2016). MIMIC-III Clinical Database (version 1.4). *PhysioNet*. <https://doi.org/10.13026/C2XW26>.

- [358]: Badjatiya A, Rao SV. Advances in Antiplatelet and Anticoagulant Therapies for NSTEMI-ACS. *Curr Cardiol Rep*. 2019 Jan 12;21(1):3
- [359]: Zhang, Jian-rong MD; Wang, Di-qing MD; Du, Jun MD; Qu, Guang-su BMed; Du, Jian-lin MD, PhD; Deng, Song-bai MD; Liu, Ya-jie MD; Cai, Jin-xi BMed; She, Qiang MD, PhD Efficacy of Clopidogrel and Clinical Outcome When Clopidogrel Is Co-administered With Atorvastatin and Lansoprazole, *Medicine*: December 2015 - Volume 94 - Issue 50 - p e2262 doi: 10.1097/MD.0000000000002262
- [360]: Johnson, A., Pollard, T., & Mark, R. (2016). MIMIC-III Clinical Database (version 1.4). *PhysioNet*. <https://doi.org/10.13026/C2XW26>.
- [361]: Badjatiya A, Rao SV. Advances in Antiplatelet and Anticoagulant Therapies for NSTEMI-ACS. *Curr Cardiol Rep*. 2019 Jan 12;21(1):3
- [362]: Zhang, Jian-rong MD; Wang, Di-qing MD; Du, Jun MD; Qu, Guang-su BMed; Du, Jian-lin MD, PhD; Deng, Song-bai MD; Liu, Ya-jie MD; Cai, Jin-xi BMed; She, Qiang MD, PhD Efficacy of Clopidogrel and Clinical Outcome When Clopidogrel Is Co-administered With Atorvastatin and Lansoprazole, *Medicine*: December 2015 - Volume 94 - Issue 50 - p e2262 doi: 10.1097/MD.0000000000002262
- [363]: Plavix (clopidogrel) dosing, indications, interactions, adverse effects, and more
<https://reference.medscape.com/drug/plavix-clopidogrel-342141>
- [364]: Fröhlich H, Zhao J, Täger T, Cebola R, Schellberg D, Katus HA, Grundtvig M, Hole T, Atar D, Agewall S, Frankestein L. Carvedilol Compared With Metoprolol Succinate in the Treatment and Prognosis of Patients With Stable Chronic Heart Failure: Carvedilol or Metoprolol Evaluation Study. *Circ Heart Fail*. 2015 Sep;8(5):887-96.
- [365]: Yancy CW, Jessup M, Bozkurt B, Butler J, Casey DE, Colvin MM, Drazner MH, Filippatos GS, Fonarow GC, Givertz MM, Hollenberg SM, Lindenfeld J, Masoudi FA, McBride PE, Peterson PN, Stevenson LW, Westlake C. 2017 ACC/AHA/HFSA Focused Update of the 2013 ACCF/AHA Guideline for the Management of Heart Failure: A Report of the American College of Cardiology/American Heart Association Task Force on Clinical Practice Guidelines and the Heart Failure Society of America. *Circulation*. 2017 Aug 08;136(6):e137-e161.
- [366]: Shen, Edward N. (1990). *Propafenone: A Promising New Antiarrhythmic Agent*. *Chest*, 98(2), 434–441. doi:10.1378/chest.98.2.434
- [367]: Pillai BP, Unnikrishnan AG, Pavithran PV. Syndrome of inappropriate antidiuretic hormone secretion: Revisiting a classical endocrine disorder. *Indian J Endocrinol Metab*. 2011 Sep;15 Suppl 3:S208-15.
- [368]: Gryn SE, Hegele RA. Ezetimibe plus simvastatin for the treatment of hypercholesterolemia. *Expert Opin Pharmacother*. 2015 Jun;16(8):1255-62.
- [369]: Vaughn, Lisa M.; Baker, Raymond C.; DeWitt, Thomas G. (1998). *The Problem Learner. Teaching and Learning in Medicine*, 10(4), 217–222. doi:10.1207/S15328015TLM1004_4
- [370]: Künzel, Sören R.; Sekhon, Jasjeet S.; Bickel, Peter J.; Yu, Bin (2019). *Metalearners for estimating heterogeneous treatment effects using machine learning*. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, (), 201804597–. doi:10.1073/pnas.1804597116.
- [371]: Wager S, Athey S. (2017) Estimation and inference of heterogeneous treatment effects using random forests. *J Am Stat Assoc* 113:1228–1242.
- [372]: Siok Swan Tan; Jan Bakker; Marga E. Hoogendoorn; Atul Kapila; Joerg Martin; Angelo Pezzi; Giovanni Pittoni; Peter E. Spronk; Robert Welte; Leona Hakkaart-van Roijen (2012). *Direct Cost Analysis of Intensive Care Unit Stay in Four European Countries: Applying a Standardized Costing Methodology*. , 15(1), 81–86. doi:10.1016/j.jval.2011.09.007
- [373]: Geitona M, Androutsou L, Theodoratou D. Cost estimation of patients admitted to the intensive care unit: a case study of the Teaching University Hospital of Thessaly. *J Med Econ*. 2010;13(2):179-84. doi: 10.3111/13696991003684092. PMID: 20199143.
- [374]: Hospital Cost Compare | Inpatient Diagnosis and Surgery Procedure List <https://www.hospitalcostcompare.com/drugs/>
- [375]: <https://mit-lcp.github.io/mimic-schema-spy/tables/admissions.html>
- [376]: <https://www.bidmc.org/-/media/files/beth-israel-org/patient-and-visitor-information/patient-information/bidmc-fap-english.pdf>
- [377]: K. Karboub, M. Tabaa, S. Dellagi, F. Monteiro, A. Dandache and F. Moutaouakkil, "Modeling and Validation of the Hospital's Ambulatory and Inpatients Operations Using a Non-Homogenous Discrete Time Markovian Chains," in *IEEE Access*, vol. 9, pp. 103044-103055, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3098715.
- [378]: John McCall (2005). *Genetic algorithms for modelling and optimisation*, 184(1), 205–222. doi:10.1016/j.cam.2004.07.034
- [379]: De Jong, Kenneth. "Evolutionary computation: a unified approach." In *Proceedings of the 2016 on Genetic and Evolutionary Computation Conference Companion*, pp. 185-199. 2016.
- [380]: K. Seung-Chul, H. Ira, K. Young Karl, and A. Buckley Thomas, "Flexible bed allocation and performance in the intensive care unit," *Journal of Operations Management*, vol. 18, no. 4, pp. 427–443, 2000.
- [381]: G. Edenharter, D. Gartner, M. Heim et al., "Delay of transfer from the intensive care unit: a prospective observational analysis on economic effects of delayed in-house transfer," *European Journal of Medical Research*, vol. 24, no. 1, pp. 1–5, 2019.
- [382]: L. He, S. C. Madathil, A. Oberoi, G. Servis, and M. T. Khasawneh, "A systematic review of research design and modeling techniques in inpatient bed management," *Computers & Industrial Engineering*, vol. 127, pp. 451–466, 2019.

- [383]: A. N. Reiz and Organizing Committee of the Madrid 2017 Critical Care Datathon, "Big data and machine learning in critical care: opportunities for collaborative research," *Medicina Intensiva*, vol. 43, no. 1, pp. 52–57, 2019.
- [384]: C. Azcarate, L. Esparza, and F. Mallor, "The problem of the last bed: contextualization and a new simulation framework for analyzing physician decisions," *Omega*, vol. 96, article 102120, 2020.
- [385]: A. J. M. Oerlemans, N. van Sluisveld, E. S. J. van Leeuwen, H. Wollersheim, W. J. M. Dekkers, and M. Zegers, "Ethical problems in intensive care unit admission and discharge decisions: a qualitative study among physicians and nurses in the Netherlands," *BMC Medical Ethics*, vol. 16, no. 1, p. 9, 2015.
- [386]: A. McGuire and P. C. McConnell, "Resource allocation in ICU," *Current Opinion in Anaesthesiology*, vol. 32, no. 2, pp. 190–194, 2019.
- [387]: Roth, Gregory A., Catherine Johnson, Amanuel Abajobir, Foad Abd-Allah, Semaw Ferede Abera, Gebre Abyu, Muktar Ahmed et al. "Global, regional, and national burden of cardiovascular diseases for 10 causes, 1990 to 2015." *Journal of the American College of Cardiology* 70, no. 1 (2017): 1-25.
- [388]: Manfredini, Roberto, Alfredo De Giorgi, Ruana Tiseo, Benedetta Boari, Rosaria Cappadona, Raffaella Salmi, Massimo Gallerani et al. "Marital status, cardiovascular diseases, and cardiovascular risk factors: a review of the evidence." *Journal of Women's Health* 26, no. 6 (2017): 624-632.
- [389]: Lavie, Carl J., Ross Arena, Martin A. Alpert, Richard V. Milani, and Hector O. Ventura. "Management of cardiovascular diseases in patients with obesity." *Nature Reviews Cardiology* 15, no. 1 (2018): 45-56.
- [390]: Marko Kerac, Indi Trehan, Ariana Weisz, Sophia Agapova, Mark Manary. Admission and discharge criteria for the management of severe acute malnutrition in infants aged under 6 months. WHO. https://www.who.int/nutrition/publications/guidelines/updates_management_SAM_infantandchildren_review8.pdf?ua=1.
- [391]: Titler, M. G., & Pettit, D. M. (1995). *Discharge readiness assessment. The Journal of Cardiovascular Nursing*, 9(4), 64–74. doi:10.1097/00005082-199507000-00007.
- [392]: Tiruvoipati, R., Botha, J., Fletcher, J., Gangopadhyay, H., Majumdar, M., ... Vij, S. (2017). Intensive care discharge delay is associated with increased hospital length of stay: A multicentre prospective observational study. *PLOS ONE*, 12(7), e0181827. doi:10.1371/journal.pone.0181827.
- [393]: Goldfrad C and Rowan K. (2010). Consequences of discharges from intensive care at night. *Lancet*, 355(9210), 1138–42.
- [394]: Virani, Salim S.; Alonso, Alvaro; Benjamin, Emelia J.; Bittencourt, Marcio S.; Callaway, Clifton W.; Carson, April P.; Chamberlain, Alanna M.; Chang, Alexander R.; Cheng, Susan; Dellinger, Francesca N.; Djousse, Luc; Elkind, Mitchell S.V.; Ferguson, Jane F.; Fornage, Myriam; Khan, Sadiya S.; Kissela, Brett M.; Knutson, Kristen L.; Kwan, Tak W.; Lackland, Daniel T.; Lewis, TenÃ T.; Lichtman, Judith H.; Longenecker, Chris T.; Loop, Matthew Shane; Lutsey, Pamela L.; Martin, Seth S.; Matsushita, Kunihiro; Moran, Andrew E.; Mussolino, Michael E.; Perak, Amanda Marma; Rosamond, Wayne D.; Roth, Gregory A.; Sampson, Uchechukwu K.A.; Satou, Gary M.; Schroeder, Emily B.; Shah, Svati H.; Shay, Christina M.; Spartano, Nicole L.; Stokes, Andrew; Tirschwell, David L.; VanWagner, Lisa B.; Tsao, Connie W. (2020). *Heart Disease and Stroke Statisticsâ€ 2020 Update. Circulation*,-. doi:10.1161/CIR.0000000000000757.
- [395]: Organisation for economic co-operation and development (OECD), health care resources. <https://stats.oecd.org/#>.
- [396]: Lavie, Carl J., Ross Arena, Martin A. Alpert, Richard V. Milani, and Hector O. Ventura. "Management of cardiovascular diseases in patients with obesity." *Nature Reviews Cardiology* 15, no. 1 (2018): 45-56.
- [397]: Marko Kerac, Indi Trehan, Ariana Weisz, Sophia Agapova, Mark Manary. Admission and discharge criteria for the management of severe acute malnutrition in infants aged under 6 months. WHO. https://www.who.int/nutrition/publications/guidelines/updates_management_SAM_infantandchildren_review8.pdf?ua=1.
- [398]: Uusaro, Ari, Aarno Kari, and Esko Ruokonen. "The effects of ICU admission and discharge times on mortality in Finland." *Intensive care medicine* 29, no. 12 (2003): 2144-2148.
- [399]: Yang, Si, Zheng Wang, Zhida Liu, Jinlai Wang, and Lijun Ma. "Association between time of discharge from ICU and hospital mortality: a systematic review and meta-analysis." *Critical Care* 20, no. 1 (2016): 1-15.
- [400]: Duke, G. J., J. V. Green, and J. H. Briedis. "Night-shift discharge from intensive care unit increases the mortality-risk of ICU survivors." *Anaesthesia and intensive care* 32, no. 5 (2004): 697-701.
- [401]: Laupland, Kevin B., Reza Shahpori, Andrew W. Kirkpatrick, and H. Thomas Stelfox. "Hospital mortality among adults admitted to and discharged from intensive care on weekends and evenings." *Journal of critical care* 23, no. 3 (2008): 317-324.
- [402]: Wilcox, M. Elizabeth, David A. Harrison, Akshay Patel, and Kathryn M. Rowan. "Higher ICU capacity strain is associated with increased acute mortality in closed ICUs." *Critical care medicine* 48, no. 5 (2020): 709-716.
- [403]: Ahsan, Kazi Badrul; Alam, M. R.; Morel, Doug Gordon; Karim, M. A. (2019). Emergency department resource optimisation for improved performance: a review. *Journal of Industrial Engineering International*, (), -. doi:10.1007/s40092-019-00335-x.
- [404]: Bhattacharjee, Papiya; Ray, Pradip Kumar (2014). Patient flow modelling and performance analysis of healthcare delivery processes in hospitals: A review and reflections. *Computers & Industrial Engineering*, 78(), 299–312. doi:10.1016/j.cie.2014.04.016.
- [405]: Botje, D., ten Asbroek, G., Plochg, T. et al. Are performance indicators used for hospital quality management: a qualitative interview study amongst health professionals and quality managers in The Netherlands. *BMC Health Serv Res* 16, 574 (2016). <https://doi.org/10.1186/s12913-016-1826-3>.

- [406] : Brandeau, Margaret L.; Sainfort, François; Pierskalla, William P. (2005). [International Series in Operations Research & Management Science] Operations Research and Health Care Volume 70 || Capacity Planning and Management in Hospitals. , 10.1007/b106574(Chapter 2), 15–41. doi:10.1007/1-4020-8066-2_2.
- [407]: Lalit Garg; Sally McClean; Brian Meenan; Peter Millard (2010). A non-homogeneous discrete time Markov model for admission scheduling and resource planning in a cost or capacity constrained healthcare system. , 13(2), 155–169. doi:10.1007/s10729-009-9120-0.
- [408]: Simwita, Yusta; Helgheim, Berit (2016). Simulation analysis of resource flexibility on healthcare processes. Journal of Multidisciplinary Healthcare, Volume 9(0), 519–528. doi:10.2147/JMDH.S112713.
- [409]: Kwizera, Arthur, Martin Dünser, and Jane Nakibuuka. "National intensive care unit bed capacity and ICU patient characteristics in a low income country." *BMC research notes* 5, no. 1 (2012): 1-6.
- [410]: Aylwin, Christopher J., Thomas C. König, Nora W. Brennan, Peter J. Shirley, Gareth Davies, Michael S. Walsh, and Karim Brohi. "Reduction in critical mortality in urban mass casualty incidents: analysis of triage, surge, and resource use after the London bombings on July 7, 2005." *The Lancet* 368, no. 9554 (2006): 2219-2225.
- [411]: Armony, Mor, Carri W. Chan, and Bo Zhu. "Critical care in hospitals: When to introduce a step down unit." *Product Oper Manag* (2013).
- [412]: Hahn, Sabine, Marianne Müller, Virpi Hantikainen, Gerjo Kok, Theo Dassen, and Ruud JG Halfens. "Risk factors associated with patient and visitor violence in general hospitals: Results of a multiple regression analysis." *International journal of nursing studies* 50, no. 3 (2013): 374-385.
- [413]: Kramer, Andrew A., Thomas L. Higgins, and Jack E. Zimmerman. "Intensive care unit readmissions in US hospitals: patient characteristics, risk factors, and outcomes." *Critical care medicine* 40, no. 1 (2012): 3-10.
- [414]: Elliott, Malcolm, Linda Worrall-Carter, and Karen Page. "Intensive care readmission: a contemporary review of the literature." *Intensive and Critical Care Nursing* 30, no. 3 (2014): 121-137.
- [415]: Al-Jaghbeer, Mohammed J., Seema S. Tekwani, Scott R. Gunn, and Jeremy M. Kahn. "Incidence and etiology of potentially preventable ICU readmissions." *Critical care medicine* 44, no. 9 (2016): 1704-1709.
- [416]: Rosenberg, Andrew L., and Charles Watts. "Patients readmitted to ICUs: a systematic review of risk factors and outcomes." *Chest* 118, no. 2 (2000): 492-502.
- [417]: Cook, Suzanne F., Wendy A. Visscher, Connie L. Hobbs, Rick L. Williams, and Project IMPACT Clinical Implementation Committee. "Project IMPACT: results from a pilot validity study of a new observational database." *Critical care medicine* 30, no. 12 (2002): 2765-2770.
- [418]: Levin, David C., Kenneth E. Fellows, and H. L. Abrams. "Hemodynamically significant primary anomalies of the coronary arteries. Angiographic aspects." *Circulation* 58, no. 1 (1978): 25-34.
- [419]: Azadeh, Ali, Hossein Tohidi, Mansour Zarrin, Shima Pashapour, and Mohsen Moghaddam. "An integrated algorithm for performance optimization of neurosurgical ICUs." *Expert Systems with Applications* 43 (2016): 142-153.
- [420]: Wiens, Jenna, and Erica S. Shenoy. "Machine learning for healthcare: on the verge of a major shift in healthcare epidemiology." *Clinical Infectious Diseases* 66, no. 1 (2018): 149-153.
- [421]: Dua, Sumeet, U. Rajendra Acharya, and Prerna Dua, eds. *Machine learning in healthcare informatics*. Vol. 56. Berlin: Springer, 2014.
- [422]: Aggarwal, Anjana, Janus P. Ong, Zobair M. Younossi, David R. Nelson, Lori Hoffman-Hogg, and Alejandro C. Arroliga. "Predictors of mortality and resource utilization in cirrhotic patients admitted to the medical ICU." *Chest* 119, no. 5 (2001): 1489-1497.
- [423]: Pearse, Rupert M., David A. Harrison, Philip James, David Watson, Charles Hinds, Andrew Rhodes, R. Michael Grounds, and E. David Bennett. "Identification and characterisation of the high-risk surgical population in the United Kingdom." *Critical care* 10, no. 3 (2006): 1-6.
- [424]: Krumholz, Harlan M., Zhenqiu Lin, Patricia S. Keenan, Jersey Chen, Joseph S. Ross, Elizabeth E. Drye, Susannah M. Bernheim et al. "Relationship between hospital readmission and mortality rates for patients hospitalized with acute myocardial infarction, heart failure, or pneumonia." *Jama* 309, no. 6 (2013): 587-593.
- [425]: APA Nates, Joseph L. MD, MBA, FCCM (Chair)1; Nunnally, Mark MD, FCCM2; Kleinpell, Ruth PhD, RN, FAAN, FCCM3; Blosser, Sandralee MD, FCCP, FCCM4; Goldner, Jonathan DO, FCCP, FCCM5; Birriel, Barbara MSN, CRNP, ACNP-BC, FCCM6; Fowler, Clara S. MS7; Byrum, Diane RN, MSN, CCRN, CCNS, FCCM8; Miles, William Scherer MD, FACS, FCCM9; Bailey, Heatherlee MD, FAAEM, FCCM10; Sprung, Charles L. MD, JD, MCCM11 ICU Admission, Discharge, and Triage Guidelines: A Framework to Enhance Clinical Operations, Development of Institutional Policies, and Further Research, Critical Care Medicine: August 2016 - Volume 44 - Issue 8 - p 1553-1602. Doi: 10.1097/CCM.0000000000001856.
- [426]: Yancy, C. W., Jessup, M., Bozkurt, B., Butler, J., Casey, D. E., Colvin, M. M., ... Westlake, C. (2017). 2017 ACC/AHA/HFSA Focused Update of the 2013 ACCF/AHA Guideline for the Management of Heart Failure: A Report of the American College of Cardiology/American Heart Association Task Force on Clinical Practice Guidelines and the Heart Failure Society of America. *Circulation*, 136(6), e137–e161. doi:10.1161/cir.0000000000000509.
- [427] : Titler, M. G., & Pettit, D. M. (1995). *Discharge readiness assessment*. *The Journal of Cardiovascular Nursing*, 9(4), 64–74. doi:10.1097/00005082-199507000-00007.
- [428]: Tiruvoipati, R., Botha, J., Fletcher, J., Gangopadhyay, H., Majumdar, M., ... Vij, S. (2017). Intensive care discharge delay is associated with increased hospital length of stay: A multicentre prospective observational study. *PLOS ONE*, 12(7), e0181827. doi:10.1371/journal.pone.0181827.

- [429]: Goldfrad C and Rowan K. (2010). Consequences of discharges from intensive care at night. *Lancet*, 355(9210), 1138–42.
- [430]: Rosenberg A and Watts C. (2000). Patients readmitted to ICUs: a systematic review of risk factors and outcomes. *Chest*, 118(2), 492–502.
- [431]: Al-Qahtani S, Al-Dorzi HM, Tamim HM, et al. (2013). Impact of an intensivist-led multidisciplinary extended rapid response team on hospital-wide cardiopulmonary arrests and mortality. *Critical Care Medicine*, 41(2), 506–17.
- [432]: Pearse RM, Moreno RP, Bauer P, et al. (2012). European Surgical Outcomes Study (EuSOS) group for the Trials groups of the European Society of Intensive Care Medicine and the European Society of Anaesthesiology. Mortality after surgery in Europe: a 7 day cohort study. *Lancet*, 380(9847), 1059–65.
- [433]: Bell CM, Brenner SS, Gunraj N, et al. (2011). Association of ICU or hospital admission with unintentional discontinuation of medications for chronic diseases. *Journal of the American Medical Association*, 306(8), 840–7.
- [434]: Knight G. Nurse-led discharge from high dependency unit. *Nurs Crit Care* 2003;8:56–61.
- [435]: Bakker J, Damen J, van Zanten AR, et al. [Admission and discharge criteria for intensive care departments]. *Ned Tijdschr Geneesk* 2003;147:110–5.
- [436]: Stelfox HT, Lane D, Boyd JM, et al. A Scoping Review of Patient Discharge From Intensive Care. *Chest* 2015;147:317–27.
- [437]: Rojas JC, Carey KA, Edelson DP, et al. Predicting intensive care unit readmission with machine learning using electronic health record data. *Ann Am Thorac Soc* 2018;15:846–53.
- [438]: Badawi O, Liu X, Hassan E, et al. Evaluation of ICU risk models adapted for use as continuous markers of severity of illness throughout the ICU stay. *Crit Care Med* 2018;46:361–7.
- [439]: Desautels T, Das R, Calvert J, et al. Prediction of early unplanned intensive care unit readmission in a UK tertiary care hospital: a cross-sectional machine learning approach. *BMJ Open* 2017;7:e017199.
- [440]: Hosein FS, Bobrovitz N, Berthelot S, et al. A systematic review of tools for predicting severe adverse events following patient discharge from intensive care units. *Crit Care* 2013;17:R102.
- [441]: Badawi O, Breslow MJ. Readmissions and death after ICU discharge: development and validation of two predictive models. *PLoS One* 2012;7:e48758.
- [442]: Pollard TJ, Johnson AEW, Raffa JD, et al. The eICU Collaborative Research Database, a freely available multi-center database for critical care research. *Sci Data* 2018;5:180178.
- [443]: Meiring, Christopher; Dixit, Abhishek; Harris, Steve; MacCallum, Niall S.; Brealey, David A.; Watkinson, Peter J.; Jones, Andrew; Ashworth, Simon; Beale, Richard; Brett, Stephen J.; Singer, Mervyn; Ercole, Ari; Celi, Leo Anthony (2018). *Optimal intensive care outcome prediction over time using machine learning*. *PLOS ONE*, 13(11), e0206862–. doi:10.1371/journal.pone.0206862.
- [444]: Purushotham, S., Meng, C., Che, Z. and Liu, Y., 2017. Benchmark of deep learning models on large healthcare mimic datasets. *arXiv preprint arXiv:1710.08531*.
- [445]: Nuthakki, S., Neela, S., Gichoya, J.W. and Purkayastha, S., 2019. Natural language processing of MIMIC-III clinical notes for identifying diagnosis and procedures with neural networks. *arXiv preprint arXiv:1912.12397*.
- [446]: Nallabasannagari, A.R., Reddiboina, M., Seltzer, R., Zeffiro, T., Sharma, A. and Bhandari, M., 2020. All Data Inclusive, Deep Learning Models to Predict Critical Events in the Medical Information Mart for Intensive Care III Database (MIMIC III). *arXiv preprint arXiv:2009.01366*.
- [447]: McWilliams, Christopher J; Lawson, Daniel J; Santos-Rodriguez, Raul; Gilchrist, Iain D; Champneys, Alan; Gould, Timothy H; Thomas, Mathew JC; Bourdeaux, Christopher P (2019). *Towards a decision support tool for intensive care discharge: machine learning algorithm development using electronic healthcare data from MIMIC-III and Bristol, UK*. *BMJ Open*, 9(3), e025925–. doi:10.1136/bmjopen-2018-025925.
- [448]: Zaidi, Hassan; Bader-El-Den, Mohamed; McNicholas, James (2019). Using the National Early Warning Score (NEWS/NEWS 2) in different Intensive Care Units (ICUs) to predict the discharge location of patients. *BMC Public Health*, 19(1), 1231–. doi:10.1186/s12889-019-7541-3.
- [449]: Oezuyurt, Y., Kraus, M., Hatt, T. and Feuerriegel, S., 2021. AttDMM: An Attentive Deep Markov Model for Risk Scoring in Intensive Care Units. *arXiv preprint arXiv:2102.04702*.
- [450]: Fialho, A.S.; Cismondi, F.; Vieira, S.M.; Reti, S.R.; Sousa, J.M.C.; Finkelstein, S.N. (2012). Data mining using clinical physiology at discharge to predict ICU readmissions. *Expert Systems with Applications*, 39(18), 13158–13165. doi:10.1016/j.eswa.2012.05.086.
- [451]: Gentimis, Thanos; Alnaser, Ala' J.; Durante, Alex; Cook, Kyle; Steele, Robert (2017). [IEEE 2017 IEEE 15th Intl Conf on Dependable, Autonomic and Secure Computing, 15th Intl Conf on Pervasive Intelligence and Computing, 3rd Intl Conf on Big Data Intelligence and Computing and Cyber Science and Technology Congress(DASC/PiCom/DataCom/CyberSciTech) - Orlando, FL, USA (2017.11.6-2017.11.10)] 2017 IEEE 15th Intl Conf on Dependable, Autonomic and Secure Computing, 15th Intl Conf on Pervasive Intelligence and Computing, 3rd Intl Conf on Big Data Intelligence and Computing and Cyber Science and Technology Congress(DASC/PiCom/DataCom/CyberSciTech) - Predicting Hospital Length of Stay Using Neural Networks on MIMIC III Data. , (), 1194–1201. doi:10.1109/DASC-PiCom-DataCom-CyberSciTec.2017.191.
- [452]: Harris S, Shi S, Brealey D, et al. Critical Care Health Informatics Collaborative (CCHIC): data, tools and methods for reproducible research: a multi-centre UK intensive care database. *Int J Med Inform* 2018;112:82–9.
- [453]: Desautels T, Das R, Calvert J, et al. Prediction of early unplanned intensive care unit readmission in a UK tertiary care hospital: a cross-sectional machine learning approach. *BMJ Open* 2017; 7:e017199.

Annexes

****Support inclus dans le rapport original****

Tableau.5. Directives et procédures relatives aux patients des unités de soins intensifs par la Société européenne de cardiologie et la Faculté de médecine de soins intensifs

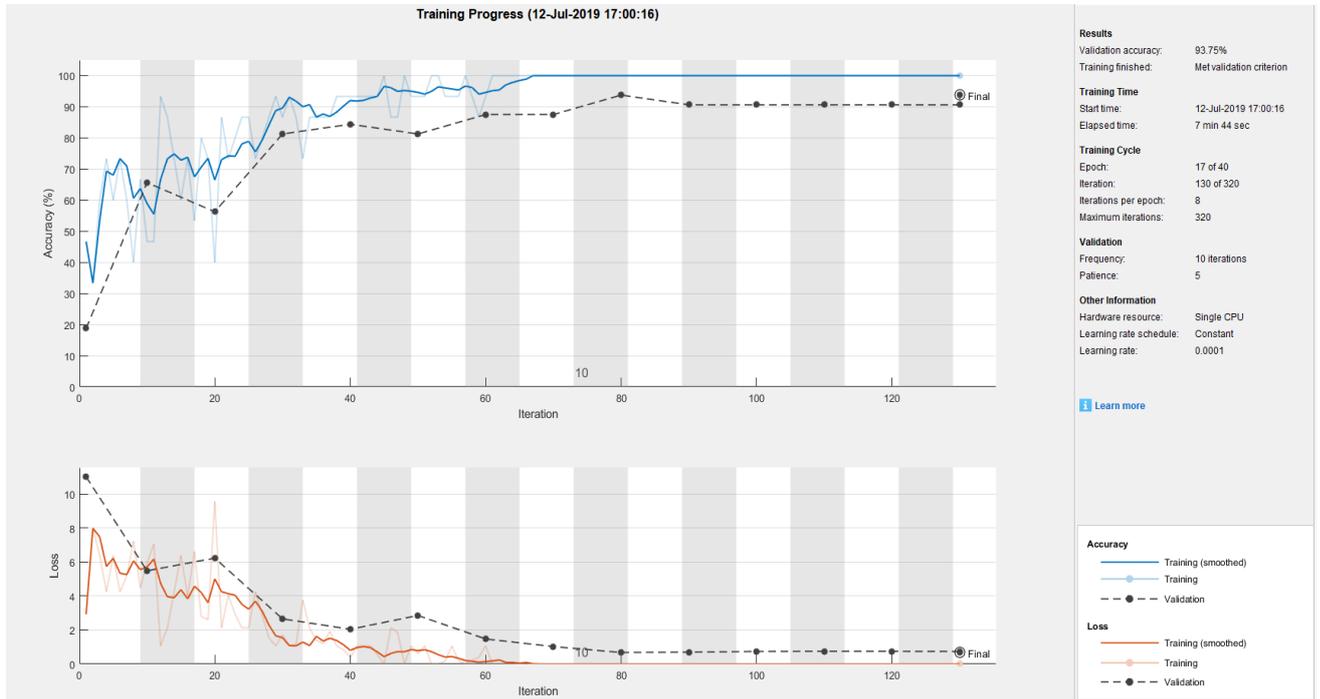
Standard	Considérations sur les prises
Il doit y avoir une approche standardisée à l'échelle de l'hôpital pour la détection du patient dont l'état se détériore et une réponse d'escalade clairement documentée.	Tous les patients dont l'état se détériore de façon aiguë doivent être détectés et traités aussi rapidement que possible. Une échelle de prédiction nationale devrait être utilisée pour permettre la comparaison avec d'autres unités.
Le moment et la décision d'admission aux soins intensifs doivent être consignés dans le dossier du patient	La documentation est essentielle pour contribuer à l'ensemble des données du tableau de bord national des soins intensifs.
L'admission aux soins intensifs doit avoir lieu dans les 4 heures qui suivent la décision d'admission	La réduction des délais avant le traitement définitif est associée à de meilleurs résultats. Chez les personnes gravement malades, il est préférable de le faire dans l'unité de soins intensifs.
Les patients ne doivent pas être transférés dans d'autres unités de soins intensifs pour des raisons non cliniques	Le transfert de patients pour des raisons non cliniques augmente les risques de transfert, prolonge le séjour en soins intensifs et peut être associé à la détresse des patients et de leurs familles. Le rapatriement d'un patient d'une unité de soins intensifs spécialisée (par exemple, neuro ou cardiaque) est considéré comme une raison clinique de transfert
Lors de leur admission aux soins intensifs, tous les patients doivent avoir un plan de traitement discuté avec un consultant en médecine de soins intensifs	Cette disposition est indépendante de l'heure de la journée
Les patients doivent être examinés en personne par un consultant en médecine de soins intensifs dans les 12 heures suivant leur admission aux soins intensifs	-
Les patients doivent être examinés en personne par un consultant en médecine de soins intensifs dans les 12 heures suivant leur admission aux soins intensifs	Cette disposition est indépendante du jour d'admission et s'applique également aux patients admis le week-end et les jours fériés. Tous les patients éligibles au titre du NICE 83 doivent avoir une prescription de réadaptation à la sortie des soins intensifs. Elle doit être mise à jour pendant toute la durée du séjour du patient à l'hôpital.
Il devrait y avoir une procédure de transfert standardisée pour le personnel médical, infirmier et AHP pour les patients sortant des unités de soins intensifs	La continuité des soins aux patients doit être maintenue à la sortie des soins intensifs.
Les patients ont besoin d'un parcours clair et sûr pour l'escalade des soins du niveau 2 au niveau 3	Les patients recevant des soins intensifs de niveau 2 peuvent se détériorer. Il n'est ni acceptable ni logique de fournir un plafond de soins critiques de niveau 2 dans des sites isolés, car cela pourrait nuire aux patients. Si une unité fournit habituellement des soins de niveau 2, elle doit être capable de fournir immédiatement des soins de niveau 3 à court terme sans faire appel à des membres supplémentaires du personnel afin de fournir des soins optimaux aux patients. L'unité doit être capable de fournir jusqu'à 24 heures de soins de niveau 3 avant qu'un patient ne soit transféré en toute sécurité vers une unité plus adaptée.

	Le personnel de l'unité de niveau 2 doit avoir les compétences requises pour fournir ce niveau de soins. Toutes les recommandations de ce document s'appliquent aux unités qui ne fournissent habituellement que des soins de niveau 2, que ce soit dans le NHS ou dans le secteur privé
Le transfert des soins intensifs vers un service doit être formalisé	Le transfert doit inclure un. Un résumé du séjour en soins intensifs, y compris le diagnostic, le traitement et les modifications des thérapies chroniques b. Un plan de suivi et d'investigation c. Un plan de traitement continu d. Besoins physiques et de réadaptation e. Besoins psychologiques et émotionnels f. Besoins spécifiques en matière de communication g. Exigences de suivi
La sortie des soins intensifs vers un service général doit avoir lieu dans les 4 heures suivant la décision	Les patients doivent être transférés dans un environnement plus approprié sans délai inutile. Il ne devrait pas y avoir de raison non-clinique empêchant un tel mouvement.
Le taux de réadmission non planifiée aux soins intensifs dans les 48 heures suivant la sortie, dans un service, doit être minimal	Réadmettre un patient pourrait impliquer une sortie hâtive ou des soins inadéquats.
Les patients sortant des soins intensifs doivent avoir accès à une clinique de suivi des soins intensifs	Après une période de maladie grave, les patients doivent pouvoir bénéficier du soutien d'une clinique de suivi spécialisée dans les soins intensifs. Il a été démontré que les patients gravement malades présentent des problèmes physiques et psychologiques complexes qui peuvent durer longtemps. Ces patients bénéficient de l'approche multimodale que peut offrir une clinique de suivi des soins intensifs. La clinique ne doit pas nécessairement être fournie par l'hôpital dans lequel le patient a été traité. Il pourrait être mis en œuvre sur une base régionale.

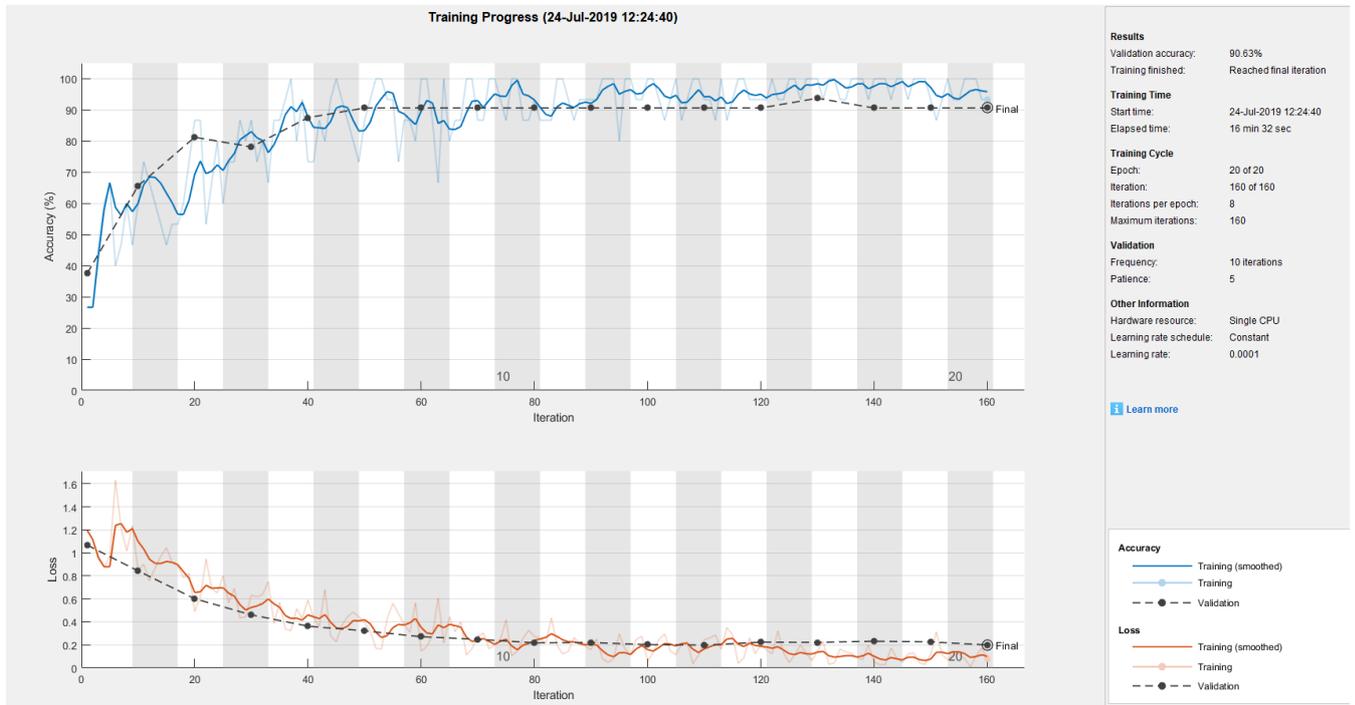
Figure.39. a. les poids des couches convolutionnelles de notre CNN. B. Progression de la formation de notre modèle CNN proposé. c. Progression de la formation du modèle Google Net fine-tuned



a. Les poids des couches convolutionnelles de notre CNN



b. Progression de la formation de notre modèle CNN proposé



c. La progression de la formation du modèle Google Net fine-tuned

Tableau 18. L'état de l'art des études à grande échelle sur la prédiction de la décharge

Réf	Méthodes et approche	Ensemble de données	Mesures et résultats	Notation de la force des recommandations
[445]	Focus : Pronostic des résultats cliniques dans les unités de soins intensifs. Méthodes : imputation multivariée par équations chaînées pour l'imputation des données manquantes. Adaboost, par RF (implémentation parallèle d'une forêt aléatoire), SVM (SVM avec noyau à fonction de base radiale et poids de classe), AVNNet (réseau neuronal moyenné) et deep-NN comme classificateurs.	Infrastructure de données de la Collaboration en Informatique de Santé pour les Soins Intensifs (CCHIC) (22 514 admissions en soins intensifs dont 21 911 ont été utilisées dans l'étude. 90.8 % d'entre eux étaient en vie à la sortie de l'hôpital)	Au jour 2 (AUC) : Par RF : 0.853 simple et 0,857 cumulatif. AVNNet : 0.864 simple et 0,879 cumulatif. Adaboost : 0.862 simple et 0,879 cumulatif. SVM-Radial-Weights : 0.849 simples et 0,884 cumulatifs. Deep6NN : 0.881 simple et 0,895 cumulatif	Des données plus importantes améliorent les performances du modèle.
[446]	Focus : prédiction de la mortalité, prédiction de la durée de séjour et prédiction des groupes de codes ICD-9. Méthodes : SAPS-II (Simplified Acute Physiology Score) et SOFA. Modèles de super-apprentissage, RNN et FFN.	Medical Information Mart for Intensive Care III (MIMIC-III) (v1.4)	SuperLearner-I : AUROC=0.8448 et AUPRC=0.4351. SuperLearner-II : AUROC=0,8701 et AUPRC=0,4991. FFN : AUROC=0,8496 et AUPRC=0,4632. RNN : AUROC=0,8544 et AUPRC=0,4519. MMDL : AUROC=0.8664 et AUPRC=0.4776. Méthodes de notation : 0.8035 ET 0,7322 pour AUROC (SAPS-II et SOFA respectivement), AUPRC : 0.3586 pour le SAPS-II et 0,3191 pour le SOFA.	Des données plus importantes améliorent les performances du modèle.
[447]	Focus : prédiction du diagnostic final et des résultats cliniques. Méthodes : réglage fin du modèle universel de langue pour la classification de textes (ULMFIT)	Mart d'information médicale pour les soins intensifs III (MIMIC-III)	Précision : 80,3% pour le top10 des diagnostics, 80,5% pour le top10 des procédures, 70,7% pour le top50 des diagnostics, 63,9% pour le top50 des procédures.	Des données plus importantes améliorent les performances du modèle.
[448]	Focus : prédiction de la mortalité à l'hôpital. Méthodes : réseaux d'apprentissage profond.	Medical Information Mart for Intensive Care III (MIMIC-III) (42818 admissions hospitalières de 35348 patients)	Prédiction de la mortalité : AUROC : 0.9178 avec les données de toutes les sources (AS) et 0.9029 avec les données des cartes (CD). PRAUC : 0.6251 pour AS, 0,5701 pour CD. Prédiction du LOS : AUROC : 0.8806 pour AS et 0,8642 pour CD. PRAUC de 0,6821 et 0,6575, respectivement avec AS et CD.	Des données plus importantes améliorent les performances du modèle.
[449]	Focus : Prévision de sortie des unités de soins intensifs. Méthodes : forêt aléatoire (RF) et classificateur logistique (LC).	Unité générale de soins intensifs (GICU) du Bristol Royal Infirmary (1870 patients en soins intensifs) et 7592 de la MIMIC-III.	Sur le jeu de données MIMIC : AUROC(RF) : 0.8859, AUROC(LC) : 0.8726. Précision (RF) : 0.8531 et précision (LC) : 0.8494. Sensibilité (RF) : 0.9049 et la sensibilité (LC) est de 0,9001.	Des données plus importantes améliorent les performances du modèle.
[450]	Focus : Prédiction du lieu de sortie dans les unités de soins intensifs. Méthodes : Score national d'alerte précoce (NEWS/NEWS 2)	Patients en soins intensifs de chirurgie, de chirurgie coronarienne, de chirurgie cardiaque, de médecine et de chirurgie traumatique ayant été admis une seule fois dans les unités de soins intensifs d'un hôpital américain.	L'AUC NEWS (IC 95 %) : tous les patients 0,727 (0,709-0,745) ; unité de soins coronariens (CCU) 0,829 (0,821-0,837) ; unité de récupération de chirurgie cardiaque (CSRU) 0,844 (0,838-0,850) ; unité de soins intensifs médicaux (MICU) 0,778 (0,767-0,791) ; unité de soins intensifs chirurgicaux (SICU) 0,775 (0,762-0,788) ; unité de soins intensifs chirurgicaux traumatiques (TSICU) 0,765 (0,751-0,773).	Des données plus importantes améliorent les performances du modèle.
[451]	Focus : évaluation des risques dans les unités de soins intensifs. Méthodes : modèle de Markov profond attentif (AttDMM).	MIMIC-III avec 53 423 séjours en soins intensifs.	AttDMM avec un AUROC de 0,876.	Non spécifié
[452]	Focus : Prédiction de la réadmission en USI après 24 à 72h de sortie. Méthodes : modélisation floue et technique de sélection des caractéristiques par recherche arborescente.	MIMIC II (données de 4 unités de soins intensifs différentes : 26 655 patients, dont 19 075 adultes ; 38 % des patients adultes ont séjourné à l'unité de soins intensifs médicale (MICU), 27 % à l'unité de soins intensifs chirurgicale (SICU), 20 % à l'unité de réveil de chirurgie cardiaque (CSRU) et 15 % à l'unité de soins intensifs (CCU))	AUROC de 0,76 et valeur p de 0,006 avec la sélection séquentielle avant. AUROC de 0,68 et valeur p inférieure à 0,05 avec élimination séquentielle en amont.	Non spécifié
[453]	Focus : prédiction de la durée de séjour dans les unités de soins intensifs.	MIMIC III (31018 points de données choisis)	Précision de 80%.	Un ensemble de données plus

	Méthodes : réseau de neurones (forêt aléatoire)			important pourrait améliorer les performances du modèle.
--	---	--	--	--

Nombre admission	Type of admission	Diagnostic ¹	Traitement (drug therapy)	$L_{ct}(Z)$	$W_c(Z)$	MICU (x10 ³)	SICU(x10 ³)	CCU(x10 ³)	CSRU(x10 ³)	NICU(x10 ²)	Out-Ward(x10 ³)
1	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.14554317	0.05323605	0.04853585	0.31264573	0.41718254	0.02285666
2	Emergency	6	Antiarrhythmics	0	0	0.2875455	0.15549612	0.18128256	0.35049057	0.01685638	0.00832886
3	Elective	4	Anticholinergic	1	0	0.18358573	0.14301738	0.14778547	0.25331826	0.24115086	0.00311423
4	Emergency	2	beta blockers	0	1	0.09132046	0.12730344	0.19778628	0.22931073	0.17840903	0.17587005
5	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.27210556	0.04373541	0.16859344	0.26601167	0.22920557	0.02034836
6	Elective	7	beta blockers	0	0	0.22301317	0.0944311	0.01341944	0.11099399	0.2590546	0.2990877
7	Elective	2	beta blockers	1	1	0.09823584	0.25972326	0.09588278	0.19055137	0.1716758	0.18393095
8	Elective	3	Antiarrhythmics	1	0	0.05482614	0.10832293	0.3810014	0.03161965	0.11694934	0.30728054
10	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	0	0.26877779	0.28741677	0.14246218	0.08837378	0.2073808	0.2045208
11	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.23455029	0.2260286	0.06430355	0.02242049	0.23756531	0.21513175
12	Elective	2	beta blockers	1	0	0.00477431	0.27929145	0.25474779	0.34187952	0.02992419	0.08938275
13	Elective	3	Antiarrhythmics	1	1	0.13604273	0.13619487	0.36454976	0.15101997	0.08181577	0.1303769
14	Emergency	7	beta blockers	1	0	0.13738522	0.13793674	0.25862782	0.35379056	0.02099414	0.09126552
17	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.24965344	0.13698345	0.19611358	0.12327921	0.06287652	0.2310938
19	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.33947378	0.16633102	0.03463902	0.15034689	0.01848856	0.29072074
20	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.30168327	0.00861452	0.22217899	0.11641866	0.08793157	0.26317299
21	Elective	5	Antiarrhythmics	0	1	0.18723355	0.11831616	0.21914435	0.17460136	0.08962278	0.2110818
22	Emergency	6	Antiarrhythmics	0	1	0.22480907	0.20370941	0.16903364	0.16506907	0.04090323	0.19647557
24	Emergency	7	beta blockers	0	0	0.12703471	0.01007497	0.46676397	0.16456361	0.1709992	0.06056354
25	Elective	3	Antiarrhythmics	1	1	0.01283159	0.08885467	0.29148305	0.27103535	0.07389372	0.26190162
26	Elective	5	Antiarrhythmics	1	1	0.16974492	0.13675851	0.1478964	0.20322969	0.16322599	0.17914449
27	Emergency	6	Antiarrhythmics	1	1	0.31222245	0.06228129	0.00371956	0.10874652	0.39068645	0.12234374
29	Emergency	7	beta blockers	0	0	0.18792264	0.11988377	0.11249541	0.25275376	0.09492868	0.23201573
33	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	0	0.06122813	0.24889662	0.25735895	0.26943875	0.05950721	0.10357033
34	Emergency	3	Antiarrhythmics	0	1	0.22231123	0.24778572	0.09209511	0.11303234	0.17804631	0.14672928
35	Emergency	7	beta blockers	1	0	0.0430114	0.26944992	0.04425491	0.23863469	0.09672223	0.30792685
36	Elective	5	Antiarrhythmics	1	1	0.17377605	0.05182435	0.22667723	0.24220407	0.01941377	0.28610453
37	Elective	3	Antiarrhythmics	0	0	0.24616702	0.22725176	0.07724276	0.21212721	0.08401991	0.15319134
38	Elective	2	beta blockers	1	1	0.1495681	0.23619646	0.25134102	0.14026643	0.09849215	0.12413584
41	Emergency	7	beta blockers	0	0	0.02534149	0.02544194	0.14744383	0.13050485	0.27513968	0.39612822
42	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.19507991	0.16588237	0.17284211	0.0372518	0.23398715	0.19495666
44	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	1	0.10047032	0.28452877	0.29402302	0.08904184	0.22103788	0.01089816
46	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.20626148	0.19250213	0.1930083	0.08620705	0.18117583	0.14084521
47	Emergency	7	beta blockers	0	0	0.29046619	0.00475451	0.26469039	0.0945153	0.24598081	0.09959275
50	Elective	3	Antiarrhythmics	1	1	0.10066534	0.08732059	0.44988832	0.07993966	0.12497724	0.15720885
51	Elective	7	beta blockers	0	1	0.02969185	0.3117651	0.21536053	0.0914634	0.01835348	0.33336563
52	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	0	0.03004073	0.05928088	0.21859262	0.2756487	0.36295203	0.05348504
53	Elective	3	Antiarrhythmics	1	0	0.02869486	0.05441131	0.13836818	0.2129248	0.19819384	0.36740702
54	Emergency	6	Antiarrhythmics	0	1	0.18504096	0.16890595	0.11707968	0.10099835	0.23613555	0.19183951
56	Emergency	6	Antiarrhythmics	1	0	0.0800426	0.32180104	0.30375507	0.10340996	0.09689896	0.09409237
57	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.04682497	0.11126293	0.12536598	0.24010638	0.27021653	0.20622321
59	Elective	3	Antiarrhythmics	1	0	0.23619101	0.08334483	0.07944684	0.04580071	0.36257887	0.19263774
61	Emergency	8	beta blockers	1	0	0.00231457	0.20951646	0.01369391	0.19888943	0.18695653	0.38862911
62	Emergency	9	beta blockers	1	0	0.01338285	0.23738568	0.14043594	0.10919391	0.24941432	0.2501873
63	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.09339484	0.18218825	0.06052489	0.01261888	0.35299171	0.29828142
64	Elective	3	beta blockers	0	1	0.02113416	0.17727162	0.03967078	0.23278114	0.18958529	0.33955701
65	Emergency	3	beta blockers	0	0	0.01595075	0.24772588	0.06661628	0.1615644	0.2725757	0.235567
66	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.03237436	0.20604108	0.09547943	0.08353216	0.17979736	0.4027756
67	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	0	0.07958153	0.14288333	0.03028403	0.19438342	0.28105514	0.27181255
68	Elective	3	beta blockers	0	1	0.08028838	0.0478966	0.01756051	0.16607893	0.2759348	0.41224079
69	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	1	0.04371594	0.13273014	0.04308103	0.25667921	0.19221773	0.33157595
70	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.03164713	0.23329594	0.02011317	0.18429089	0.29161552	0.23903734
71	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.09308538	0.12227473	0.08572273	0.11564971	0.28679087	0.29647659
72	Elective	5	Antiarrhythmics	1	1	0.04645587	0.17492702	0.09115562	0.2201526	0.26752267	0.19978622
73	Elective	5	beta blockers	0		0.02943027	0.1886073	0.18479285	0.02060481	0.25532179	0.32124298
74	Emergency	6	beta blockers	0	1	0.09579425	0.01450611	0.01722228	0.24449692	0.30309077	0.32488968
75	Elective	7	Antiarrhythmics	1	0	0.00419393	0.21378754	0.10388772	0.29116848	0.20091674	0.18604559
76	Emergency	3	Antiarrhythmics	0	1	0.00030907	0.14965511	0.13278778	0.23841711	0.2530533	0.22577764
77	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.00307046	0.12919548	0.03892047	0.42154549	0.0638886	0.34337949
78	Elective	6	beta blockers	1	0	0.02736459	0.15855688	0.01672872	0.39345144	0.14001437	0.26388398

79	Emergency	7	beta blockers	1	0	0.11354928	0.12361447	0.09368688	0.04302484	0.36919643	0.25692809
80	Elective	5	Antiarrhythmics	1	0	0.06866737	0.19146022	0.15625752	0.04402559	0.26502891	0.27456039
81	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	1	0.01106994	0.12210689	0.0798123	0.37176209	0.05368734	0.36156144
82	Emergency	7	beta blockers	0	1	0.02508336	0.20855356	0.16801939	0.17937793	0.23056656	0.1883992
83	Elective	5	Antiarrhythmics	0	0	0.11113163	0.19318788	0.10151218	0.00354949	0.36409811	0.2265207
84	Elective	3	beta blockers	1	1	0.02048828	0.24654762	0.02438367	0.29974349	0.20183037	0.20700657
85	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	0	0.05718296	0.15074566	0.14438631	0.05716217	0.12627154	0.46425137
86	Emergency	7	Antiarrhythmics	0	1	0.00913684	0.17248404	0.20620097	0.09791316	0.25560898	0.258656
87	Elective	2	beta blockers	1	1	0.09522917	0.12130853	0.01437649	0.33119459	0.24619225	0.19169898
88	Emergency	3	beta blockers	1	1	0.08147617	0.28295163	0.02019159	0.06548019	0.25171913	0.29818129
89	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.09029461	0.15125542	0.15335423	0.0085681	0.3427389	0.25378874
90	Elective	7	Antiarrhythmics	1	1	0.06367801	0.1568851	0.09902597	0.28273435	0.26197674	0.13569984
91	Emergency	3	Antiarrhythmics	0	1	0.05940146	0.09858294	0.0464209	0.40436496	0.05214402	0.33908573
92	Emergency	7	beta blockers	1	0	0.04248092	0.21417276	0.16089271	0.15928754	0.2525576	0.17060848
93	Elective	5	Antiarrhythmics	0	1	0.01812913	0.0528452	0.14710976	0.42255394	0.00084839	0.35851359
94	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	1	0.01786744	0.07877462	0.14757895	0.23696355	0.2742108	0.24460465
95	Elective	6	Antiarrhythmics	1	0	0.04164343	0.17863293	0.1269087	0.24405451	0.29134037	0.11742006
96	Emergency	6	Antiarrhythmics	1	0	0.08153751	0.01366638	0.19123656	0.22881985	0.2315109	0.25322879
97	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.00720595	0.09138074	0.22969188	0.13684846	0.22844313	0.30642985
98	Elective	3	Antiarrhythmics	1	1	0.11049169	0.25462654	0.06357983	0.00269893	0.25160927	0.31699375
99	Elective	8	Antiarrhythmics	0	1	0.06226814	0.17069727	0.20841891	0.02986103	0.17527621	0.35347844
100	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	0	0.04845564	0.05051446	0.19062278	0.31775841	0.05550412	0.3371446
101	Emergency	4	Antiarrhythmics	1	1	0.09796149	0.10726455	0.10397966	0.23978834	0.10703229	0.34397367
102	Elective	2	beta blockers	0	0	0.0065327	0.21801318	0.23880139	0.14114723	0.20744074	0.18806475
103	Elective	2	Antiarrhythmics	0	1	0.03760727	0.30480178	0.05170869	0.16481518	0.19753444	0.24353265
104	Emergency	3	beta blockers	1	1	0.01070514	0.17554564	0.09381947	0.17934437	0.31317018	0.2274152
105	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.06956365	0.01231254	0.22803573	0.23464509	0.159605	0.29583799
106	Elective	7	beta blockers	0	1	0.05930299	0.09184692	0.1983128	0.23030222	0.09708973	0.32314535
107	Emergency	5	beta blockers	1	0	0.06711679	0.15479446	0.20854911	0.09712043	0.23682789	0.23559133
108	Elective	5	Antiarrhythmics	0	1	0.1266284	0.05723761	0.10511429	0.27920771	0.14769463	0.28411736
109	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	1	0.0322734	0.01886797	0.26976313	0.25726233	0.14775521	0.27407796
110	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.14334893	0.0287986	0.10385121	0.28156006	0.12300197	0.31943923
111	Elective	7	Antiarrhythmics	1	0	0.18425697	0.03551704	0.05306221	0.25557546	0.23967009	0.23191823
112	Elective	3	Antiarrhythmics	1	0	0.12133947	0.01301918	0.19339291	0.15147043	0.29941902	0.22135898
113	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.0577685	0.15305155	0.18331548	0.24091665	0.19538414	0.16956368
114	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	1	0.14156788	0.03127454	0.03670636	0.36463785	0.37116514	0.05464823
115	Elective	2	Antiarrhythmics	0	0	0.09603641	0.06978983	0.16658236	0.25687784	0.30160481	0.10910875
116	Elective	5	Antiarrhythmics	0	1	0.00764541	0.2537113	0.18369707	0.19815237	0.10487727	0.25191658
117	Emergency	3	beta blockers	1	0	0.10749108	0.10437267	0.13548039	0.24748913	0.29262726	0.11253947
118	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.0990026	0.17701878	0.11792397	0.15827108	0.15275723	0.29502633
119	Elective	5	beta blockers	1	1	0.11820569	0.18208231	0.04515039	0.22446913	0.19966441	0.23042808
120	Emergency	4	beta blockers	1	0	0.0118358	0.06615582	0.3021636	0.19975777	0.15207644	0.26801057
121	Elective	2	beta blockers	1	0	0.0059975	0.2199543	0.15072784	0.33869882	0.03807256	0.24654898
122	Emergency	2	beta blockers	1	0	0.0660753	0.18576945	0.14564171	0.20331082	0.07824091	0.3209618
123	Emergency	3	beta blockers	1	1	0.05483985	0.0749992	0.25662947	0.20828782	0.06391654	0.34132712
124	Elective	2	beta blockers	0	1	0.04810508	0.13467967	0.24697785	0.15542215	0.21147453	0.20334072
125	Elective	7	beta blockers	0	0	0.22301317	0.0944311	0.01341944	0.11099399	0.2590546	0.2990877
126	Emergency	5	beta blockers	0	1	0.01651602	0.25287175	0.18337558	0.15423837	0.26548459	0.12751369
127	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.01671772	0.12773189	0.24616922	0.31186156	0.06223294	0.23528667
128	Elective	7	Antiarrhythmics	0	1	0.08797848	0.20450174	0.04245453	0.29374327	0.11006705	0.26125494
129	Elective	5	Antiarrhythmics	1	1	0.10127834	0.18989223	0.0564742	0.26012803	0.21276726	0.17945995
130	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	0	0.05696848	0.17592253	0.11412105	0.35453527	0.13006585	0.16838682
131	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	0	0.09236751	0.24828137	0.12430596	0.04200998	0.22952697	0.26350821
132	Elective	5	Antiarrhythmics	1	0	0.19428204	0.03433742	0.10665351	0.18159394	0.23174249	0.2513906
133	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	1	0.00792184	0.11271874	0.32545776	0.13189373	0.10931693	0.31269099
134	Elective	2	Antiarrhythmics	0	1	0.10367247	0.20190842	0.15528507	0.04809205	0.21878066	0.27226133

135	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	0	0.10451328	0.19999576	0.09720101	0.17149124	0.21290297	0.21389573
136	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.18779216	0.11270924	0.05004295	0.16270526	0.24987034	0.23688007
137	Elective	4	Antiarrhythmics	0	0	0.19651533	0.05831946	0.06433057	0.22532036	0.21067396	0.24484033
138	Elective	2	beta blockers	0	1	0.19099333	0.01810998	0.05421739	0.35151053	0.04275462	0.34241415
139	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.01503022	0.17606309	0.16959157	0.11247716	0.31269042	0.21414754
140	Emergency	3	beta blockers	1	1	0.15058311	0.03311099	0.19773471	0.14547089	0.22922154	0.24387877
141	Elective	2	beta blockers	1	1	0.02876102	0.07317787	0.32258652	0.20294354	0.02380238	0.34872867
142	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	1	0.09431644	0.05861717	0.23204689	0.20854395	0.24148158	0.16499398
143	Elective	5	Antiarrhythmics	0	1	0.04257919	0.20789158	0.20205032	0.19033823	0.13667577	0.22046491
144	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.19953569	0.05207711	0.08635463	0.20633612	0.22930854	0.22638792
145	Emergency	7	Antiarrhythmics	0	1	0.08329943	0.09827742	0.25198456	0.14624772	0.07655624	0.34363463
146	Elective	5	Antiarrhythmics	1	1	0.03773397	0.32660271	0.1483459	0.02378626	0.18475706	0.2787741
147	Elective	7	Antiarrhythmics	1	0	0.06621293	0.09264601	0.25658443	0.22812145	0.09692999	0.2595052
148	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	0	0.04281154	0.23874376	0.21570713	0.07411216	0.23699222	0.19163319
149	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.07816806	0.07924424	0.2566276	0.21103498	0.118403	0.25652213
150	Elective	2	Antiarrhythmics	1	0	0.09272124	0.17111274	0.15097686	0.19875482	0.22410393	0.16233041
151	Emergency	2	beta blockers	0	1	0.10201406	0.23657397	0.04796673	0.1974473	0.22541726	0.19058067
152	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.02386754	0.19636457	0.23041803	0.23774584	0.13512584	0.17647817
153	Elective	3	beta blockers	1	0	0.02469201	0.05740361	0.09422884	0.17948816	0.34242489	0.30176249
154	Emergency	5	beta blockers	1	0	0.17062111	0.10224185	0.13827193	0.10907718	0.23738977	0.24239816
155	Emergency	6	beta blockers	1	0	0.17110442	0.05976053	0.11058013	0.28764373	0.0905128	0.28039839
156	Elective	5	beta blockers	1	1	0.00376806	0.34273399	0.09960388	0.21914987	0.06706139	0.26768282
157	Emergency	4	beta blockers	0	1	0.04165988	0.17655405	0.26353059	0.10794428	0.22219031	0.18812089
158	Elective	2	beta blockers	0	0	0.06162258	0.16258699	0.14024559	0.39023518	0.08353423	0.16177542
159	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.06981762	0.19440046	0.21506954	0.117442	0.16892847	0.2343419
160	Emergency	3	Antiarrhythmics	0	0	0.0007189	0.20532584	0.18033073	0.43856472	0.04754811	0.12751171
161	Elective	2	Antiarrhythmics	0	1	0.02731186	0.23986988	0.23925453	0.0794519	0.2423798	0.17173204
162	Elective	7	Antiarrhythmics	1	1	0.22512528	0.03505628	0.07905384	0.23766251	0.17967125	0.24343083
163	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.081348	0.09230122	0.26580608	0.22112879	0.07250976	0.26690615
164	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.15363916	0.03537258	0.19809911	0.25667494	0.0603042	0.29591001
165	Elective	7	Antiarrhythmics	1	1	0.02465407	0.18359383	0.21938336	0.03817435	0.30854115	0.22565324
166	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.00155594	0.21067435	0.27447699	0.23660866	0.02278674	0.25389731
167	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	0	0.0313315	0.21960709	0.22783693	0.20760533	0.08750177	0.22611737
168	Elective	3	Antiarrhythmics	0	1	0.18751406	0.13264296	0.08304594	0.14361664	0.2363481	0.2168323
169	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.09800083	0.22214473	0.10176114	0.24191699	0.0623821	0.2737942
170	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	0	0.23699809	0.05928549	0.0509832	0.25231555	0.11822665	0.28219102
171	Elective	2	beta blockers	1	0	0.24073413	0.02491436	0.0885276	0.21690069	0.23580876	0.19311446
172	Emergency	5	beta blockers	1	0	0.10960572	0.11293072	0.22528725	0.22296481	0.01100916	0.31820233
173	Elective	5	beta blockers	1	1	0.09604026	0.15928449	0.18252077	0.2193141	0.17228708	0.1705533
174	Emergency	4	beta blockers	0	1	0.19429282	0.09108232	0.09850201	0.27387026	0.00444411	0.33780848
175	Emergency	2	beta blockers	0	0	0.17487305	0.16714385	0.06326659	0.18639593	0.16915597	0.2391646
176	Elective	2	Antiarrhythmics	1	1	0.11667806	0.26813186	0.09908967	0.04855805	0.19616679	0.27137558
177	Elective	3	Antiarrhythmics	0	0	0.27226989	0.06439687	0.05349025	0.15459965	0.08761894	0.36762439
178	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	1	0.11697869	0.20789282	0.08116542	0.26093213	0.12801743	0.2050135
179	Emergency	7	Antiarrhythmics	0	1	0.17264384	0.11088721	0.16064606	0.13292736	0.17094969	0.25194584
180	Elective	5	Antiarrhythmics	1	0	0.10710059	0.12161523	0.2687268	0.02736842	0.22425806	0.2509309
181	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.14270652	0.08564724	0.20668723	0.19158675	0.17624895	0.19712331
182	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	1	0.28169059	0.04076488	0.0327626	0.23031405	0.11235807	0.30210981
183	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.09466997	0.12225551	0.23646806	0.2228841	0.13330068	0.19042168
184	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	0	0.0827366	0.18721177	0.20515433	0.16426603	0.17391515	0.18671613
185	Emergency	3	beta blockers	1	0	0.19386587	0.04116312	0.18222811	0.18493735	0.17703157	0.22077397
186	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.18598193	0.05873256	0.15579165	0.21604987	0.21903424	0.16440974
187	Elective	2	beta blockers	0	1	0.18237706	0.15234534	0.05946064	0.22459177	0.16961963	0.21160557
188	Emergency	2	beta blockers	0	0	0.20412497	0.11888859	0.05252512	0.14375759	0.37021308	0.11049065
189	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.20557135	0.07680423	0.1281827	0.20057117	0.15845288	0.23041767
190	Elective	3	beta blockers	0	0	0.06445338	0.13846119	0.18880344	0.38746637	0.16638165	0.05443397

191	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.25967062	0.09412052	0.0779073	0.05027281	0.26350489	0.25452385
192	Elective	5	Antiarrhythmics	1	1	0.0860378	0.28057236	0.0039561	0.28138495	0.19810233	0.14994646
193	Emergency	4	Antiarrhythmics	1	1	0.17077255	0.03025721	0.19568538	0.29401864	0.15913578	0.15013044
194	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	1	0.13640587	0.23631741	0.0764002	0.10185939	0.2562076	0.19280954
195	Elective	2	Antiarrhythmics	1	0	0.1654565	0.16735462	0.15690076	0.0446989	0.20501218	0.26057704
196	Elective	3	Antiarrhythmics	0	1	0.0121143	0.21421024	0.20969553	0.33478188	0.17077691	0.05842114
197	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	1	0.2383091	0.07126077	0.04556076	0.26134573	0.24553579	0.13798785
198	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	0	0.19741511	0.14503772	0.04914651	0.22219981	0.20776259	0.17843825
199	Elective	5	Antiarrhythmics	1	0	0.1457347	0.15263509	0.11032565	0.30868753	0.07965807	0.20295895
200	Emergency	5	beta blockers	1	0	0.13068588	0.21259226	0.10437936	0.15458434	0.21607331	0.18168485
201	Elective	7	Antiarrhythmics	1	1	0.2414829	0.09200069	0.07051681	0.22826536	0.08833434	0.27939991
202	Emergency	5	beta blockers	0	1	0.13150027	0.23150166	0.11734541	0.02776626	0.30109881	0.1907876
203	Emergency	7	Anticholinergic	0	0	0.20384673	0.17589947	0.03741982	0.20402489	0.10371122	0.27509787
204	Elective	3	beta blockers	1	1	0.05361499	0.08669069	0.38709249	0.05371172	0.10597788	0.31291223
205	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	0	0.06842934	0.13121438	0.26953714	0.18680682	0.21662365	0.12738866
206	Elective	2	beta blockers	0	1	0.13252173	0.05416024	0.29934523	0.20374073	0.01017111	0.30006096
207	Emergency	2	ACE inhibitors	1	1	0.24802679	0.04384032	0.18665764	0.01889991	0.19095318	0.31162217
208	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.18353197	0.18443724	0.02750833	0.17399449	0.28102532	0.14950264
209	Elective	4	beta blockers	1	1	0.34006917	0.03667919	0.01409877	0.14510305	0.16750981	0.29654001
210	Elective	2	beta blockers	1	1	0.12626904	0.18165562	0.15305702	0.19922608	0.14100701	0.19878523
211	Emergency	2	beta blockers	0	1	0.13953041	0.06467147	0.23185393	0.12555638	0.16539735	0.24587054
212	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	0	0.23699594	0.15612729	0.08630852	0.22085625	0.10913566	0.24266415
213	Elective	2	Antiarrhythmics	0	1	0.22700731	0.08048041	0.14160261	0.19478033	0.13375523	0.23767353
214	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	1	0.20560213	0.08863237	0.19319485	0.19385849	0.0939253	0.24360813
215	Elective	5	Antiarrhythmics	1	0	0.11521158	0.11436062	0.21529889	0.07200538	0.05370442	0.40948987
216	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.13656433	0.08213039	0.20011719	0.18917565	0.17902885	0.29917668
217	Emergency	7	beta blockers	1	0	0.08177303	0.23854589	0.10455781	0.22070607	0.11744965	0.23500737
218	Elective	5	Antiarrhythmics	1	1	0.10723251	0.0414783	0.23973312	0.23747188	0.093027	0.24939927
219	Emergency	7	Anticholinergic	0	1	0.16048701	0.08858966	0.23992897	0.1166977	0.23226427	0.14122673
220	Elective	5	beta blockers	0	0	0.11571526	0.07448264	0.23728711	0.18192678	0.11772573	0.2720121
221	Emergency	4	beta blockers	1	1	0.10697387	0.2244811	0.15059817	0.17606876	0.11815791	0.26060151
222	Emergency	2	beta blockers	0	0	0.15926888	0.1351314	0.12616964	0.19885621	0.16100772	0.22032841
223	Elective	2	beta blockers	0	1	0.08780193	0.21751272	0.13428449	0.22661702	0.18529971	0.15051737
224	Elective	3	Antiarrhythmics	1	1	0.14386125	0.10829752	0.18844512	0.18628459	0.15313247	0.21056653
225	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	1	0.13704427	0.07685776	0.21221839	0.34515803	0.13780177	0.1325061
226	Emergency	7	beta blockers	1	1	0.15669558	0.07383004	0.21977523	0.16772658	0.13704857	0.19433502
227	Elective	5	Antiarrhythmics	1	1	0.19770929	0.12143454	0.25544837	0.11139048	0.10154549	0.15708084
228	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.1263119	0.09370798	0.21532203	0.13929481	0.22083589	0.12826755
229	Emergency	7	beta blockers	1	0	0.10797118	0.05914571	0.20181189	0.289843	0.20473758	0.21782035
230	Emergency	5	beta blockers	0	1	0.15692285	0.07460931	0.21586231	0.15495042	0.14730403	0.12654447
231	Elective	7	Anticholinergic	1	1	0.13575481	0.07410458	0.21772765	0.02483857	0.05744225	0.09433969
232	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	0	0.17948816	0.34242489	0.30176249	0.02469201	0.05740361	0.09422884
233	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.08018935	0.14420646	0.25007489	0.09557739	0.14936821	0.18133558
234	Elective	2	Antiarrhythmics	1	0	0.17359846	0.18722533	0.21910013	0.03439507	0.05905346	0.09765406
235	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	1	0.17706063	0.33822635	0.27756121	0.15216691	0.32002163	0.01303625
236	Elective	5	Antiarrhythmics	0	1	0.15860637	0.13958597	0.16279428	0.04712053	0.07565842	0.09773202
237	Emergency	3	beta blockers	0	0	0.17205411	0.19455057	0.10240305	0.04721081	0.07173892	0.10814004
238	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.17965431	0.3411172	0.30111055	0.05730075	0.23342539	0.16891211
239	Elective	4	beta blockers	0	0	0.16736418	0.24608086	0.30500132	0.11482009	0.11036374	0.18323059
240	Elective	2	beta blockers	0	1	0.21392858	0.2424651	0.22463434	0.18096957	0.06035667	0.09735371
241	Emergency	2	Anticholinergic	1	1	0.15998726	0.08987694	0.29230578	0.04018041	0.08170974	0.12466374
242	Emergency	3	beta blockers	1	1	0.23615532	0.15926034	0.08970572	0.02686338	0.0581509	0.09694686
243	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	1	0.22152199	0.19620546	0.19893033	0.06075699	0.12693522	0.14969977
244	Elective	7	beta blockers	1	1	0.22280133	0.20003795	0.22849899	0.07863557	0.06337818	0.15690253
245	Emergency	5	ACE inhibitors	0	1	0.11987749	0.26421637	0.25127051	0.01461491	0.04409881	0.27059468
246	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.1753199	0.32147876	0.26475922	0.16623236	0.16938557	0.27812466

247	Emergency	7	beta blockers	0	1	0.08295038	0.27716716	0.10622196	0.04515131	0.06834517	0.10474484
248	Elective	5	beta blockers	1	1	0.15800399	0.2573652	0.28570496	0.24315864	0.02020793	0.23277726
249	Emergency	7	beta blockers	1	0	0.19239007	0.12831834	0.2724497	0.02589824	0.08030469	0.09175368
250	Elective	3	Antiarrhythmics	1	0	0.11712252	0.24610328	0.3167294	0.12012897	0.09680035	0.21082091
251	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.12289829	0.29490273	0.18218411	0.0290224	0.08471311	0.16264011
252	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	1	0.18278813	0.26588301	0.14910752	0.09412079	0.124961	0.14193473
253	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	1	0.16818495	0.34199344	0.28141311	0.21552316	0.25772007	0.04479866
254	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	0	0.16225253	0.20330976	0.17233909	0.05393386	0.08254734	0.11441532
255	Emergency	3	beta blockers	1	1	0.18362287	0.23097731	0.09785858	0.11964677	0.08120562	0.1045673
256	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	0	0.20278424	0.20103089	0.26219098	0.08461283	0.09929457	0.13452346
257	Emergency	6	Anticholinergic	0	1	0.19872405	0.31351352	0.30281749	0.03047283	0.08884832	0.09477395
258	Elective	5	beta blockers	1	1	0.10567802	0.32232045	0.24777508	0.07953985	0.1468059	0.10609959
259	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.1185146	0.20159243	0.24080865	0.18870507	0.16189635	0.15740184
260	Emergency	4	beta blockers	1	1	0.20394576	0.29268282	0.28305886	0.12282117	0.13460765	0.10727851
261	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.02636488	0.01207788	0.21370261	0.21733538	0.13213064	0.25087439
262	Elective	2	Antiarrhythmics	1	0	0.07443501	0.13271976	0.24707962	0.08983856	0.14192283	0.17428348
263	Emergency	3	Antiarrhythmics	0	1	0.00911242	0.00232403	0.21307752	0.19460861	0.27784839	0.30302902
264	Elective	2	beta blockers	1	1	0.05620213	0.05267384	0.21336758	0.19448698	0.14123249	0.19686432
265	Emergency	7	Antiarrhythmics	0	1	0.10961948	0.20794599	0.08849915	0.18568651	0.29837691	0.21353935
266	Elective	5	Antiarrhythmics	1	0	0.13897407	0.101786	0.15367979	0.19886565	0.27176057	0.28249954
267	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.07423949	0.07114561	0.15707026	0.20054239	0.21452034	0.24463624
268	Emergency	7	beta blockers	1	0	0.10491004	0.06668932	0.20579846	0.12424912	0.25562267	0.2344438
269	Elective	5	Anticholinergic	1	1	0.09260239	0.02217174	0.27597029	0.18039526	0.22545925	0.27401954
270	Elective	7	Antiarrhythmics	0	0	0.04198426	0.01934778	0.20280876	0.30161729	0.09190059	0.12743642
271	Emergency	3	Antiarrhythmics	0	0	0.02550009	0.00507919	0.22170505	0.11262817	0.19021669	0.25298495
272	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.02899602	0.01574511	0.20200986	0.16053718	0.11828132	0.26393382
273	Elective	2	Anticholinergic	0	1	0.20436109	0.0661426	0.13807745	0.17680845	0.26532792	0.28634054
274	Emergency	2	beta blockers	0	1	0.156988	0.06064407	0.19088442	0.17874556	0.19641086	0.28009964
275	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.02800248	0.06243166	0.21222096	0.06051299	0.10351741	0.43173028
276	Emergency	3	beta blockers	1	0	0.10869489	0.12722959	0.06108184	0.19235458	0.25263927	0.30335875
277	Elective	5	ACE inhibitors	0	1	0.06900511	0.25830973	0.08872619	0.19565493	0.27297529	0.29847419
278	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.1002133	0.03485377	0.24323879	0.19709767	0.27273287	0.30270655
279	Emergency	4	beta blockers	0	1	0.16861887	0.09388579	0.26203172	0.17350378	0.28414447	0.2708482
280	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.00910188	0.00305046	0.2143305	0.17487508	0.12085025	0.27771411
281	Elective	2	beta blockers	1	1	0.06583719	0.17628065	0.15897937	0.13866098	0.23045118	0.3075371
282	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	0	0.11535632	0.12338948	0.09936043	0.18841787	0.24991239	0.2621754
283	Elective	2	Antiarrhythmics	1	1	0.0465346	0.32645644	0.06952399	0.19587664	0.27780527	0.29444507
284	Elective	7	Antiarrhythmics	1	0	0.062768	0.0617701	0.18618119	0.17632313	0.21461928	0.23193359
285	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.18478019	0.18417055	0.01391001	0.19509589	0.2774076	0.30247974
286	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	0	0.16574912	0.05432702	0.22289004	0.18284576	0.24214428	0.26956247
287	Elective	7	beta blockers	0	0	0.28151024	0.18583069	0.30692463	0.19371942	0.2768554	0.30189236
288	Elective	5	Antiarrhythmics	1	1	0.02612964	0.27488537	0.19274324	0.18907171	0.27378209	0.2867378
289	Emergency	7	Anticholinergic	1	1	0.04063085	0.02321311	0.16525931	0.19811701	0.27691007	0.30032534
290	Emergency	3	beta blockers	0	1	0.28397818	0.07327946	0.20379355	0.19057742	0.26752063	0.28713459
291	Elective	5	beta blockers	0	1	0.14207308	0.09149341	0.21705947	0.19892084	0.09013848	0.16912987
292	Emergency	2	beta blockers	1	0	0.17465429	0.21504758	0.23391881	0.06308559	0.06393184	0.10778193
293	Elective	5	beta blockers	1	0	0.13131267	0.13298441	0.21383022	0.19456504	0.22890644	0.26499606
294	Emergency	4	Antiarrhythmics	0	1	0.17324138	0.17781591	0.21408849	0.19443805	0.08626629	0.15414989
295	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	1	0.1716867	0.18678815	0.20051469	0.16712891	0.32652029	0.0162467
296	Elective	2	beta blockers	0	1	0.1600451	0.12946639	0.16168087	0.2029648	0.1185452	0.14773647
297	Elective	3	Anticholinergic	1	0	0.17290627	0.17715631	0.19321652	0.20303349	0.15914605	0.19771136
298	Emergency	2	beta blockers	0	1	0.19414498	0.15011876	0.20387076	0.14515149	0.13963545	0.15963354
299	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	1	0.15506599	0.09744779	0.26872828	0.17727887	0.10756778	0.18489323
300	Elective	5	beta blockers	0	1	0.22994677	0.14294841	0.15926248	0.23037236	0.07950097	0.13846602
301	Emergency	5	ACE inhibitors	1	0	0.15665998	0.03968234	0.2835085	0.18661525	0.09414824	0.16200101
302	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	1	0.19178096	0.17154334	0.17695167	0.16806926	0.09816669	0.22940955

303	Emergency	5	beta blockers	1	0	0.24362127	0.09493022	0.13138462	0.18300289	0.1032941	0.16290309
304	Emergency	7	beta blockers	1	1	0.25359851	0.09876458	0.17638949	0.1944313	0.08626384	0.15416522
305	Elective	3	beta blockers	0	0	0.08962258	0.19659792	0.21093598	0.16011983	0.07581435	0.21369609
306	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	0	0.16662051	0.17688494	0.16313385	0.18830018	0.16124962	0.26780396
307	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	1	0.13398452	0.21324079	0.16355512	0.20985735	0.13250909	0.17884556
308	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	1	0.12262099	0.07673427	0.23520029	0.23283411	0.06298637	0.1923345
309	Elective	5	Antiarrhythmics	0	1	0.18991887	0.12081127	0.25964198	0.16628279	0.12932184	0.13809577
310	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	0	0.02193391	0.0860374	0.3320635	0.19277432	0.08905	0.1645353
311	Emergency	5	beta blockers	1	0	0.16532799	0.18783981	0.20515687	0.05499378	0.1395465	0.29870464
312	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.18499563	0.20228176	0.03190081	0.19382115	0.09112662	0.15599805
313	Emergency	4	Anticholinergic	1	1	0.15570165	0.20012897	0.19319767	0.22798703	0.2499252	0.05609622
314	Emergency	2	beta blockers	0	1	0.1615258	0.16963967	0.15695561	0.18751211	0.1088228	0.16331108
315	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.18338502	0.1836288	0.04569784	0.2193204	0.09471319	0.15016876
316	Elective	3	beta blockers	1	1	0.18943047	0.14443076	0.21807237	0.16497956	0.12671167	0.17119688
317	Emergency	2	beta blockers	1	0	0.17843269	0.17824263	0.21850354	0.03948452	0.09556348	0.09770066
318	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	1	0.10863513	0.23256648	0.20374044	0.15945126	0.16700188	0.13369047
319	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.10972134	0.10353901	0.1898651	0.25873221	0.16826997	0.18174062
320	Elective	5	beta blockers	1	1	0.30277059	0.08394608	0.20344515	0.19231045	0.08916559	0.15223543
321	Emergency	7	Antiarrhythmics	0	0	0.13573898	0.07412423	0.21748391	0.16494405	0.34599523	0.00516899
322	Elective	5	Antiarrhythmics	0	0	0.15945742	0.30778075	0.10206632	0.0599164	0.12997131	0.07179337
323	Emergency	7	beta blockers	1	0	0.09038984	0.16860511	0.11233426	0.18170731	0.30753249	0.17362757
324	Elective	3	beta blockers	0	1	0.16918659	0.20121662	0.17868634	0.17073171	0.2948244	0.0344398
325	Emergency	5	Anticholinergic	1	1	0.15273591	0.29615558	0.03505637	0.16488854	0.34623014	0.00493346
326	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	1	0.15487882	0.17937249	0.10643941	0.18848761	0.30327409	0.04818105
327	Elective	2	Antiarrhythmics	1	0	0.15870721	0.25599468	0.04775237	0.19156696	0.22892118	0.13977585
328	Elective	5	Antiarrhythmics	1	1	0.15609586	0.28594178	0.0453622	0.06429361	0.24159846	0.15899165
329	Elective	3	Antiarrhythmics	1	0	0.14523595	0.13356885	0.20663446	0.16138361	0.26555978	0.08819162
330	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.22916674	0.16866299	0.11255503	0.2014979	0.27861969	0.02764678
331	Emergency	6	beta blockers	0	0	0.15342405	0.21850231	0.10855896	0.12032279	0.2273221	0.17695202
332	Elective	5	beta blockers	0	0	0.18629856	0.24048039	0.05539329	0.16030801	0.19978707	0.15864461
333	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.21310742	0.1690272	0.08494466	0.14148	0.29359051	0.09247065
334	Elective	4	Anticholinergic	0	1	0.19043647	0.22237945	0.08787457	0.15836274	0.17434872	0.15528471
335	Emergency	2	beta blockers	0	1	0.07716798	0.20739617	0.19792655	0.15344475	0.32382422	0.03889343
336	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	0	0.14619299	0.17804274	0.00521696	0.16560146	0.3408795	0.01488413
337	Elective	3	beta blockers	1	0	0.14689778	0.29423783	0.03852773	0.2156289	0.17490847	0.18075548
338	Elective	2	ACE inhibitors	0	1	0.12446984	0.15104019	0.15127021	0.23671381	0.19537823	0.12948554
339	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	1	0.17206376	0.2072707	0.14603517	0.09841081	0.33469554	0.03678947
340	Emergency	5	beta blockers	0	1	0.08580646	0.19507527	0.17743584	0.17015307	0.22426314	0.15142407
341	Elective	5	beta blockers	1	1	0.09792939	0.27378696	0.12811839	0.16410525	0.34498579	0.00686187
342	Emergency	7	beta blockers	1	1	0.18041187	0.21768931	0.02596459	0.16708102	0.32474944	0.03520086
343	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.08020139	0.32466296	0.05553127	0.18605648	0.32470698	0.01581024
344	Elective	5	Antiarrhythmics	1	1	0.15480453	0.24292666	0.07771862	0.16553847	0.24786776	0.1147664
345	Emergency	4	Antiarrhythmics	1	0	0.18278993	0.19345511	0.01497974	0.17924348	0.33000156	0.01466835
346	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	1	0.15634753	0.28484146	0.04478984	0.15179714	0.15596367	0.17037047
347	Elective	2	Antiarrhythmics	0	0	0.20664028	0.25092131	0.14776575	0.08686602	0.19955718	0.05767187
348	Emergency	3	beta blockers	0	0	0.10655347	0.29798234	0.09260672	0.14383888	0.27389948	0.07580366
349	Elective	2	Antiarrhythmics	1	1	0.11880527	0.21304843	0.07436507	0.27171903	0.27566737	0.14564765
350	Emergency	7	Anticholinergic	1	1	0.22842141	0.19108631	0.11654184	0.15503032	0.24658947	0.05917735
351	Emergency	5	beta blockers	0	1	0.13621668	0.07490019	0.21591904	0.23096656	0.22266729	0.12931096
352	Elective	5	beta blockers	0	1	0.17710086	0.3192354	0.28587499	0.21017015	0.20836622	0.12319923
353	Elective	7	beta blockers	1	0	0.07268479	0.05101457	0.184	0.2153797	0.24814452	0.20286105
354	Emergency	5	beta blockers	1	0	0.15909112	0.12597113	0.15789224	0.20092242	0.11081353	0.14927265
355	Emergency	7	Antiarrhythmics	0	1	0.15570618	0.13428378	0.13399964	0.17199029	0.33330323	0.01794811
356	Elective	3	Antiarrhythmics	1	1	0.15606234	0.11487403	0.14586374	0.2312169	0.22549639	0.12648659
357	Emergency	5	beta blockers	0	1	0.16312255	0.14254722	0.1118125	0.21715537	0.19724445	0.16803992
358	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	0	0.16358517	0.11784304	0.15375237	0.08372804	0.23317463	0.16290954

359	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	1	0.14766612	0.07066628	0.23629604	0.19676273	0.18393192	0.17077728
360	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.16056626	0.11551534	0.14544551	0.31423727	0.07049354	0.10132366
361	Emergency	3	beta blockers	0	1	0.15605349	0.11404573	0.14721989	0.10347743	0.17957407	0.24552696
362	Emergency	5	Anticholinergic	1	0	0.17204667	0.12302765	0.13409024	0.17186536	0.12719047	0.23382392
363	Emergency	6	Antiarrhythmics	1	1	0.23432559	0.08901625	0.12438466	0.20605739	0.2236327	0.14564604
364	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.20364375	0.10700989	0.16075005	0.19190369	0.14675609	0.18719734
365	Elective	8	Antiarrhythmics	1	1	0.09199907	0.17984073	0.19461359	0.17559975	0.17746419	0.2142089
366	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	0	0.14746677	0.16520491	0.02522602	0.22455259	0.21952638	0.15287888
367	Emergency	4	Antiarrhythmics	0	0	0.11744348	0.18560139	0.11724159	0.22489392	0.19083569	0.16333409
368	Elective	2	beta blockers	1	1	0.14963741	0.10544527	0.15749623	0.31554319	0.03202154	0.26695929
369	Emergency	2	Anticholinergic	0	1	0.18720608	0.10935868	0.24860346	0.19843031	0.24233522	0.11607664
370	Elective	3	beta blockers	0	1	0.11031205	0.10335426	0.20675855	0.19215375	0.15213237	0.23080922
371	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	0	0.13280962	0.17801025	0.13903845	0.1152569	0.1774736	0.24039375
372	Emergency	7	beta blockers	1	0	0.16613571	0.14514799	0.10424507	0.19690242	0.21372063	0.17501901
373	Elective	5	ACE inhibitors	0	1	0.11649541	0.19619892	0.11619318	0.23262779	0.25787765	0.07170788
374	Elective	5	Antiarrhythmics	1	1	0.15708699	0.14643461	0.1414461	0.20547835	0.20710939	0.15225054
375	Emergency	7	beta blockers	0	1	0.15748098	0.11825999	0.13943887	0.34287311	0.14279789	0.12934519
376	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.2141687	0.07945289	0.21507611	0.21984433	0.21418029	0.13397327
377	Elective	7	beta blockers	1	1	0.1781452	0.1273928	0.1739712	0.0664837	0.11854759	0.10039339
378	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	0	0.10567137	0.18801771	0.16350853	0.17066606	0.22914297	0.1209358
379	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.04393279	0.02571711	0.16349244	0.23303721	0.22589577	0.12817239
380	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	0	0.28251001	0.08569814	0.19316626	0.21655542	0.21299958	0.12371475
381	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	1	0.17095491	0.17328553	0.07401099	0.22090449	0.10920436	0.24260918
382	Elective	5	Antiarrhythmics	0	0	0.17469017	0.24698569	0.1730944	0.10299737	0.10725224	0.14260268
383	Emergency	4	beta blockers	0	0	0.14959081	0.15077145	0.09227045	0.19592104	0.26384153	0.29011374
384	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	1	0.17156054	0.17450753	0.10940065	0.19699711	0.10796427	0.16711914
385	Elective	2	Anticholinergic	1	1	0.16063986	0.24299633	0.05186152	0.18736922	0.24737926	0.11855896
386	Emergency	3	beta blockers	0	1	0.15662205	0.11706786	0.14316429	0.20553704	0.17390132	0.2023733
387	Elective	2	beta blockers	0	1	0.17099004	0.17338461	0.07386777	0.20453667	0.17189143	0.20532948
388	Emergency	7	beta blockers	1	0	0.18327043	0.15972131	0.11757802	0.10922813	0.21250174	0.18202921
389	Emergency	5	beta blockers	1	0	0.15013133	0.07735707	0.23754201	0.18924126	0.16014555	0.21104478
390	Elective	5	Antiarrhythmics	0	1	0.21496083	0.14946077	0.10758442	0.25738797	0.12127059	0.15643253
391	Elective	7	Antiarrhythmics	1	1	0.15674148	0.04182292	0.26789644	0.19410006	0.17263089	0.20954692
392	Emergency	5	beta blockers	1	0	0.20587039	0.16432334	0.08036139	0.18221444	0.13936516	0.23124841
393	Emergency	7	Antiarrhythmics	0	1	0.22849391	0.11055599	0.10499446	0.17441793	0.18562111	0.21017263
394	Elective	3	Antiarrhythmics	1	1	0.18782951	0.15817333	0.09476178	0.164673	0.09218175	0.23692101
395	Elective	5	beta blockers	0	1	0.13648395	0.18284661	0.1211456	0.07234801	0.07769878	0.38980652
396	Emergency	2	beta blockers	1	0	0.15812064	0.17369132	0.03803136	0.1956953	0.1783979	0.25336796
397	Emergency	2	Anticholinergic	1	1	0.12346451	0.21936221	0.07837169	0.21237665	0.16653312	0.19962357
398	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.12078677	0.07308913	0.19746658	0.23791089	0.12663373	0.22730066
399	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	1	0.18307503	0.13855877	0.17853554	0.12736059	0.24286126	0.14017913
400	Elective	5	Antiarrhythmics	0	0	0.1265898	0.14728801	0.14716723	0.18281627	0.133643	0.25781393
401	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	0	0.16755475	0.17807693	0.07643392	0.04646513	0.14699307	0.31043101
402	Emergency	4	Antiarrhythmics	1	1	0.17823199	0.18833109	0.0491036	0.19177716	0.18975599	0.20280452
403	Emergency	2	Anticholinergic	0	1	0.08665712	0.28566234	0.06757683	0.21365396	0.20489755	0.15322831
404	Elective	2	beta blockers	0	1	0.16388394	0.16996093	0.10860526	0.18668812	0.17513833	0.19905196
405	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	0	0.17215474	0.17430704	0.06894931	0.33686813	0.14128997	0.13564705
406	Emergency	2	beta blockers	1	0	0.19292482	0.13192099	0.13729761	0.1733008	0.15662548	0.19007503
407	Elective	7	ACE inhibitors	0	1	0.19081537	0.17576574	0.11520692	0.06236565	0.10945236	0.11444319
408	Elective	5	Antiarrhythmics	1	1	0.14835846	0.19356543	0.09234292	0.14304115	0.22208232	0.13124826
409	Emergency	5	beta blockers	0	1	0.05336908	0.03747944	0.15564849	0.21495651	0.17853824	0.20552297
410	Emergency	7	beta blockers	1	1	0.18907439	0.16107513	0.09082183	0.1534574	0.1551641	0.12280288
411	Elective	5	beta blockers	1	0	0.18278121	0.1145668	0.20456195	0.16708713	0.15045191	0.21851168
412	Emergency	7	Antiarrhythmics	0	1	0.19178871	0.24561039	0.25349642	0.04222451	0.15204395	0.13438325
413	Elective	3	Antiarrhythmics	1	1	0.04085	0.02364814	0.21066598	0.07961866	0.24152444	0.19093879
414	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.17850894	0.17083643	0.21151369	0.07959292	0.21062449	0.16692762

415	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	0	0.16190457	0.26828402	0.06317907	0.0760261	0.25380176	0.14102369
416	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	1	0.17465878	0.12221343	0.16536444	0.12232517	0.23116527	0.15337783
417	Emergency	5	beta blockers	1	0	0.1804056	0.16290875	0.10738107	0.0971624	0.21764286	0.17907948
418	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	1	0.20590007	0.13454333	0.19812485	0.05750717	0.23453968	0.16938489
419	Elective	5	Anticholinergic	0	0	0.15985419	0.06332909	0.27855466	0.08642994	0.20503153	0.18535182
420	Emergency	4	beta blockers	0	0	0.22848917	0.13174603	0.16881678	0.19354887	0.14502326	0.13323908
421	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.19879806	0.11948392	0.21096743	0.09600384	0.18688648	0.2358503
422	Emergency	2	beta blockers	0	1	0.21873967	0.14346041	0.15205278	0.11622027	0.15715486	0.22282477
423	Elective	3	beta blockers	1	0	0.20859846	0.13163409	0.19370244	0.10434105	0.21732148	0.21811394
424	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	1	0.24822611	0.10279163	0.17883744	0.06845265	0.21616622	0.17792161
425	Elective	7	Antiarrhythmics	1	1	0.07185911	0.20047845	0.21021393	0.05733883	0.23391005	0.17035392
426	Emergency	5	beta blockers	0	1	0.16147233	0.16377849	0.05436127	0.09083409	0.22179837	0.20427163
427	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.19241864	0.14809453	0.18659458	0.20329342	0.16894186	0.19188157
428	Elective	4	Antiarrhythmics	1	1	0.13784333	0.06967801	0.22804279	0.15051203	0.15562337	0.20960567
429	Emergency	2	beta blockers	1	0	0.20019716	0.12234063	0.23131225	0.04744845	0.28270368	0.11360371
430	Elective	2	beta blockers	1	1	0.10330509	0.10501858	0.27319286	0.11393085	0.17905802	0.22142997
431	Emergency	3	Anticholinergic	0	0	0.17233694	0.17764768	0.17661196	0.04453065	0.17327762	0.27028609
432	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	0	0.19312029	0.17758902	0.08930327	0.10295611	0.22446157	0.18094006
433	Elective	7	Antiarrhythmics	1	1	0.20044982	0.14153634	0.19352454	0.22737546	0.27508045	0.04461248
434	Elective	5	Antiarrhythmics	0	1	0.20441989	0.13554143	0.19629378	0.16265882	0.18061335	0.19108536
435	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.19228566	0.16778442	0.07573525	0.15585015	0.20211823	0.15590515
436	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	0	0.20591142	0.13450465	0.19814288	0.15103659	0.14582963	0.17922476
437	Elective	5	Anticholinergic	1	0	0.24039267	0.157937	0.24702589	0.04329554	0.15798819	0.12821918
438	Emergency	7	beta blockers	0	1	0.1503701	0.18646397	0.1958376	0.10843427	0.23244871	0.13356777
439	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	1	0.0441898	0.0256007	0.16441789	0.06170403	0.23470261	0.16999664
440	Emergency	5	beta blockers	0	1	0.24557313	0.11335917	0.19999068	0.11168136	0.18424795	0.13312085
441	Emergency	2	ACE inhibitors	1	1	0.14059413	0.03383274	0.31157051	0.22052428	0.10929524	0.24253048
442	Elective	2	Antiarrhythmics	1	1	0.15915559	0.18085076	0.30719418	0.08715302	0.0941063	0.15590928
443	Emergency	5	beta blockers	1	0	0.06587864	0.01581882	0.25583936	0.1724856	0.19630495	0.25787591
444	Emergency	3	beta blockers	1	1	0.15477934	0.09618025	0.26959004	0.17761946	0.10714497	0.18428302
445	Elective	5	beta blockers	1	0	0.14414894	0.11000422	0.23150227	0.16220969	0.28457304	0.06856844
446	Emergency	6	Antiarrhythmics	1	1	0.1487672	0.07646365	0.22443683	0.1913757	0.17743317	0.17770229
447	Elective	5	Antiarrhythmics	0	0	0.16351274	0.13896129	0.13254063	0.16771339	0.14361356	0.21908891
448	Emergency	4	Antiarrhythmics	0	0	0.15853263	0.06128516	0.28086308	0.08444227	0.20705942	0.18425453
449	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	1	0.14062392	0.03358769	0.31214478	0.155684	0.13437578	0.22358383
450	Elective	2	Antiarrhythmics	1	1	0.15165763	0.04291529	0.29495286	0.30233074	0.06995619	0.11220994
451	Elective	3	beta blockers	0	1	0.15416625	0.02731461	0.29141021	0.15216165	0.13732722	0.22510526
452	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	1	0.22891756	0.14581215	0.10533772	0.15581949	0.13171804	0.2266888
453	Emergency	7	Anticholinergic	1	0	0.20865205	0.06284264	0.19643805	0.13619783	0.16724269	0.22254557
454	Elective	5	beta blockers	1	0	0.15960949	0.04453721	0.28933255	0.15467268	0.08229565	0.24140809
455	Emergency	5	beta blockers	0	1	0.08147361	0.17646697	0.22501599	0.13344466	0.11892085	0.26185424
456	Emergency	7	beta blockers	1	1	0.14370115	0.11442919	0.13481817	0.16868442	0.15597168	0.25779628
457	Emergency	5	beta blockers	0	1	0.14053974	0.03387554	0.31186554	0.21948642	0.16158737	0.194428
458	Elective	7	Antiarrhythmics	1	0	0.13784795	0.03372338	0.30723901	0.31461347	0.01516986	0.28141582
459	Emergency	3	Antiarrhythmics	0	1	0.16973684	0.07460454	0.28881909	0.10301087	0.21994891	0.15231835
460	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.07820888	0.05430239	0.32662679	0.16574033	0.12640674	0.25210518
461	Elective	2	Antiarrhythmics	0	1	0.10559206	0.22899535	0.16282109	0.13392534	0.13649525	0.24069753
462	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.16141383	0.11223649	0.17875162	0.16821598	0.17366156	0.21108142
463	Elective	4	beta blockers	1	1	0.06525279	0.28026989	0.11121149	0.17030525	0.16110594	0.18909253
464	Emergency	2	beta blockers	1	0	0.14198374	0.04417829	0.29836653	0.16517576	0.17536839	0.1942987
465	Emergency	2	Anticholinergic	1	1	0.14672601	0.05421638	0.27135867	0.3222378	0.13801178	0.14233155
466	Elective	3	Antiarrhythmics	0	0	0.19335493	0.0589559	0.25785232	0.15400531	0.13854597	0.20735578
467	Elective	2	Antiarrhythmics	0	0	0.21148437	0.10985717	0.3098033	0.09345041	0.11511135	0.15894228
468	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	1	0.06222887	0.21941067	0.22784565	0.14829917	0.16403448	0.19114249
469	Elective	5	Antiarrhythmics	0	1	0.12991047	0.0325316	0.29611092	0.30101725	0.23274943	0.20919304
470	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.14729535	0.03541649	0.30781055	0.14612965	0.15191027	0.11482153

471	Emergency	7	beta blockers	1	0	0.17440624	0.09195725	0.19103704	0.28619882	0.07817073	0.14706747
472	Elective	5	Anticholinergic	1	0	0.24312103	0.157737	0.15925884	0.06458484	0.05815743	0.09502652
473	Emergency	7	beta blockers	0	1	0.07826946	0.03813924	0.19147371	0.2832277	0.12385597	0.15761224
474	Elective	3	Antiarrhythmics	1	1	0.24048702	0.13646733	0.14907156	0.21403288	0.08257719	0.14559754
475	Emergency	5	beta blockers	0	1	0.22298889	0.17896812	0.10629086	0.21093707	0.26118736	0.03350306
476	Emergency	2	ACE inhibitors	1	1	0.2365522	0.12633491	0.13838944	0.24608348	0.1977398	0.12198063
477	Elective	2	Antiarrhythmics	1	1	0.21583396	0.14898571	0.10825393	0.25617889	0.12242864	0.15755114
478	Elective	5	beta blockers	1	0	0.2304836	0.13149906	0.16622912	0.1825364	0.15226954	0.13616505
479	Emergency	3	beta blockers	1	1	0.22765954	0.1071653	0.17653219	0.19249063	0.11820721	0.19563028
480	Emergency	5	beta blockers	1	0	0.25312724	0.12869501	0.13685028	0.31827695	0.06295127	0.10009925
481	Elective	6	Antiarrhythmics	1	1	0.17262677	0.0450583	0.26260221	0.2796951	0.08370318	0.12627593
482	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	0	0.24359982	0.14505056	0.10672864	0.25297834	0.07920904	0.16503443
483	Elective	5	Antiarrhythmics	1	0	0.25399498	0.09216205	0.1226907	0.27389792	0.09517997	0.12550706
484	Emergency	4	Antiarrhythmics	0	1	0.25332269	0.11662389	0.152787	0.22050392	0.06821918	0.18659152
485	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	1	0.12655815	0.17884459	0.1879862	0.22240437	0.05226505	0.21766657
486	Elective	2	beta blockers	0	1	0.22211969	0.14179892	0.09846401	0.22451186	0.14988878	0.24516971
487	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	0	0.1829685	0.18312748	0.11614451	0.25772143	0.12348026	0.15794364
488	Emergency	2	Anticholinergic	1	1	0.19553913	0.09318319	0.17760001	0.32361925	0.02766447	0.21511129
489	Emergency	7	beta blockers	1	0	0.21293513	0.11487453	0.22654937	0.22748662	0.14785229	0.08882165
490	Elective	5	beta blockers	1	1	0.24484202	0.12696779	0.14381567	0.1795366	0.11741497	0.27147197
491	Emergency	5	beta blockers	0	0	0.17323701	0.20314694	0.13266388	0.18230134	0.10323205	0.20490795
492	Emergency	7	beta blockers	0	0	0.21931733	0.16598717	0.08059166	0.24863616	0.1352936	0.15020728
493	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.12498224	0.25894554	0.09180798	0.28638645	0.14323584	0.07756688
494	Elective	7	Antiarrhythmics	0	1	0.18703407	0.15524598	0.13803954	0.27152639	0.09854821	0.12824315
495	Emergency	3	beta blockers	0	1	0.19290875	0.1784879	0.02707834	0.32165892	0.07139828	0.10338173
496	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.24520342	0.11381702	0.16106348	0.19623653	0.12341052	0.15786464
497	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	0	0.28163896	0.18417806	0.29963473	0.30516898	0.06446454	0.09986129
498	Elective	2	beta blockers	0	1	0.21520653	0.15770479	0.14592612	0.16292853	0.20314027	0.11444346
499	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.24733591	0.12582441	0.13758979	0.31862827	0.23970256	0.20450988
500	Elective	3	Anticholinergic	0	1	0.28720723	0.09861636	0.17740052	0.25156997	0.09762415	0.10405291
501	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.13743104	0.06976103	0.22403202	0.112716	0.1729719	0.24630467
502	Emergency	6	Anticholinergic	1	1	0.17120618	0.23516841	0.29774625	0.07589707	0.13776031	0.19484737
503	Elective	5	beta blockers	1	0	0.0105096	0.00255893	0.21381309	0.10314733	0.18008229	0.24719747
504	Elective	4	Antiarrhythmics	1	1	0.16867547	0.13977896	0.23320423	0.12549103	0.15573472	0.22334659
505	Emergency	2	beta blockers	1	0	0.15434571	0.11449707	0.20700496	0.14451033	0.29185806	0.08359095
506	Emergency	5	ACE inhibitors	1	1	0.15591594	0.10117	0.16830084	0.12234475	0.18635687	0.22794451
507	Elective	4	Antiarrhythmics	0	0	0.16573979	0.1249073	0.14536265	0.13610317	0.17674011	0.2329835
508	Emergency	2	beta blockers	0	0	0.1774507	0.07421805	0.24956991	0.07718789	0.21017785	0.20336412
509	Elective	2	beta blockers	1	1	0.15495011	0.02695151	0.29021006	0.15504984	0.13490715	0.22385775
510	Emergency	3	beta blockers	1	1	0.23303975	0.10782493	0.16822948	0.14653859	0.1553237	0.2166188
511	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	1	0.15512222	0.02687178	0.28994654	0.10226368	0.17913773	0.24665805
512	Elective	7	Antiarrhythmics	0	1	0.18895312	0.08024869	0.20585213	0.13457635	0.13444192	0.25461043
513	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.17399635	0.03745491	0.2573754	0.10618766	0.2092251	0.22588309
514	Elective	5	Antiarrhythmics	1	0	0.21293928	0.06906759	0.22328077	0.12382238	0.13480162	0.24597665
515	Emergency	7	Antiarrhythmics	0	1	0.15316676	0.03093374	0.28808402	0.00454907	0.03126031	0.48205417
516	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.14727019	0.15305436	0.04484016	0.11422264	0.18001263	0.25484916
517	Elective	7	Antiarrhythmics	0	1	0.09246089	0.20896619	0.13485269	0.13153369	0.17476669	0.23361621
518	Elective	3	Anticholinergic	1	0	0.11563956	0.03326313	0.25568693	0.16006781	0.13457365	0.25675283
519	Emergency	5	beta blockers	0	1	0.17971901	0.07887624	0.27700359	0.07935082	0.23152336	0.18125817
520	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.10282158	0.04490664	0.30877801	0.14893503	0.14058772	0.26651352
521	Elective	2	beta blockers	0	1	0.13829842	0.09903114	0.24279651	0.05728951	0.15552745	0.2954346
522	Emergency	5	beta blockers	1	0	0.15793504	0.04321581	0.26533765	0.1719269	0.20495469	0.20457977
523	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	1	0.0604104	0.30090571	0.09115116	0.1176793	0.19058282	0.22239054
524	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.15641546	0.09570938	0.21558571	0.13468853	0.17901822	0.21873393
525	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.16463491	0.07657523	0.2028441	0.27101916	0.15135299	0.16637802
526	Emergency	4	Antiarrhythmics	0	0	0.17851925	0.04279326	0.26833432	0.13445524	0.15714301	0.20220835

527	Elective	2	Antiarrhythmics	0	0	0.2097772	0.09523829	0.29742288	0.06191029	0.13154572	0.1597574
528	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.08878199	0.16971773	0.23829425	0.11627081	0.20422508	0.18470488
529	Emergency	3	beta blockers	0	1	0.04520062	0.02391929	0.16792171	0.10922175	0.1812453	0.24539716
530	Elective	2	Anticholinergic	0	1	0.252687	0.06040854	0.23468064	0.11811622	0.16947303	0.19694183
531	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	0	0.22836613	0.14912083	0.09750174	0.2154389	0.10861582	0.24415829
532	Elective	5	Anticholinergic	1	0	0.22333661	0.2006941	0.1376752	0.05636539	0.06830419	0.13387608
533	Emergency	5	beta blockers	0	1	0.23200037	0.15276944	0.08901303	0.19377387	0.27393907	0.30207121
534	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	1	0.21061983	0.16516951	0.13921537	0.17903091	0.09321963	0.1981237
535	Elective	5	beta blockers	0	1	0.16135341	0.2818605	0.04027805	0.15805877	0.12787704	0.23412359
536	Elective	7	ACE inhibitors	1	1	0.21892299	0.1469393	0.09956278	0.21463387	0.19802937	0.15647702
537	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	1	0.21017438	0.16320524	0.08116266	0.18529095	0.14384803	0.22767619
538	Emergency	5	beta blockers	1	0	0.21165243	0.13853833	0.1774838	0.13888553	0.12728169	0.24345438
539	Elective	2	beta blockers	1	1	0.16001621	0.058236	0.26672291	0.15696059	0.1093349	0.25283854
540	Emergency	2	beta blockers	1	0	0.24889273	0.13596431	0.12346257	0.19981457	0.09244552	0.2179023
541	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.15796717	0.03136042	0.28287476	0.15537238	0.10567626	0.25972848
542	Emergency	3	Antiarrhythmics	0	0	0.23709878	0.15621078	0.08617513	0.15728175	0.10303516	0.26019839
543	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	0	0.24698061	0.11364792	0.10506976	0.13605798	0.15095082	0.24361454
544	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.25073341	0.10876782	0.1606577	0.15679132	0.09758613	0.25755034
545	Emergency	4	Antiarrhythmics	1	1	0.0803824	0.1982818	0.20356007	0.14891956	0.09897388	0.2724657
546	Emergency	2	beta blockers	0	1	0.20676259	0.16212623	0.05888368	0.17666189	0.15790723	0.28957893
547	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	1	0.21005601	0.17472734	0.08570269	0.20938568	0.15204614	0.20514689
548	Emergency	3	Anticholinergic	1	0	0.19573545	0.11925665	0.13442631	0.2749879	0.03566529	0.27802574
549	Elective	2	beta blockers	1	0	0.19849761	0.11362809	0.24903867	0.14393824	0.1279491	0.23826639
550	Emergency	7	beta blockers	0	1	0.06795342	0.09816493	0.27574248	0.16183438	0.10729586	0.26471648
551	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.19896565	0.18831002	0.09779849	0.07111528	0.13408961	0.3004506
552	Elective	5	beta blockers	0	1	0.20897379	0.18187238	0.05245655	0.167183	0.15061568	0.23293275
553	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	0	0.19380464	0.19764931	0.08125864	0.21602251	0.23684917	0.09048214
554	Elective	5	Antiarrhythmics	0	1	0.18181906	0.16373333	0.12267668	0.15992413	0.126045	0.23944592
555	Emergency	7	beta blockers	1	1	0.2065349	0.1730615	0.04313037	0.23561312	0.11759399	0.20667142
556	Emergency	3	Antiarrhythmics	0	1	0.23368644	0.13504244	0.12213588	0.15268091	0.13482287	0.19997659
557	Elective	5	Antiarrhythmics	1	0	0.24765053	0.16325051	0.13703264	0.06063585	0.0976363	0.13289242
558	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.17429781	0.19967803	0.11755948	0.13923486	0.19296096	0.16020213
559	Emergency	2	beta blockers	1	0	0.10442041	0.0663862	0.13888825	0.20915997	0.1485748	0.24323852
560	Elective	5	Anticholinergic	1	1	0.29146047	0.09807965	0.17485619	0.15450308	0.11497085	0.22413314
561	Emergency	3	Antiarrhythmics	0	0	0.14235511	0.07438188	0.21213799	0.11348106	0.21030508	0.2222076
562	Elective	5	Antiarrhythmics	0	0	0.23955372	0.13348003	0.15481725	0.04087207	0.08859801	0.11911511
563	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.23755793	0.07699325	0.12532568	0.18865868	0.27366326	0.29745068
564	Emergency	4	Antiarrhythmics	0	1	0.24716495	0.09075686	0.12722042	0.18682411	0.09760401	0.15997808
565	Elective	2	Antiarrhythmics	0	1	0.18071115	0.23724622	0.05817385	0.12303696	0.25211697	0.16143918
566	Elective	2	beta blockers	1	0	0.16445204	0.11210212	0.14356122	0.11771771	0.21708892	0.21291838
567	Emergency	3	beta blockers	1	0	0.22749512	0.11164726	0.10445382	0.17324887	0.18615403	0.21036062
568	Emergency	2	beta blockers	0	1	0.21139568	0.12861829	0.18911803	0.10146987	0.21837706	0.21512657
569	Elective	7	beta blockers	1	1	0.18596256	0.05308521	0.23502983	0.1264964	0.18360589	0.22202865
570	Elective	5	Anticholinergic	0	1	0.25353211	0.11164927	0.13024363	0.1849312	0.15978889	0.17644214
571	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.1656564	0.03277852	0.27176768	0.10659557	0.21235272	0.22372351
572	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	1	0.24352871	0.12851593	0.09846951	0.12594618	0.17377964	0.23571337
573	Elective	5	beta blockers	1	0	0.25422587	0.0824413	0.11892309	0.10711079	0.21630321	0.22099575
574	Emergency	7	ACE inhibitors	1	1	0.25410201	0.08573254	0.13051817	0.14491195	0.10094157	0.2401625
575	Elective	3	Antiarrhythmics	1	0	0.09421989	0.18594973	0.19887331	0.09404243	0.19280986	0.25421995
576	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.16707182	0.15613617	0.02655678	0.1225543	0.21025711	0.23722336
577	Emergency	2	beta blockers	0	0	0.24960789	0.08717235	0.11802178	0.21672039	0.16300354	0.19506519
578	Elective	2	beta blockers	0	0	0.17204741	0.05709475	0.18632893	0.208282	0.11947811	0.25086593
579	Elective	5	Antiarrhythmics	1	1	0.21350514	0.09976054	0.22019641	0.08466736	0.25177505	0.16990348
580	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	1	0.23347493	0.08203303	0.13780153	0.16898764	0.12749435	0.27270784
581	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.1064268	0.26285673	0.12814795	0.10325033	0.21232277	0.22633415
582	Emergency	6	Antiarrhythmics	0	1	0.20785556	0.16397183	0.05509082	0.13051784	0.21346789	0.21425563

583	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.21113825	0.13565831	0.10760056	0.20707169	0.26395723	0.07790388
584	Elective	5	beta blockers	0	1	0.17805406	0.14921373	0.1344331	0.11950085	0.20843353	0.21484693
585	Emergency	4	Antiarrhythmics	1	1	0.24320106	0.09881443	0.10201561	0.30991794	0.15102418	0.1441352
586	Emergency	2	Anticholinergic	0	1	0.24551789	0.0799106	0.14969985	0.1385152	0.16594648	0.19117669
587	Emergency	2	beta blockers	1	0	0.28260948	0.18539986	0.30484233	0.10607295	0.21464585	0.21925821
588	Elective	3	beta blockers	1	1	0.0882115	0.24273606	0.17160596	0.11362068	0.22035989	0.19333002
589	Emergency	2	beta blockers	1	0	0.23957633	0.07840346	0.12201892	0.30406784	0.24272233	0.20838141
590	Emergency	7	beta blockers	1	1	0.2543068	0.08243716	0.11904798	0.1456773	0.1527297	0.11049012
591	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	0	0.22546205	0.09281816	0.18624047	0.20505315	0.10021982	0.24321027
592	Elective	5	Antiarrhythmics	0	0	0.20368929	0.26286654	0.26082669	0.11209701	0.06708423	0.1957793
593	Elective	7	beta blockers	1	1	0.07129881	0.02684946	0.20374462	0.16467773	0.12418957	0.25976517
594	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.23265309	0.11936964	0.18621589	0.18401481	0.08248781	0.17784378
595	Emergency	7	Antiarrhythmics	0	1	0.2518622	0.10217557	0.17393156	0.16470778	0.34146926	0.00909799
596	Elective	3	beta blockers	1	0	0.22893144	0.1028304	0.16866155	0.2117991	0.18660453	0.15647319
597	Emergency	5	beta blockers	1	0	0.17845011	0.16664584	0.08312405	0.15898916	0.08081659	0.24142539
598	Emergency	2	Anticholinergic	0	1	0.20641636	0.13415603	0.19788959	0.15341921	0.07353835	0.24418971
599	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	1	0.15682576	0.04293176	0.29267735	0.15464273	0.08075339	0.24193592
600	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.25335836	0.11442081	0.15569559	0.23255595	0.06756983	0.17593001
601	Emergency	3	Anticholinergic	1	1	0.23164981	0.08272283	0.20170665	0.11390482	0.15519736	0.24629011
602	Elective	5	beta blockers	1	1	0.24859689	0.11620205	0.14898641	0.15642733	0.0935419	0.25558498
603	Emergency	6	Antiarrhythmics	1	0	0.25410173	0.08574001	0.1305445	0.14489024	0.1010078	0.24015149
604	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.25361208	0.09875124	0.17638313	0.15446842	0.07177711	0.24500802
605	Elective	8	ACE inhibitors	1	0	0.12274314	0.1719787	0.20071436	0.11159565	0.05937196	0.31334171
606	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.23217099	0.11373586	0.14208501	0.17998564	0.16267842	0.29244162
607	Elective	4	beta blockers	0	0	0.1341332	0.21086059	0.11526115	0.17682705	0.10263583	0.22762297
608	Emergency	2	beta blockers	0	0	0.14839916	0.05485326	0.22316742	0.2072727	0.0516192	0.2575267
609	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.20643563	0.10619976	0.24974115	0.12971977	0.12579451	0.20658987
610	Elective	3	Antiarrhythmics	1	1	0.18829253	0.09312499	0.2206745	0.16930643	0.10667543	0.2688343
611	Elective	2	Antiarrhythmics	0	1	0.13795713	0.22839447	0.14103734	0.12451545	0.09092226	0.26327081
612	Emergency	7	Antiarrhythmics	0	1	0.23141377	0.13281856	0.12682724	0.17103296	0.16333672	0.21485685
613	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.21641286	0.14188469	0.15619336	0.21916687	0.23952089	0.07718265
614	Elective	5	Antiarrhythmics	1	0	0.20992168	0.12986176	0.15914676	0.16074088	0.13007637	0.21603718
615	Emergency	7	beta blockers	0	1	0.24027041	0.11555614	0.14451013	0.31063135	0.12553097	0.15206438
616	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.22509509	0.07470176	0.22431637	0.15431984	0.07503709	0.24211015
617	Emergency	7	Anticholinergic	0	1	0.27608167	0.16608756	0.27656671	0.1255694	0.07748923	0.20964646
618	Emergency	3	beta blockers	1	0	0.10248373	0.23415536	0.18602211	0.14686977	0.12461942	0.2027729
619	Emergency	5	beta blockers	0	1	0.10266449	0.04541581	0.16747433	0.20178165	0.12160627	0.23418341
620	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.30390787	0.08131505	0.2006526	0.15371047	0.07879427	0.23331978
621	Emergency	2	beta blockers	0	1	0.13013955	0.08491552	0.21702088	0.02120752	0.03479366	0.46640335
622	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.11566978	0.2586959	0.24770646	0.01549047	0.04525482	0.25527086
623	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	1	0.02404936	0.04985293	0.21240021	0.04831209	0.08765563	0.44344036
624	Emergency	5	beta blockers	1	0	0.13310272	0.18683164	0.21257522	0.07801022	0.05080709	0.35616607
625	Emergency	6	Antiarrhythmics	1	1	0.11932568	0.25691311	0.10706483	0.06907463	0.15863506	0.28926563
626	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	0	0.09759588	0.17416499	0.19035462	0.16045183	0.16438211	0.23810101
627	Elective	8	beta blockers	0	0	0.09618641	0.1938967	0.17635847	0.15425693	0.13606398	0.27549781
628	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.08551507	0.19376104	0.20898231	0.05172244	0.21290379	0.2026835
629	Emergency	4	Anticholinergic	0	1	0.12162729	0.07947459	0.28416262	0.04435768	0.05701106	0.41515895
630	Emergency	2	Anticholinergic	0	1	0.1609202	0.16522956	0.17410338	0.16262434	0.0456018	0.29097405
631	Elective	2	beta blockers	1	0	0.12505797	0.08932256	0.26131116	0.0381607	0.08212681	0.40108321
632	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	0	0.20939985	0.16364665	0.10692241	0.02814093	0.04031518	0.44964766
633	Emergency	2	beta blockers	0	1	0.24149815	0.0906749	0.12528275	0.00951557	0.04085364	0.4691159
634	Emergency	7	ACE inhibitors	1	1	0.17191755	0.14446325	0.19157182	0.07049395	0.04747926	0.37885254
635	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.07144979	0.20067979	0.21025085	0.0022108	0.02772166	0.48768711
636	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.13569308	0.1776623	0.03260329	0.02759832	0.04944762	0.46239256
637	Emergency	7	beta blockers	1	1	0.07158261	0.25252254	0.114623	0.05585937	0.06077144	0.41529426
638	Elective	5	beta blockers	1	0	0.09560286	0.06989987	0.2368231	0.06986606	0.02318503	0.44563951

639	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	1	0.11491753	0.16777996	0.2314056	0.0257488	0.21879029	0.21565761
640	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	0	0.01773547	0.09645063	0.32259202	0.02862942	0.04175241	0.45548643
641	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.08425018	0.23641467	0.1703122	0.02083198	0.08795764	0.39987303
642	Elective	2	Antiarrhythmics	0	0	0.16541818	0.20284119	0.05702147	0.03332885	0.05937476	0.43711021
643	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	0	0.07071857	0.20490659	0.2057503	0.22629169	0.26883578	0.0539935
644	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.07733146	0.19838507	0.20536557	0.15483238	0.16859989	0.21194009
645	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	1	0.17203769	0.18660853	0.03628087	0.04265865	0.04066885	0.44585562
646	Emergency	5	Anticholinergic	0	1	0.12295473	0.15771038	0.21575348	0.10075614	0.10585864	0.28352368
647	Emergency	5	beta blockers	0	1	0.18780908	0.1930668	0.2637064	0.01552196	0.05845709	0.31093839
648	Emergency	4	beta blockers	1	0	0.04522774	0.26095863	0.19856758	0.05389127	0.10917799	0.3396516
649	Emergency	2	beta blockers	0	1	0.06274442	0.14918995	0.19674695	0.22651488	0.18151339	0.28903575
650	Elective	2	beta blockers	1	1	0.30005049	0.08406408	0.20322443	0.00743603	0.03226935	0.47394862
651	Emergency	3	Antiarrhythmics	0	1	0.13802487	0.09639623	0.16968673	0.19410618	0.1681743	0.29039662
652	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	0	0.17832988	0.33660436	0.29147999	0.18074704	0.1808691	0.29698281
653	Emergency	7	beta blockers	1	1	0.02189153	0.01835277	0.1935724	0.18710527	0.19393107	0.30412663
654	Elective	5	Antiarrhythmics	1	0	0.14758224	0.17420793	0.01661422	0.19395829	0.09212718	0.16303339
655	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.15136652	0.27143537	0.02881119	0.18199362	0.21785231	0.24367955
656	Emergency	7	beta blockers	0	0	0.15544289	0.11850116	0.13716991	0.18908683	0.18775551	0.29333176
657	Emergency	5	beta blockers	0	0	0.14922138	0.17390341	0.0132503	0.20216974	0.17363328	0.21818991
658	Elective	7	Anticholinergic	1	1	0.18180483	0.15039892	0.12015514	0.13453924	0.20508933	0.25002232
659	Emergency	3	Antiarrhythmics	0	1	0.14381811	0.11750181	0.12807835	0.16801365	0.15485742	0.25603106
660	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.15095144	0.17187492	0.01036016	0.31214086	0.06864056	0.10959283
661	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	0	0.1514013	0.08666714	0.17379561	0.15216109	0.18278817	0.28083451
662	Elective	2	Antiarrhythmics	1	0	0.16894515	0.16950049	0.02486184	0.16460643	0.12377392	0.27130269
663	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.21375288	0.11666405	0.07602961	0.15671488	0.19688332	0.27311833
664	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.19326134	0.14092883	0.07984339	0.16846787	0.12164809	0.27103141
665	Emergency	4	Anticholinergic	0	1	0.12656461	0.18093291	0.05784564	0.05015322	0.06874951	0.43992025
666	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.14596798	0.17398095	0.00419081	0.18633248	0.18528811	0.30423967
667	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	1	0.10390595	0.22803177	0.0489413	0.20076202	0.17501149	0.25654311
668	Emergency	3	beta blockers	1	0	0.12596539	0.11102791	0.11310657	0.26301254	0.08746288	0.29422992
669	Emergency	2	ACE inhibitors	1	1	0.15084171	0.16725301	0.03135724	0.05385235	0.3101161	0.08981783
670	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	0	0.02908774	0.09231757	0.29118112	0.18455327	0.17521314	0.30015086
671	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.13006846	0.20673447	0.0451084	0.08721951	0.15875732	0.31186079
672	Emergency	5	beta blockers	0	0	0.18306681	0.20150766	0.02306668	0.18588597	0.18665349	0.29787535
673	Emergency	7	beta blockers	0	0	0.08594164	0.27390275	0.04117588	0.20463616	0.22073913	0.20163118
674	Elective	5	Antiarrhythmics	1	1	0.15496231	0.16866007	0.10672944	0.18151382	0.18377528	0.27759366
675	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	1	0.16994681	0.18053874	0.00972525	0.24975287	0.1670307	0.23592394
676	Emergency	3	Antiarrhythmics	0	1	0.21793387	0.08113668	0.20981888	0.18368475	0.1823189	0.29484633
677	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.20579963	0.17959458	0.13659122	0.09926541	0.13499782	0.18629804
678	Elective	2	Antiarrhythmics	1	0	0.07752039	0.24759164	0.11224423	0.1632522	0.20474057	0.22557109
679	Emergency	2	beta blockers	1	0	0.14092961	0.16673555	0.0118954	0.31225424	0.24181116	0.21211854
680	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.30790781	0.08011005	0.2020065	0.18613794	0.18513164	0.30331047
681	Emergency	3	Anticholinergic	1	1	0.08537417	0.22755593	0.11210778	0.22062986	0.1203981	0.23229629
682	Elective	5	beta blockers	0	1	0.16952412	0.33568938	0.28157997	0.2015625	0.15199328	0.1851395
683	Emergency	6	beta blockers	1	0	0.05264143	0.18837016	0.12270105	0.20218739	0.24255133	0.2700373
684	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.10883838	0.23593234	0.13118576	0.20363949	0.11386159	0.16888698
685	Emergency	5	beta blockers	1	0	0.148508	0.29476677	0.03757029	0.21671434	0.17124353	0.18451668
686	Elective	4	Antiarrhythmics	1	1	0.07411885	0.26494698	0.08513179	0.2308729	0.22361066	0.12849129
687	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	0	0.15960388	0.18439991	0.07494682	0.21784233	0.16279755	0.19564567
688	Elective	2	beta blockers	0	0	0.19448601	0.14601647	0.18836274	0.20578856	0.16781916	0.1922666
689	Elective	3	Antiarrhythmics	1	1	0.09837122	0.17806258	0.17199575	0.18044546	0.14493648	0.21226857
690	Elective	2	Antiarrhythmics	0	1	0.23901064	0.13964733	0.13268409	0.22724192	0.15394642	0.18705855
691	Elective	7	beta blockers	0	1	0.12580579	0.11206561	0.21738506	0.17837875	0.16777107	0.21274346
692	Elective	5	beta blockers	1	0	0.1136396	0.24074498	0.0840183	0.17309529	0.11790999	0.24349026
693	Emergency	5	Anticholinergic	1	0	0.17992724	0.15855921	0.10442191	0.17380774	0.1838706	0.20521712
694	Emergency	7	Antiarrhythmics	0	1	0.18333748	0.16469126	0.14043265	0.1944273	0.12692718	0.21393782

695	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.07158388	0.25301832	0.1137085	0.05429384	0.05980701	0.41740677
696	Emergency	7	Antiarrhythmics	0	1	0.10242699	0.22993227	0.05051479	0.20010091	0.17548234	0.25872842
697	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	1	0.07162614	0.26951218	0.08328433	0.21956436	0.16162061	0.19439238
698	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.09980175	0.05213008	0.23239454	0.22720224	0.15054392	0.20090277
699	Emergency	2	beta blockers	1	0	0.10429747	0.22631118	0.13321612	0.0871833	0.28075807	0.0999348
700	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.06963854	0.26351517	0.09139727	0.17608525	0.12064219	0.27487147
701	Elective	5	beta blockers	1	0	0.07545153	0.27012149	0.08997636	0.0653542	0.14810614	0.29773242
702	Elective	3	beta blockers	1	1	0.18026383	0.20633956	0.02700315	0.21770562	0.16372908	0.1946626
703	Emergency	5	beta blockers	0	0	0.04941708	0.33278502	0.06594244	0.22050729	0.169429	0.18391154
704	Elective	5	Anticholinergic	0	0	0.15582379	0.16930631	0.13732687	0.21836323	0.16200811	0.19433367
705	Emergency	4	beta blockers	1	1	0.08492434	0.2595993	0.07509729	0.33347379	0.14128017	0.13708078
706	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	1	0.20504707	0.09771556	0.20888914	0.21113431	0.15966944	0.19252566
707	Emergency	2	beta blockers	0	1	0.19866695	0.21982465	0.21800344	0.14464459	0.13544843	0.15469497
708	Emergency	3	ACE inhibitors	0	1	0.03534964	0.29563747	0.17220025	0.20433806	0.17370306	0.18107094
709	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	0	0.06804236	0.24023798	0.09288583	0.30683347	0.23478056	0.20589262
710	Emergency	7	beta blockers	1	0	0.28977726	0.09480264	0.19341257	0.21367501	0.16090384	0.18768642
711	Emergency	5	beta blockers	0	1	0.10621873	0.04032447	0.24051839	0.23428943	0.09612558	0.24810081
712	Emergency	5	beta blockers	1	0	0.14091794	0.18971846	0.27293465	0.17655487	0.03154775	0.1905381
713	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.07452014	0.02567941	0.23473242	0.23370774	0.19749189	0.29796356
714	Emergency	4	Antiarrhythmics	1	1	0.12033324	0.07216595	0.23615442	0.22858255	0.06556414	0.18810635
715	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	1	0.12849724	0.17171651	0.13471184	0.2495647	0.168388	0.15177025
716	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	0	0.12109488	0.06355828	0.20917321	0.2650603	0.14784745	0.18286372
717	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	1	0.15015797	0.13176656	0.12515564	0.28997761	0.05602773	0.26157763
718	Emergency	2	beta blockers	1	0	0.16694455	0.09741457	0.21524981	0.22593889	0.0916223	0.24222469
719	Elective	7	Antiarrhythmics	1	1	0.12264172	0.03446663	0.28036615	0.24727253	0.06567931	0.25691148
720	Elective	5	Anticholinergic	0	0	0.15350757	0.06726434	0.20734183	0.32121973	0.04351375	0.16345294
721	Emergency	5	beta blockers	0	0	0.1409136	0.02917184	0.27761754	0.26686654	0.05223721	0.2754039
722	Elective	7	beta blockers	1	1	0.15715667	0.08479026	0.17942925	0.22656407	0.06338098	0.27069164
723	Emergency	5	beta blockers	0	1	0.22174126	0.07242197	0.14556818	0.28001524	0.0508264	0.27204473
724	Emergency	7	beta blockers	0	1	0.20134338	0.07694317	0.19962508	0.26747386	0.02863755	0.271799
725	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	0	0.08183565	0.14444422	0.22167696	0.21637893	0.01336059	0.35458208
726	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.10790594	0.05419038	0.2114418	0.20532515	0.16105805	0.30176038
727	Emergency	2	beta blockers	0	1	0.08087177	0.19817977	0.13221379	0.29418951	0.05339689	0.2580015
728	Elective	2	Antiarrhythmics	1	1	0.10196014	0.03547752	0.24381713	0.32690688	0.00594913	0.2858892
729	Elective	5	Antiarrhythmics	0	1	0.17320605	0.09203589	0.2639389	0.26277764	0.07680837	0.23681408
730	Emergency	3	beta blockers	1	1	0.01489191	0.07451593	0.33566308	0.31577055	0.01424308	0.28527309
731	Elective	5	beta blockers	1	1	0.0977689	0.26374346	0.13348659	0.31492259	0.0117633	0.2871243
732	Emergency	6	Anticholinergic	1	0	0.12086039	0.07345298	0.19414431	0.21249862	0.1619631	0.21965457
733	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.0676762	0.2265889	0.1304247	0.29260333	0.10525545	0.19570216
734	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.15701412	0.16526162	0.13996384	0.32477037	0.00824551	0.28463959
735	Emergency	4	Antiarrhythmics	1	1	0.18053087	0.17614184	0.02656925	0.32815524	0.01359626	0.27687213
736	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	0	0.16581513	0.05545679	0.23475332	0.24325111	0.0724814	0.23513823
737	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	0	0.21014117	0.12592073	0.28183392	0.20813316	0.04220164	0.20902182
738	Emergency	3	beta blockers	1	1	0.06747428	0.15894025	0.21916861	0.2223267	0.12666318	0.1956858
739	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.05174755	0.02578911	0.17736507	0.32551089	0.04625299	0.27264618
740	Emergency	7	Anticholinergic	0	1	0.14494402	0.04466378	0.23532168	0.183405	0.12213535	0.14682978
741	Emergency	5	beta blockers	0	1	0.18618908	0.10383104	0.26303564	0.19759297	0.13669985	0.219946
742	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.18823205	0.19732052	0.28189661	0.03004078	0.15895363	0.08325328
743	Elective	7	beta blockers	1	0	0.10154828	0.05538514	0.24144705	0.11684229	0.30104795	0.18445031
744	Elective	5	ACE inhibitors	0	1	0.17958874	0.15612027	0.23142589	0.08728958	0.25011973	0.09305385
745	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	1	0.17070575	0.21351594	0.13823756	0.09421907	0.33396823	0.03879815
746	Elective	3	beta blockers	0	1	0.18618163	0.1095401	0.2452239	0.19317778	0.24503285	0.11440893
747	Emergency	5	beta blockers	1	0	0.1751795	0.16131164	0.11015263	0.06946975	0.2960967	0.09130895
748	Emergency	2	beta blockers	0	1	0.20137566	0.12486231	0.22445411	0.04565136	0.29130864	0.10363787
749	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	1	0.19235123	0.10646571	0.27070011	0.15292592	0.13885658	0.21985221
750	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.21817775	0.11667725	0.21484912	0.2028683	0.17087369	0.08576366

751	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	0	0.16257409	0.0426271	0.28602533	0.05105195	0.29622305	0.10048504
752	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.20768412	0.12376215	0.21027953	0.11890548	0.17468825	0.19712143
753	Emergency	6	Antiarrhythmics	1	0	0.24161624	0.08780439	0.1502835	0.05297029	0.3018723	0.09774534
754	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.22902944	0.10263251	0.21460843	0.08615342	0.22088416	0.1389604
755	Emergency	8	Antiarrhythmics	0	0	0.15307114	0.13890227	0.24997408	0.0143352	0.12614088	0.34756504
756	Emergency	5	Anticholinergic	0	0	0.19327305	0.10867866	0.267872	0.18531699	0.18624494	0.30259609
757	Emergency	4	beta blockers	1	1	0.10623606	0.2237478	0.13617888	0.09005702	0.27817184	0.10198528
758	Emergency	2	beta blockers	0	1	0.10505245	0.03793234	0.24469048	0.04847557	0.31360025	0.07281871
759	Elective	2	beta blockers	0	1	0.1936008	0.10822621	0.26969893	0.03875213	0.32434412	0.06537781
760	Elective	3	beta blockers	1	0	0.09873534	0.09256933	0.30712432	0.10519776	0.22412439	0.16905148
761	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	0	0.11474491	0.24408616	0.15389654	0.03874355	0.29243266	0.11009148
762	Elective	7	Antiarrhythmics	0	1	0.18566248	0.201237	0.02962961	0.04180022	0.32180735	0.06830898
763	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.0838078	0.28079799	0.11531346	0.08683561	0.31253462	0.05914901
764	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.183727	0.12441776	0.23357825	0.13094513	0.21896489	0.15695772
765	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	1	0.1912449	0.13004411	0.19658801	0.26022699	0.19154969	0.11121086
766	Emergency	5	beta blockers	1	0	0.22334048	0.07409874	0.2271554	0.04039136	0.32173856	0.06703906
767	Emergency	7	beta blockers	0	1	0.2194979	0.13099699	0.28063099	0.03380821	0.16215987	0.08634745
768	Elective	3	Anticholinergic	1	1	0.13861987	0.17217136	0.2435366	0.10075047	0.26228273	0.10011603
769	Elective	5	Antiarrhythmics	0	1	0.06155388	0.03492635	0.17779156	0.07557669	0.31386229	0.08406999
770	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	0	0.20278432	0.10594657	0.26437331	0.13719787	0.16633687	0.10673897
771	Elective	2	Antiarrhythmics	1	1	0.02653519	0.07706181	0.32475285	0.2142167	0.11061765	0.24769509
772	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.11183349	0.23793456	0.31799869	0.11550245	0.09489051	0.20516884
773	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	1	0.00891165	0.01615134	0.23692755	0.17834305	0.14844114	0.28216296
774	Emergency	5	beta blockers	0	0	0.1531793	0.16564687	0.22973096	0.17708157	0.11530678	0.26249359
775	Emergency	6	beta blockers	0	0	0.12356204	0.25209569	0.09711814	0.17270833	0.16506387	0.2225264
776	Emergency	5	Anticholinergic	1	1	0.02372098	0.0815509	0.32201352	0.22522086	0.21423529	0.14249972
777	Emergency	4	beta blockers	0	1	0.10765663	0.13615988	0.17842362	0.18628456	0.13975046	0.24943328
778	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	1	0.04412302	0.08798718	0.31649594	0.07888601	0.21351777	0.18910469
779	Emergency	2	beta blockers	1	0	0.07862437	0.0541645	0.32653038	0.16579986	0.12635957	0.25227402
780	Emergency	3	ACE inhibitors	1	0	0.17423744	0.11224883	0.20317302	0.22089965	0.10117755	0.22038014
781	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	1	0.01701078	0.07449682	0.33967522	0.10669014	0.17548152	0.24854121
782	Emergency	7	beta blockers	1	1	0.22581013	0.15233684	0.09882674	0.17382529	0.11851787	0.27661644
783	Emergency	5	beta blockers	0	1	0.02570406	0.07794524	0.32682385	0.11196438	0.20933708	0.22505202
784	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.01930379	0.07856927	0.33526106	0.15539722	0.0739616	0.24649945
785	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	1	0.03165213	0.12345501	0.29348592	0.06646989	0.06184923	0.40936409
786	Elective	5	Antiarrhythmics	1	0	0.09548657	0.13870995	0.12814398	0.17894592	0.14346086	0.28726456
787	Elective	7	Antiarrhythmics	1	1	0.02023669	0.11445932	0.2930446	0.21094374	0.1534958	0.210349
788	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.0562067	0.05599179	0.29208122	0.24882292	0.06410336	0.28156922
789	Elective	4	Antiarrhythmics	1	1	0.07649172	0.08889818	0.31589966	0.08890523	0.24869836	0.1436306
790	Emergency	2	beta blockers	0	0	0.00801944	0.07759731	0.34291266	0.17468278	0.11932038	0.27746743
791	Emergency	2	Anticholinergic	0	0	0.06478103	0.20183984	0.20715968	0.12487774	0.12900833	0.2914311
792	Emergency	3	beta blockers	1	1	0.09967494	0.14251989	0.1783589	0.17678923	0.16200198	0.24014651
793	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	1	0.02729421	0.20348466	0.20809317	0.2049692	0.20035247	0.15514688
794	Emergency	7	beta blockers	0	1	0.02967564	0.09052875	0.31335813	0.16725079	0.17028545	0.20416754
795	Elective	5	ACE inhibitors	0	1	0.12058819	0.14562073	0.13364742	0.23817568	0.12635557	0.22343214
796	Elective	5	Antiarrhythmics	1	0	0.20136042	0.07400946	0.2386196	0.17223181	0.12206918	0.26725938
797	Emergency	7	beta blockers	1	0	0.14698462	0.13280256	0.32498645	0.10400232	0.10779739	0.1871601
798	Elective	5	beta blockers	0	1	0.01343286	0.13886833	0.30120888	0.14333838	0.20074812	0.16124149
799	Emergency	7	beta blockers	1	1	0.0347048	0.0347974	0.20041214	0.20406542	0.14490678	0.26317586
800	Emergency	3	Antiarrhythmics	0	1	0.2036581	0.07893821	0.25184761	0.16457063	0.13095788	0.21908143
801	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.10390727	0.2405433	0.1434441	0.19072158	0.11521243	0.2547357
802	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	1	0.17896678	0.34198706	0.30066077	0.03861492	0.14520807	0.31418211
803	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	1	0.0875783	0.24295364	0.13824497	0.17697182	0.26290701	0.30445014
804	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.13171119	0.2304222	0.16721458	0.12419374	0.11310591	0.22696857
805	Emergency	3	beta blockers	1	0	0.1309745	0.28727392	0.07200746	0.08849574	0.22487075	0.19300757
806	Elective	5	Antiarrhythmics	1	1	0.1286099	0.18941341	0.13780572	0.12908324	0.18319953	0.22681217

807	Elective	6	Anticholinergic	1	0	0.11730532	0.24671366	0.11397017	0.15998903	0.16487458	0.23494915
808	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.18086531	0.1666949	0.18207837	0.04305013	0.16628812	0.2817981
809	Elective	5	beta blockers	0	0	0.10984647	0.20526423	0.18095558	0.12236128	0.13762169	0.24979294
810	Emergency	4	beta blockers	0	0	0.24427711	0.13694269	0.13638652	0.05461162	0.14105825	0.30332995
811	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.13762239	0.10193073	0.24090188	0.05803632	0.15591951	0.29462464
812	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	1	0.18776888	0.1977351	0.10121137	0.08063195	0.1306598	0.29600494
813	Emergency	3	Antiarrhythmics	0	1	0.2240499	0.11927651	0.12080652	0.05188245	0.15935849	0.29736777
814	Emergency	2	beta blockers	1	0	0.20836382	0.1494722	0.16255462	0.07227651	0.12431202	0.2951217
815	Emergency	7	Antiarrhythmics	0	1	0.07799657	0.21895646	0.18982416	0.02956338	0.11620207	0.35869733
816	Elective	5	Antiarrhythmics	1	1	0.13404246	0.19854792	0.03488128	0.07509337	0.15551137	0.31279321
817	Elective	5	beta blockers	0	1	0.08126018	0.27104669	0.10013787	0.10582098	0.15165251	0.27061463
818	Emergency	7	beta blockers	1	0	0.09966367	0.16054915	0.18336474	0.19004994	0.07234523	0.29999364
819	Elective	5	Anticholinergic	1	1	0.10954001	0.25305362	0.14625298	0.03874615	0.30211311	0.09652743
820	Emergency	7	Anticholinergic	1	0	0.09036153	0.25783167	0.14598048	0.16371323	0.12145415	0.28054292
821	Emergency	3	beta blockers	1	1	0.09758705	0.27364724	0.12869968	0.03870412	0.14577061	0.3155913
822	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	0	0.09777321	0.27349826	0.12847857	0.17874193	0.20745953	0.20052801
823	Emergency	2	beta blockers	0	0	0.08580552	0.28873251	0.11355035	0.18736029	0.24558703	0.10533304
824	Emergency	2	ACE inhibitors	1	1	0.119478	0.23484856	0.13228949	0.11968208	0.1668483	0.23682239
825	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.16566529	0.20467809	0.03915382	0.10816987	0.14416	0.27386983
826	Emergency	3	beta blockers	0	1	0.18898495	0.12875502	0.19955157	0.06969436	0.14577135	0.27799216
827	Elective	5	beta blockers	1	0	0.16843759	0.24047667	0.19699822	0.03443332	0.11503333	0.17922745
828	Elective	6	beta blockers	1	0	0.05430902	0.29066294	0.16718453	0.07398109	0.17836175	0.24022702
829	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.08384804	0.21239736	0.13732173	0.2500067	0.22042791	0.23396168
830	Elective	5	Antiarrhythmics	1	1	0.27255546	0.11286137	0.1902487	0.05702353	0.14694554	0.28045792
831	Emergency	4	Antiarrhythmics	0	1	0.13906899	0.08260672	0.20465996	0.18185589	0.20096931	0.20313289
832	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	1	0.18207	0.28253978	0.18232775	0.11260042	0.14294253	0.15463245
833	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	0	0.01900665	0.01359855	0.20248734	0.17991256	0.21153179	0.20604761
834	Emergency	3	beta blockers	0	1	0.18159385	0.19520113	0.08462753	0.18954311	0.12483228	0.16881473
835	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	1	0.18464419	0.20568992	0.02457424	0.16525233	0.34266587	0.0099557
836	Emergency	7	Anticholinergic	0	1	0.15637453	0.11581228	0.14457391	0.17959276	0.20778045	0.1995008
837	Elective	5	beta blockers	1	0	0.17177454	0.17500374	0.07118511	0.18041903	0.20565848	0.20055687
838	Elective	5	beta blockers	1	1	0.19434492	0.17346414	0.09973116	0.11024681	0.22284488	0.18279369
839	Emergency	7	beta blockers	1	0	0.18269794	0.19275485	0.04218758	0.15713554	0.13892613	0.22213571
840	Elective	5	beta blockers	1	1	0.25212485	0.12980064	0.13518233	0.18110254	0.20544702	0.19879914
841	Emergency	7	Antiarrhythmics	0	0	0.17707225	0.15441336	0.09790955	0.12353833	0.18702204	0.23380764
842	Emergency	3	Antiarrhythmics	0	0	0.19640249	0.19334259	0.03738505	0.16188355	0.12514913	0.24752615
843	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.25412579	0.08261726	0.11878533	0.17893442	0.20760315	0.20031396
844	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	1	0.24461973	0.11255162	0.15630845	0.17579591	0.18966364	0.20618722
845	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	1	0.12552181	0.20192352	0.12207841	0.09519339	0.12230303	0.33656029
846	Emergency	5	beta blockers	1	0	0.16709337	0.18965564	0.0149394	0.18293797	0.1956682	0.2558559
847	Elective	5	beta blockers	1	0	0.10595848	0.24954799	0.06549801	0.19125876	0.19372912	0.19850736
848	Elective	4	Anticholinergic	0	1	0.13940377	0.11071139	0.14540942	0.24532632	0.11719729	0.23865958
849	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	1	0.18877775	0.16473636	0.12384109	0.0956575	0.27698471	0.12010045
850	Elective	2	Antiarrhythmics	0	1	0.04297334	0.10235629	0.28015816	0.17818111	0.19020476	0.21548591
851	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	1	0.17916449	0.20836194	0.03180621	0.04879697	0.15021668	0.30729842
852	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	1	0.18548617	0.20330278	0.02429765	0.17903914	0.20759046	0.2002838
853	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	0	0.13813461	0.2494187	0.03818464	0.2147316	0.25282004	0.09522565
854	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.17098052	0.18431772	0.08406932	0.17281773	0.19390876	0.19622515
855	Emergency	5	beta blockers	1	0	0.18535709	0.18714122	0.01469901	0.20090446	0.19869007	0.19115266
856	Emergency	7	beta blockers	1	1	0.19960393	0.15548397	0.09885119	0.16139754	0.16856289	0.18699236
857	Elective	5	beta blockers	0	0	0.23573015	0.19482003	0.17017761	0.10765644	0.15350552	0.14919482
858	Elective	7	Anticholinergic	0	0	0.17592596	0.2092307	0.03438945	0.13438184	0.23005228	0.12237273
859	Emergency	3	beta blockers	1	1	0.08282598	0.07529184	0.12384237	0.2190725	0.21822584	0.20233838
860	Elective	5	Antiarrhythmics	1	1	0.2245315	0.16411694	0.08091951	0.15628964	0.1700517	0.13883545
861	Emergency	4	beta blockers	0	1	0.09044142	0.20960259	0.13887718	0.22699286	0.19032466	0.14443863
862	Emergency	2	ACE inhibitors	0	1	0.07975264	0.33861788	0.12220683	0.07534501	0.11057433	0.08110841

863	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	0	0.03431487	0.22061512	0.11639957	0.20814261	0.27738816	0.21141074
864	Emergency	3	beta blockers	0	1	0.06560059	0.31475049	0.08588215	0.1999732	0.1132679	0.1379723
865	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.0479794	0.33732678	0.06462682	0.16500713	0.34610955	0.0049944
866	Emergency	7	beta blockers	0	1	0.0958359	0.23866194	0.10070097	0.23220349	0.24813959	0.08818155
867	Elective	5	Antiarrhythmics	1	0	0.06489394	0.31463704	0.06595338	0.20854781	0.18641243	0.18240764
868	Elective	5	Antiarrhythmics	1	1	0.14346787	0.21464766	0.14542871	0.163967	0.25994738	0.09118754
869	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	0	0.1179828	0.10768984	0.25178538	0.21447491	0.2418557	0.08489696
870	Elective	5	Antiarrhythmics	1	1	0.07497239	0.3097771	0.07422978	0.30704917	0.09121729	0.09216622
871	Emergency	7	Antiarrhythmics	0	0	0.0904686	0.21393699	0.15424181	0.1544178	0.21785876	0.16455623
872	Emergency	3	beta blockers	0	0	0.06396855	0.32192053	0.06651442	0.16378747	0.11785547	0.2414018
873	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.14029299	0.22315847	0.08898388	0.16371587	0.24328836	0.13996679
874	Emergency	2	Anticholinergic	0	1	0.21181769	0.14721291	0.15369935	0.21740368	0.23494946	0.0817563
875	Emergency	2	beta blockers	0	1	0.06856616	0.21734844	0.19250267	0.20524898	0.24619354	0.09472026
876	Elective	5	beta blockers	1	0	0.06114427	0.31518126	0.05645471	0.19273689	0.19769233	0.26833721
877	Elective	3	beta blockers	1	0	0.0514161	0.32708988	0.06750337	0.22167139	0.1790689	0.17097235
878	Emergency	5	beta blockers	0	1	0.05965644	0.27129402	0.10389973	0.30644284	0.06519109	0.23208742
879	Elective	6	Antiarrhythmics	1	1	0.1380176	0.19559145	0.1915406	0.15922107	0.29475647	0.0497721
880	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.00954622	0.08756897	0.33223347	0.23118517	0.27049397	0.04926604
881	Emergency	8	beta blockers	1	1	0.05975913	0.32208272	0.08005851	0.08548724	0.17718353	0.24942157
882	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.10106223	0.28552369	0.04905701	0.20008413	0.23425874	0.1383394
883	Emergency	4	Antiarrhythmics	1	0	0.04779786	0.33739813	0.06467807	0.23344041	0.27652791	0.04015763
884	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.12145902	0.22325237	0.11417646	0.21117696	0.24430269	0.09020482
885	Emergency	2	beta blockers	1	0	0.15176974	0.22200397	0.02582247	0.26153649	0.24286171	0.0619604
886	Emergency	3	Anticholinergic	1	1	0.06672993	0.30901828	0.08208945	0.15995452	0.15983975	0.16426964
887	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	0	0.08236979	0.3152682	0.10036028	0.06143134	0.12255612	0.08685233
888	Emergency	7	Antiarrhythmics	0	0	0.02952329	0.30428274	0.17972613	0.22449891	0.27257851	0.04692801
889	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.0416161	0.02722022	0.16279215	0.23436391	0.27618265	0.04197098
890	Elective	5	Anticholinergic	1	1	0.07334346	0.31216094	0.07821815	0.1543226	0.16476633	0.10345499
891	Elective	7	beta blockers	0	1	0.15733919	0.16525122	0.14005889	0.21988439	0.11045818	0.24168643
892	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.17943237	0.34197459	0.30134355	0.16563143	0.17859095	0.19152328
893	Elective	7	beta blockers	1	0	0.14119885	0.1486652	0.14686557	0.19142148	0.26682765	0.29063719
894	Emergency	3	ACE inhibitors	1	0	0.17000391	0.17555565	0.19830044	0.17194041	0.15953698	0.18390835
895	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.15325769	0.28272926	0.04581738	0.16587922	0.19629837	0.17234957
896	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.15762221	0.16292012	0.13913857	0.22610271	0.22184294	0.13160583
897	Emergency	2	beta blockers	1	0	0.15839371	0.16731577	0.13544376	0.20267646	0.17222982	0.20467522
898	Emergency	5	beta blockers	0	1	0.17833032	0.15313385	0.16401939	0.10387036	0.21076263	0.178953
899	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	1	0.14558822	0.07225083	0.26184446	0.16300644	0.16599959	0.20099177
900	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.17837191	0.15872574	0.1381954	0.28535742	0.08801695	0.11991685
901	Elective	6	Antiarrhythmics	1	0	0.15731352	0.14351193	0.16394768	0.11294911	0.17909834	0.23745581
902	Elective	5	Antiarrhythmics	1	1	0.2013214	0.16107942	0.10979916	0.1620656	0.14469292	0.22262745
903	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.21990838	0.1125241	0.12591077	0.14504765	0.19220723	0.20216881
904	Elective	4	beta blockers	1	1	0.24477216	0.10504586	0.17289568	0.16493126	0.16902374	0.19668294
905	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	0	0.11366611	0.18420918	0.17518626	0.08587922	0.10495228	0.33652029
906	Emergency	2	Anticholinergic	0	0	0.15437827	0.16900557	0.10007123	0.18050607	0.18345889	0.27202105
907	Emergency	3	beta blockers	1	1	0.14680541	0.18003933	0.13153839	0.212754	0.1638177	0.19405947
908	Emergency	2	beta blockers	0	1	0.13811795	0.12071584	0.17560939	0.27027364	0.0668202	0.25276524
909	Emergency	7	Anticholinergic	0	1	0.17113634	0.14506453	0.18751868	0.08625209	0.27005031	0.11256189
910	Emergency	5	beta blockers	1	0	0.12093286	0.14502065	0.18881802	0.17254613	0.13397255	0.25639412
911	Elective	5	Antiarrhythmics	1	0	0.10267295	0.26463319	0.1295337	0.15523453	0.17610223	0.2022398
912	Elective	7	beta blockers	0	1	0.17968698	0.19571278	0.04819365	0.16872214	0.18490203	0.19355333
913	Emergency	5	ACE inhibitors	1	1	0.14126684	0.19255805	0.1274868	0.22332682	0.261889	0.0628925
914	Elective	7	Antiarrhythmics	0	1	0.15775493	0.16700801	0.13856638	0.16599416	0.17890284	0.19177368
915	Emergency	3	beta blockers	1	1	0.16444646	0.17131164	0.10817186	0.30426978	0.148367	0.14460033
916	Emergency	5	beta blockers	1	0	0.18791012	0.12434393	0.17873882	0.15790024	0.16090414	0.18495947
917	Emergency	2	beta blockers	0	1	0.19372159	0.17270243	0.18705951	0.07032915	0.11982392	0.12271673
918	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	1	0.13486344	0.1906219	0.14776273	0.13757477	0.22223881	0.13045251

919	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.13223784	0.13556649	0.14412206	0.28511999	0.23023385	0.20400636
920	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	0	0.27953873	0.09652749	0.19052316	0.16208156	0.17382989	0.17604406
921	Elective	5	Antiarrhythmics	1	1	0.15885794	0.12559044	0.12235928	0.2890416	0.12485644	0.1822551
922	Elective	6	Antiarrhythmics	1	0	0.18300757	0.24756207	0.12820198	0.15371176	0.08974458	0.10827622
923	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.01469963	0.00810776	0.20674289	0.34367831	0.14300168	0.13499277
924	Elective	8	Antiarrhythmics	0	0	0.18272991	0.18325338	0.05657308	0.22766708	0.09754667	0.1488333
925	Emergency	5	Anticholinergic	0	0	0.16024691	0.27048902	0.03003889	0.30624446	0.18642423	0.10079473
926	Emergency	4	beta blockers	1	1	0.17139192	0.15146206	0.07643776	0.28711539	0.18409502	0.12791769
927	Emergency	2	beta blockers	0	1	0.18387301	0.18358772	0.01946402	0.21924175	0.1684909	0.19758615
928	Emergency	2	beta blockers	0	1	0.19224949	0.16787272	0.07541013	0.15533824	0.202287	0.15597532
929	Emergency	3	beta blockers	1	0	0.17867326	0.16221723	0.05782431	0.18443242	0.13500338	0.20955908
930	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	0	0.23698203	0.142045	0.10741927	0.34134703	0.12057256	0.12249066
931	Emergency	7	Antiarrhythmics	0	1	0.17930719	0.15323735	0.06849812	0.15142197	0.17104406	0.22327256
932	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.19902595	0.17720139	0.03255511	0.20786446	0.11243657	0.2256332
933	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.19300906	0.17335549	0.02504187	0.13399754	0.20764897	0.21080612
934	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	1	0.23719597	0.11942865	0.13716535	0.30189127	0.12252249	0.15726622
935	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.14324096	0.19063691	0.08608574	0.13023321	0.06870111	0.35528532
936	Emergency	7	beta blockers	1	0	0.16994103	0.18053716	0.00972391	0.24977668	0.16702385	0.23589829
937	Emergency	5	Anticholinergic	1	1	0.11816286	0.2348223	0.05463398	0.29576795	0.14801318	0.15605184
938	Emergency	4	Antiarrhythmics	1	0	0.16808686	0.15386346	0.06097691	0.33138683	0.03339217	0.2535299
939	Emergency	2	Anticholinergic	1	1	0.19061399	0.13588698	0.17700878	0.23657145	0.20573335	0.10631547
940	Emergency	2	beta blockers	0	0	0.11114923	0.13991692	0.15119444	0.24743141	0.12738114	0.2155551
941	Emergency	3	Antiarrhythmics	0	0	0.17157407	0.19869198	0.03138179	0.08730553	0.14464375	0.28640106
942	Elective	2	beta blockers	1	1	0.18536601	0.18825844	0.01536255	0.21111159	0.19453521	0.18689008
943	Elective	7	ACE inhibitors	1	1	0.08399328	0.29722631	0.05115139	0.31826431	0.17488745	0.10598162
944	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.18219699	0.18272784	0.0275447	0.18678352	0.17431186	0.1846813
945	Elective	5	beta blockers	0	1	0.18533798	0.18474795	0.01327761	0.3485593	0.1385864	0.12949077
946	Emergency	7	beta blockers	1	0	0.20693377	0.12230539	0.13307244	0.26202365	0.14173596	0.15128876
947	Emergency	5	beta blockers	1	0	0.23573712	0.18582666	0.16507265	0.19525185	0.11798774	0.1127489
948	Emergency	7	Antiarrhythmics	0	1	0.11548501	0.23632733	0.09196938	0.22772449	0.19031149	0.12272956
949	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	0	0.16316693	0.15993451	0.03649717	0.32325173	0.22831857	0.1954279
950	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.25582384	0.12469625	0.12166757	0.26163513	0.14460722	0.12127721
951	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	1	0.1566294	0.07383028	0.21976857	0.1676741	0.1370761	0.19428736
952	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	1	0.21541849	0.12434815	0.24073002	0.04855678	0.07408759	0.11027705
953	Emergency	5	beta blockers	1	0	0.09267267	0.03006582	0.21831216	0.16803339	0.19718388	0.22741971
954	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	1	0.2114691	0.09898269	0.22349572	0.18387964	0.10076258	0.16025981
955	Emergency	5	Anticholinergic	1	0	0.16442822	0.25952713	0.06656764	0.15336591	0.17876374	0.15054577
956	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.16495341	0.10945411	0.15645418	0.16161542	0.1562405	0.17230596
957	Elective	4	beta blockers	1	0	0.21307633	0.0938283	0.19557069	0.19370038	0.16659539	0.20003743
958	Elective	2	beta blockers	0	1	0.22358073	0.07427555	0.22620759	0.0585546	0.23354622	0.16949508
959	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.17399063	0.04963998	0.27779003	0.15293693	0.14120005	0.19702757
960	Elective	3	Antiarrhythmics	0	1	0.22703474	0.07970301	0.21658237	0.29974013	0.07213448	0.10887329
961	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	0	0.19729926	0.05557291	0.25098692	0.12109827	0.16626909	0.22065149
962	Emergency	7	beta blockers	1	1	0.22526551	0.0828035	0.21087936	0.15659217	0.10779956	0.25117224
963	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.24375365	0.07939788	0.15593522	0.13596634	0.17003357	0.19359689
964	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.22960983	0.07850922	0.2167277	0.15380945	0.08623588	0.23215527
965	Emergency	7	beta blockers	0	0	0.11589441	0.16360064	0.21499918	0.10765674	0.11133016	0.2692272
966	Emergency	5	beta blockers	0	0	0.20649936	0.09588851	0.17714707	0.17850679	0.17651225	0.27647645
967	Elective	7	Anticholinergic	1	1	0.16473978	0.14961637	0.17094315	0.19299637	0.15547133	0.18850927
968	Elective	3	Antiarrhythmics	0	1	0.18703251	0.0620954	0.23174164	0.27387192	0.04812837	0.25371478
969	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.20715676	0.09267021	0.25030671	0.10063453	0.22598189	0.12809161
970	Elective	2	Antiarrhythmics	1	0	0.01697365	0.07743114	0.33808254	0.15207485	0.14467549	0.18330787
971	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	0	0.14476484	0.19885674	0.16527203	0.10907808	0.14577229	0.23020956
972	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.20453304	0.13878838	0.12488101	0.16499426	0.1765197	0.18970218
973	Emergency	3	beta blockers	1	1	0.20892591	0.09586148	0.21286372	0.22648962	0.26549075	0.05189698
974	Emergency	5	beta blockers	0	1	0.19425915	0.11536121	0.18719694	0.15933285	0.16408987	0.18616557

975	Emergency	4	beta blockers	1	1	0.19924822	0.14452757	0.09043963	0.22254651	0.14317278	0.1612329
976	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.22378084	0.07359341	0.22652545	0.15109599	0.1457733	0.17923101
977	Emergency	2	beta blockers	1	0	0.27154775	0.16492887	0.29178543	0.12801427	0.1361485	0.16291517
978	Elective	3	beta blockers	1	1	0.14199145	0.16852272	0.21161341	0.13967681	0.19573049	0.14316791
979	Elective	2	Anticholinergic	1	0	0.15677341	0.05529201	0.20348586	0.25703239	0.20830964	0.19707268
980	Emergency	7	beta blockers	1	1	0.28087666	0.07767161	0.21067807	0.14933992	0.14802085	0.15666132
981	Elective	5	Antiarrhythmics	0	0	0.27750191	0.18261791	0.30408499	0.21385289	0.10865167	0.23712486
982	Emergency	5	beta blockers	0	0	0.18347981	0.33642549	0.30198141	0.03151842	0.09453578	0.09487255
983	Emergency	7	ACE inhibitors	1	1	0.18428095	0.12033008	0.27342698	0.13592135	0.21231006	0.22800821
984	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.19240445	0.17939109	0.23038609	0.06018744	0.09432131	0.10524269
985	Emergency	7	beta blockers	0	1	0.16075105	0.28942962	0.05181532	0.03998122	0.1114194	0.08936309
986	Emergency	3	beta blockers	0	1	0.27710655	0.18349395	0.29993098	0.22194896	0.21947942	0.12501858
987	Emergency	5	beta blockers	1	0	0.1747242	0.1738331	0.08165414	0.03755081	0.09855411	0.0985797
988	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	0	0.24609125	0.16180191	0.25510491	0.04519602	0.16822522	0.13372416
989	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	1	0.2538945	0.15550463	0.30840192	0.13035299	0.12653455	0.1972727
990	Elective	5	Antiarrhythmics	1	1	0.26156721	0.14511897	0.18503734	0.11271653	0.08668257	0.09636748
991	Elective	3	Antiarrhythmics	0	1	0.17662974	0.05377499	0.29288859	0.04364411	0.11000293	0.12042133
992	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.27210613	0.17956636	0.25490427	0.12748632	0.10137072	0.22095061
993	Emergency	6	beta blockers	0	1	0.28154812	0.18154987	0.29789015	0.10329533	0.2102102	0.21460795
994	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.25472131	0.10207536	0.18132879	0.03642161	0.09510998	0.10056302
995	Elective	4	Anticholinergic	0	1	0.26289903	0.18815392	0.29820279	0.00502232	0.03421344	0.45035513
996	Emergency	2	beta blockers	1	0	0.28207423	0.18675095	0.30537796	0.18528165	0.18468114	0.30281621
997	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.26621456	0.19340578	0.28963361	0.20464821	0.15640986	0.18648882
998	Emergency	3	beta blockers	1	0	0.27784444	0.18252309	0.30562609	0.31849317	0.00851719	0.28044406
999	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.24233564	0.15107774	0.29027159	0.03558606	0.22048185	0.0788067
1000	Elective	7	Antiarrhythmics	0	0	0.16773515	0.14104591	0.32230968	0.11478486	0.10955526	0.20093679
1001	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	0	0.21163852	0.220251	0.23864307	0.03604373	0.1266236	0.23064688
1002	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.22327182	0.19692338	0.13400571	0.0888454	0.13925285	0.13573165
1003	Emergency	7	Antiarrhythmics	0	1	0.06370168	0.3272179	0.08109264	0.04542683	0.10822989	0.09119702
1004	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.22393959	0.17748669	0.22780184	0.10270662	0.13981896	0.1460888
1005	Emergency	7	beta blockers	1	0	0.2400324	0.1859186	0.17800944	0.20918276	0.11985953	0.11427022
1006	Elective	3	beta blockers	1	0	0.25344118	0.13030715	0.26704791	0.09154023	0.12093925	0.13713265
1007	Elective	5	Anticholinergic	0	1	0.28300606	0.18683838	0.30743997	0.0317922	0.09602502	0.09489837
1008	Emergency	2	Antiarrhythmics	1	1	0.12961958	0.25550324	0.23733768	0.07158066	0.15008691	0.10385585
1009	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	1	0.2783711	0.18370915	0.30468399	0.31313195	0.24182326	0.20528776
1010	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	1	0.30266185	0.10480595	0.22747349	0.0585267	0.10930753	0.09851809
1011	Elective	4	Antiarrhythmics	1	1	0.04890523	0.25661151	0.19605047	0.20341126	0.13310129	0.21811101
1012	Elective	2	Antiarrhythmics	1	0	0.10333454	0.32168213	0.24606097	0.0778901	0.1441168	0.10574253
1013	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.0237103	0.23613533	0.19563416	0.18088678	0.26777108	0.26265528
1014	Emergency	5	beta blockers	1	0	0.05202713	0.28053893	0.19467349	0.18394192	0.11048718	0.14801201
1015	Emergency	4	Anticholinergic	1	1	0.13159057	0.29699199	0.06140669	0.13714969	0.25091416	0.09832488
1016	Elective	5	beta blockers	0	0	0.13150395	0.15052111	0.15446305	0.15058799	0.23035213	0.11909521
1017	Elective	4	Antiarrhythmics	0	0	0.07424946	0.25964923	0.15284133	0.18083275	0.19123789	0.1767743
1018	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.06613113	0.26522757	0.19236783	0.07344315	0.23388538	0.15817709
1019	Emergency	2	ACE inhibitors	1	1	0.102261	0.12452089	0.27089268	0.13972088	0.19848633	0.1534583
1020	Emergency	3	Antiarrhythmics	0	1	0.1846296	0.1810965	0.15324433	0.18827035	0.18027139	0.11210351
1021	Elective	2	beta blockers	0	1	0.11700473	0.1089476	0.26026839	0.12274979	0.2158292	0.15604853
1022	Elective	7	beta blockers	1	0	0.0472688	0.28760026	0.18104134	0.15487981	0.11500379	0.24688944
1023	Emergency	5	beta blockers	1	0	0.17028715	0.16348811	0.14556014	0.12246015	0.22586825	0.15576408
1024	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.17749192	0.16695143	0.18123808	0.13924156	0.17766733	0.16037343
1025	Emergency	7	Antiarrhythmics	0	1	0.06931859	0.20557896	0.20930129	0.12519259	0.2215598	0.13541336
1026	Elective	5	Antiarrhythmics	1	1	0.11642058	0.20575715	0.05083523	0.14520691	0.21994946	0.16406418
1027	Elective	7	Antiarrhythmics	0	1	0.06515354	0.27417356	0.09914906	0.14449628	0.221189	0.12871557
1028	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	0	0.08833955	0.08424054	0.23408192	0.16737321	0.1900945	0.14828685
1029	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.05168549	0.27327972	0.20216942	0.0521297	0.31095294	0.07287338
1030	Elective	2	Antiarrhythmics	1	0	0.01179143	0.12029004	0.31385409	0.13974889	0.21007305	0.14793154

1031	Emergency	2	Anticholinergic	1	1	0.08888458	0.27706881	0.13643833	0.11993414	0.22081613	0.14205481
1032	Emergency	5	beta blockers	0	0	0.04764227	0.28877446	0.16980638	0.17304825	0.21060377	0.18983183
1033	Emergency	3	beta blockers	0	0	0.04101248	0.32510233	0.10739563	0.16603083	0.24675357	0.0911993
1034	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.04547306	0.28283322	0.18367413	0.16129547	0.18606775	0.1816352
1035	Emergency	6	beta blockers	0	1	0.15989561	0.20353457	0.04193931	0.16654776	0.21649907	0.11930646
1036	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.1111127	0.20436231	0.20598352	0.14276378	0.18222545	0.15291693
1037	Elective	4	Antiarrhythmics	1	0	0.18407066	0.23112771	0.26222348	0.09285168	0.17898856	0.10864455
1038	Emergency	2	beta blockers	1	0	0.02776626	0.30109881	0.1907876	0.13150027	0.23150166	0.11734541
1039	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	1	0.02859516	0.28442228	0.18916851	0.30738298	0.24388434	0.20202911
1040	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	1	0.09622468	0.24713535	0.19375367	0.14226588	0.17185428	0.11203632
1041	Emergency	2	beta blockers	0	1	0.08433921	0.04657792	0.18831193	0.2653218	0.17072645	0.22665297
1042	Emergency	7	beta blockers	1	1	0.17909781	0.34152329	0.30137226	0.31780633	0.24414678	0.20712784
1043	Elective	5	Anticholinergic	1	1	0.02063669	0.00996183	0.19559347	0.27457131	0.2564624	0.24140743
1044	Elective	5	Antiarrhythmics	1	0	0.05487307	0.03940238	0.16894869	0.20700462	0.10229426	0.15954262
1045	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	1	0.06173038	0.07325535	0.14048642	0.19279613	0.32779685	0.04169258
1046	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.10430446	0.07372009	0.15400097	0.27912562	0.23600763	0.1708553
1047	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	1	0.11803185	0.11219406	0.11068908	0.27195607	0.21489825	0.20658139
1048	Elective	3	Antiarrhythmics	0	0	0.0960761	0.06055599	0.1752331	0.14414382	0.2379029	0.18201334
1049	Elective	5	beta blockers	0	0	0.11858061	0.03141474	0.27915454	0.2823825	0.22013588	0.21103824
1050	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.18568459	0.09526555	0.1454622	0.31852302	0.18675013	0.17322979
1051	Emergency	5	Anticholinergic	1	1	0.15145538	0.02677329	0.28587595	0.3116523	0.24256075	0.20871416
1052	Emergency	4	beta blockers	0	1	0.07214198	0.04453338	0.15171247	0.18252576	0.1251948	0.25194569
1053	Elective	2	Antiarrhythmics	0	1	0.04983908	0.02610636	0.16211527	0.11535667	0.21740928	0.22046763
1054	Elective	2	beta blockers	1	0	0.21154082	0.08388589	0.17390012	0.28606857	0.21037523	0.21489971
1055	Emergency	3	ACE inhibitors	1	0	0.05053106	0.07695136	0.17780141	0.09726889	0.09289723	0.40350042
1056	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	1	0.13531897	0.15866722	0.02047508	0.30514524	0.23862011	0.21731931
1057	Emergency	7	beta blockers	1	1	0.05791144	0.15748336	0.12002811	0.27346304	0.20680526	0.2014951
1058	Emergency	5	beta blockers	1	0	0.09429444	0.03399843	0.23367222	0.31968738	0.21438437	0.21740168
1059	Emergency	5	beta blockers	0	1	0.0594592	0.03376358	0.17633362	0.07172097	0.31495979	0.08211283
1060	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	1	0.02287314	0.05377387	0.2635935	0.25486426	0.18914242	0.23846755
1061	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.08230238	0.20550664	0.13829173	0.24228554	0.21769988	0.23694449
1062	Emergency	7	Antiarrhythmics	1	0	0.15364764	0.1636021	0.05516995	0.28775936	0.23647339	0.20586349
1063	Elective	3	Antiarrhythmics	1	1	0.04625282	0.25987364	0.08920027	0.29757503	0.25255119	0.16608958
1064	Emergency	5	Antiarrhythmics	1	0	0.05335119	0.03836434	0.16129756	0.18149785	0.18558334	0.19336571
1065	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.15212904	0.14758111	0.04805705	0.3255486	0.22017464	0.18944357
1066	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	0	0.08998334	0.03704999	0.18052101	0.19562647	0.17206052	0.18673078
1067	Emergency	5	Anticholinergic	0	0	0.09378332	0.05908698	0.19492663	0.09384607	0.1281831	0.11924647
1068	Emergency	3	beta blockers	1	1	0.03326453	0.19048092	0.18004795	0.24398086	0.23942064	0.17150237
1069	Emergency	5	beta blockers	0	1	0.04154836	0.02382119	0.16386731	0.31863816	0.24467674	0.20744824
1070	Emergency	4	beta blockers	0	1	0.26187452	0.06987332	0.1961086	0.28833885	0.22854752	0.19042864
1071	Elective	2	beta blockers	1	0	0.28003822	0.078705	0.20539478	0.20846727	0.11634591	0.22072927
1072	Elective	2	Antiarrhythmics	1	0	0.2600416	0.17859459	0.24016029	0.0702668	0.09326	0.10028959
1073	Emergency	3	Antiarrhythmics	0	1	0.09658608	0.02490499	0.21012298	0.16000551	0.18919642	0.16659357
1074	Emergency	2	beta blockers	1	1	0.18450442	0.16965359	0.21316301	0.14978463	0.14711618	0.11396986
1075	Emergency	7	Antiarrhythmics	0	1	0.23861733	0.17693199	0.12751909	0.15628258	0.25924646	0.05228695
1076	Elective	5	Antiarrhythmics	1	1	0.18550021	0.10808169	0.15687609	0.16222224	0.16668835	0.11344272
1077	Elective	5	beta blockers	1	1	0.17517556	0.17053565	0.0777917	0.14752208	0.15322041	0.11321344
1078	Emergency	7	beta blockers	1	0	0.28549117	0.0920442	0.20186803	0.07741775	0.21605603	0.15605681
1079	Emergency	5	Anticholinergic	1	0	0.25433123	0.06475767	0.2382726	0.15246613	0.14028133	0.18695308
1080	Emergency	7	Anticholinergic	0	1	0.27777252	0.10694334	0.16617458	0.22227052	0.11285338	0.10578945
1081	Elective	3	beta blockers	1	1	0.18869911	0.03841345	0.2709268	0.13622981	0.15842986	0.14013458
1082	Emergency	5	Antiarrhythmics	0	1	0.30751126	0.0809159	0.20104009	0.15709203	0.10385013	0.25773584
1083	Emergency	2	beta blockers	1	0	0.27460649	0.08139976	0.15037096	0.13128088	0.17646094	0.15174057
1084	Elective	2	ACE inhibitors	1	1	0.25980219	0.09660529	0.17937007	0.14671631	0.1435472	0.12546304
1085	Elective	5	Antiarrhythmics	1	0	0.23171045	0.11892627	0.20532497	0.04878034	0.06825261	0.36524375
1086	Emergency	3	beta blockers	1	1	0.20121906	0.14195382	0.07168211	0.15951959	0.16372235	0.17616875

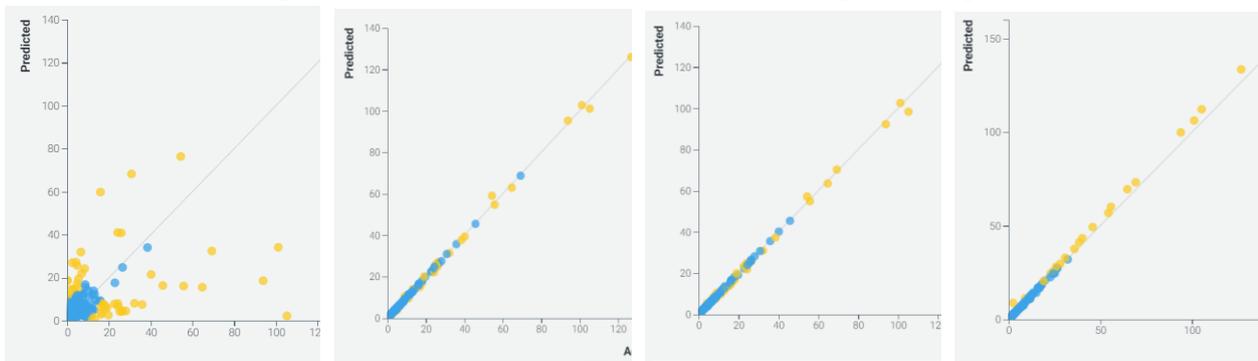
1087	Elective	5	beta blockers	0	0	0.10160221	0.2455054	0.09841701	0.15507036	0.15377129	0.12095577
1088	Emergency	5	beta blockers	0	0	0.23028494	0.06290233	0.21845466	0.25819626	0.06158065	0.21930568
1089	Elective	4	Antiarrhythmics	1	1	0.27696832	0.08753178	0.22135325	0.06823774	0.27701915	0.07776595
1090	Emergency	2	Antiarrhythmics	0	1	0.10165537	0.07823908	0.29932741	0.15474989	0.14226001	0.16237798
1091	Elective	2	Antiarrhythmics	0	1	0.18418127	0.19407215	0.15916111	0.10183035	0.14981925	0.1945264
1092	Emergency	3	Antiarrhythmics	1	0	0.24801007	0.14055389	0.11496711	0.16263649	0.18052459	0.15597884
1093	Elective	2	Antiarrhythmics	1	0	0.24477284	0.14280115	0.16908187	0.21195361	0.24617572	0.05734791
1094	Emergency	7	beta blockers	0	1	0.16703774	0.16163572	0.14252671	0.14698072	0.15425063	0.11533495
1095	Elective	5	Antiarrhythmics	1	1	0.25942788	0.12162573	0.12720969	0.26756128	0.14419674	0.12183718
1096	Emergency	5	Anticholinergic	0	1	0.22931093	0.07398841	0.22499053	0.14608389	0.15218817	0.11481355
1097	Emergency	7	beta blockers	1	1	0.29773062	0.12538617	0.24753541	0.08040537	0.12017751	0.10148036
1098	Emergency	5	beta blockers	1	1	0.285134	0.09822453	0.20193846	0.13269374	0.22488918	0.11675685
1099	Emergency	8	beta blockers	1	0	0.1070337	0.0375088	0.17345007	0.1881195	0.17519778	0.13413386
1100	Emergency	1	beta blockers	1	1	0.30868753	0.07965807	0.20295895	0.1457347	0.15263509	0.11032565

Tableau 16 : Poids associés aux 4402 admissions de différentes pathologies de patients dans les unités de soins intensifs

1 : Les numérotations des diagnostics sont classé comme suit (revenir au rapport pour plus de détails) :

- 1 : Fibrillation auriculaire
- 2 : Syndrome de Longue QT
- 3 : Palpitations cardiaques
- 4 : Arrêt cardiaque
- 5 : Tachycardie supraventriculaire
- 6 : Syndrome de Wolff-Parkinson-Blanc
- 7 : Athérosclérose et angine
- 8 : Insuffisance cardiaque

Figure 57 : Différentes moyennes résiduelles de nos algorithmes après test

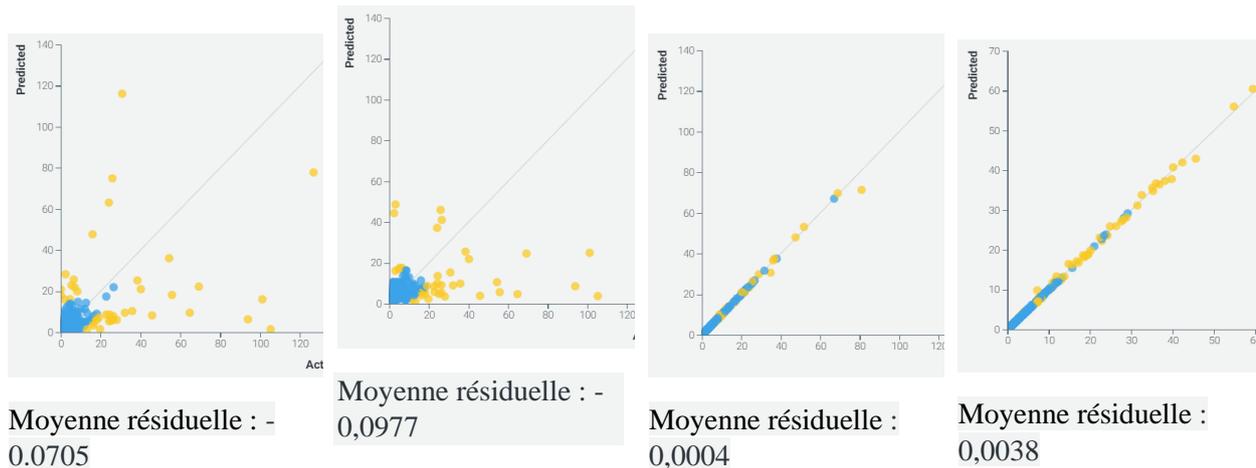


Moyenne résiduelle :
0.0883

Moyenne résiduelle : -
0.0441

Moyenne résiduelle : -
0.0482

Moyenne résiduelle :
0,0461



****Support non inclus dans le rapport****

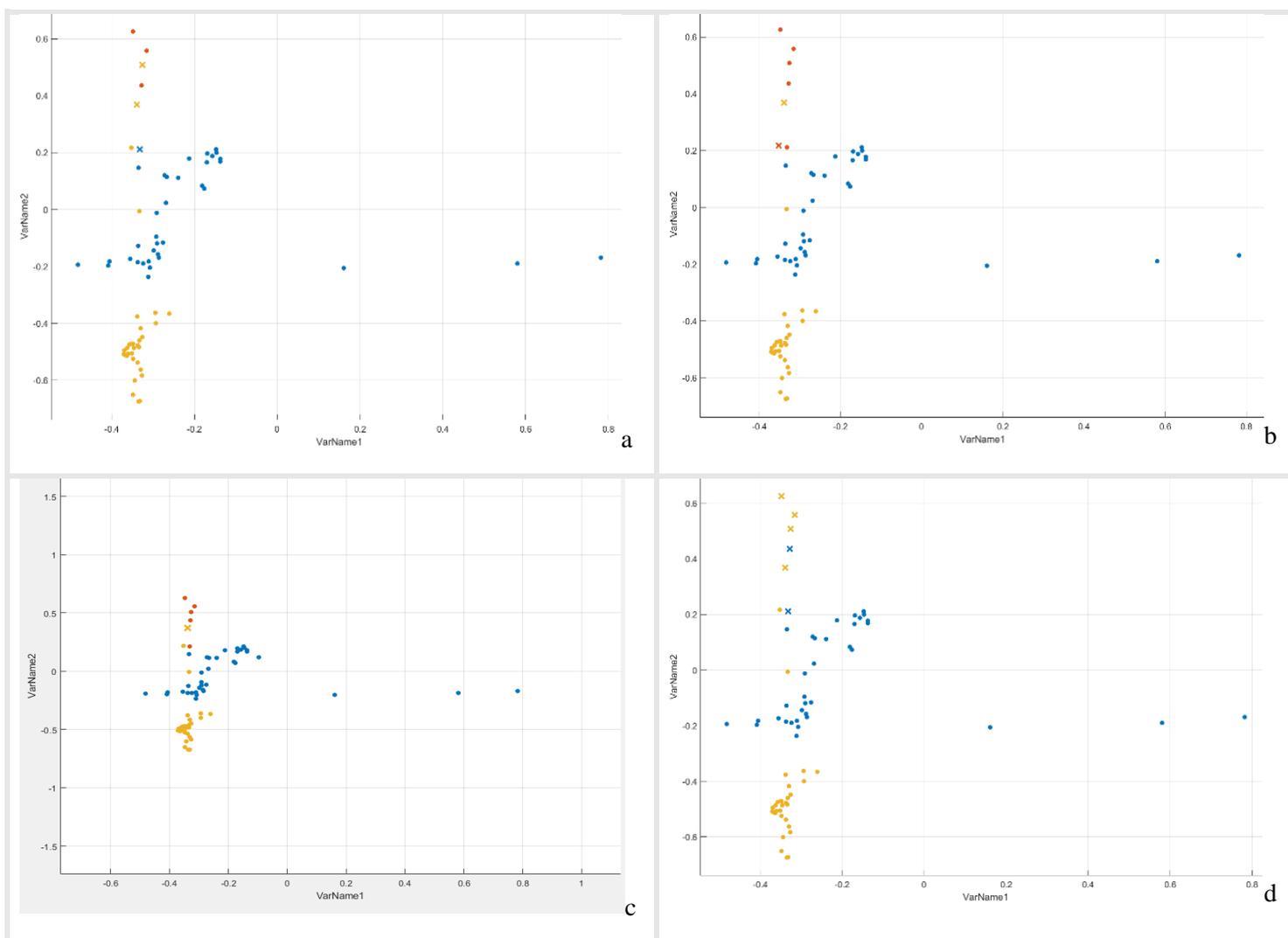


Figure 58 : Distributions des classes prédites et vraies classes correctes à l'aide du classificateur SVM et des quatre techniques d'extraction. A : SVM-CWT, B : SVM-DWT, C : SVM-MODWT, D : SVM-AM.

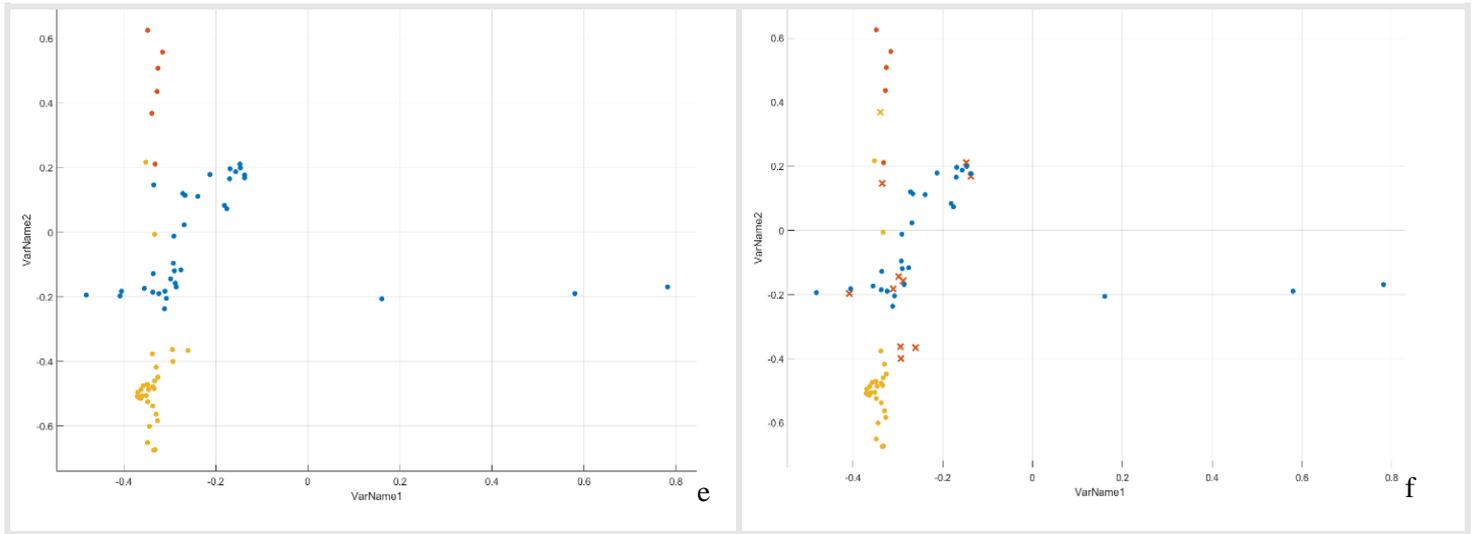


Figure 59 : Distributions des classes prédites et vraies classes correctes à l'aide de l'analyse discriminante quadratique, E : QDA-DWT, F : QDA-AM

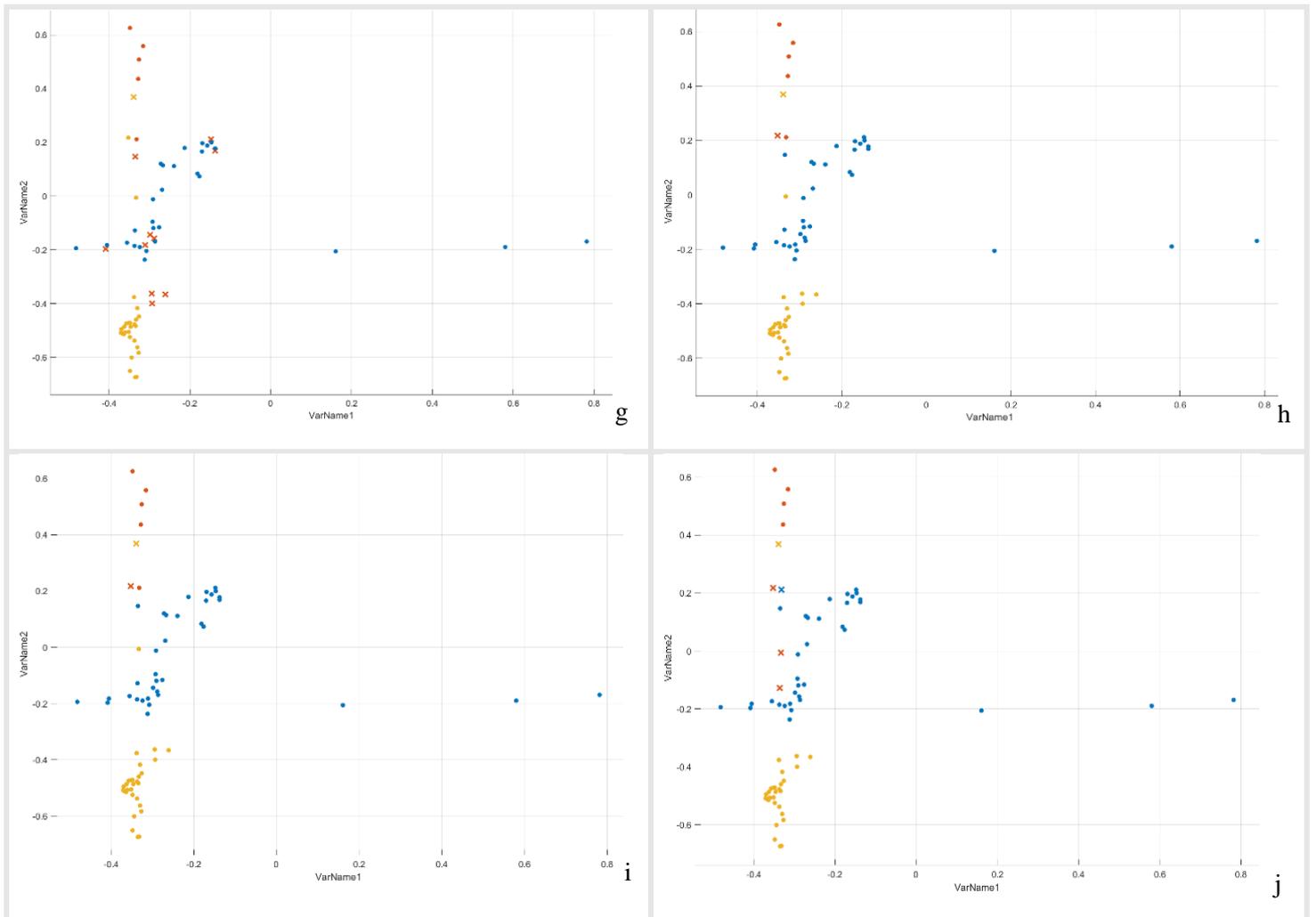


Figure 60 : Distributions des classes prédites et vraies classes correctes utilisant KNN, G : KNN-CWT, H : KNN-DWT, I : KNN-MODWT, J : KNN-AM.

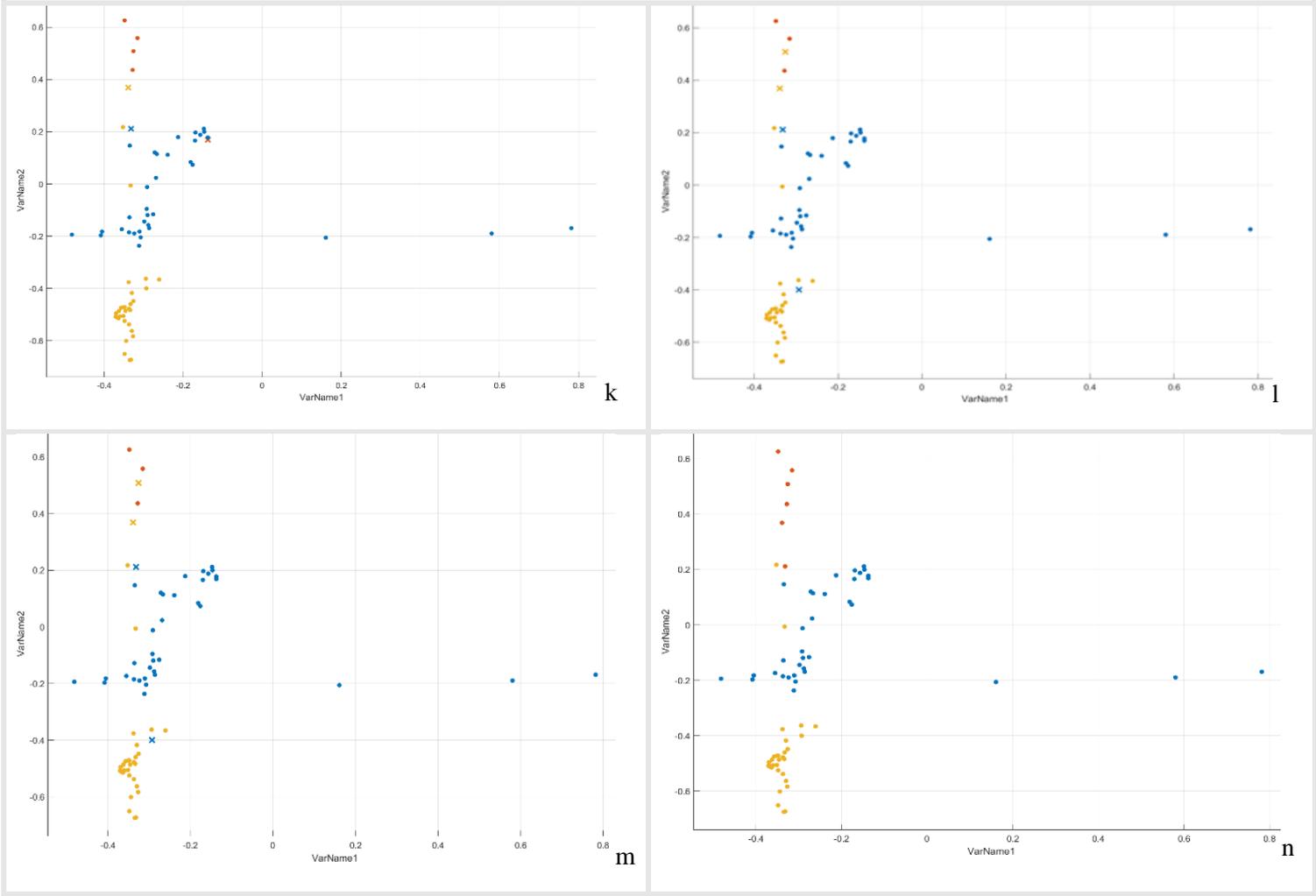
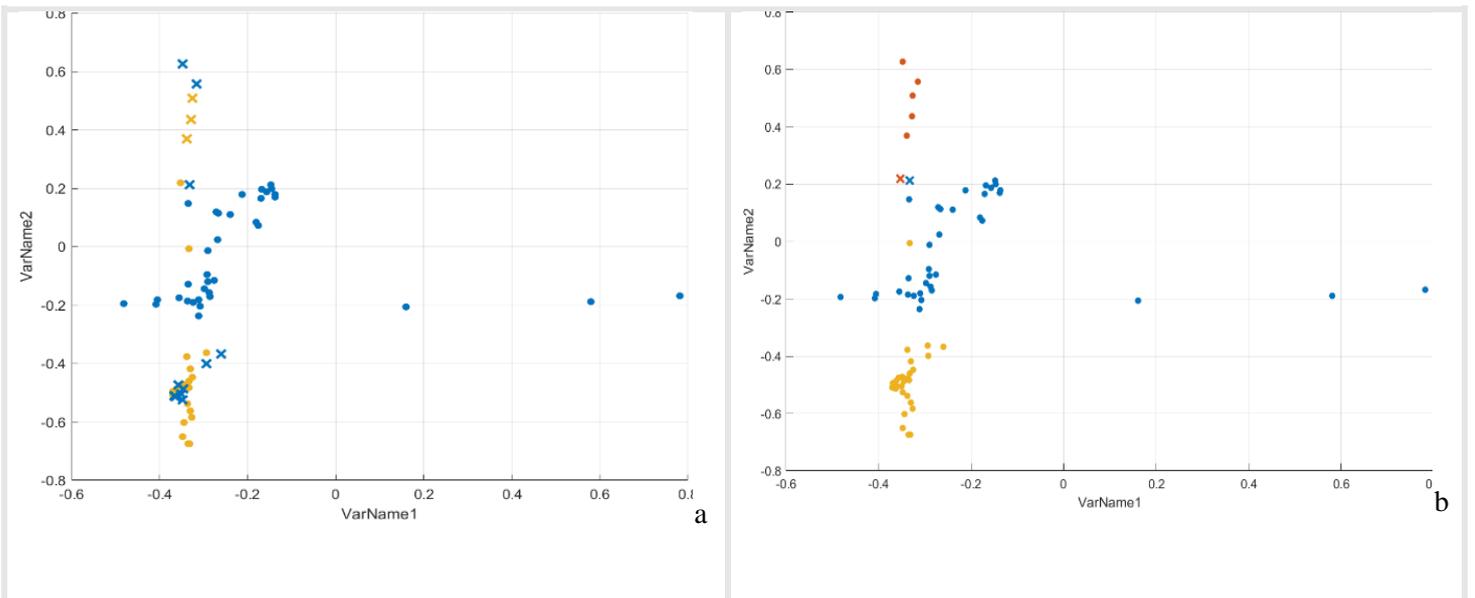


Figure 61 : Distributions de classes prédites et vraies classes correctes en utilisant Naïve Bayes. K : NB-CWT, L : NB-DWT, M : NB-MODWT, N : NB-AM.



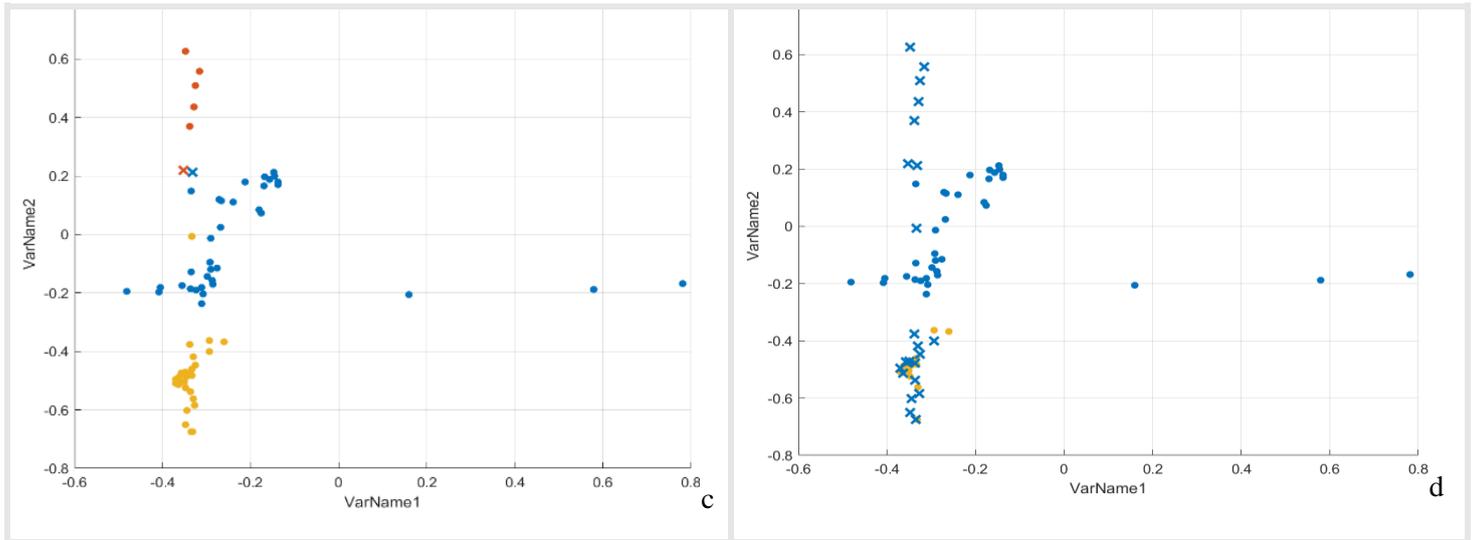


Figure 62 : Distributions de classes prédites et vraies classes correctes à l'aide de SVM avec PCA activé. A: SVM-CWT, B : SVM-DWT, C : SVM-MODWT, D : SVM-AM.

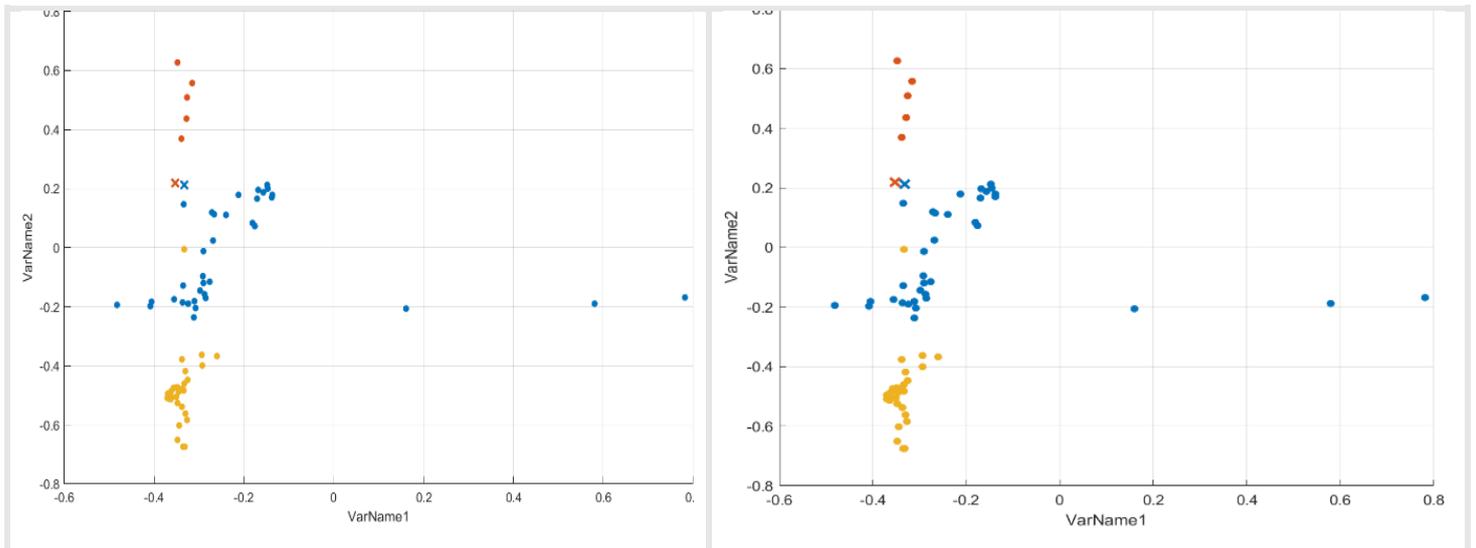


Figure 63 : Distributions des classes prédites et vraies classes correctes en utilisant un discriminant quadratique avec PCA activé. A gauche : discriminant quadratique avec DWT, à droite : discriminant quadratique avec AM.

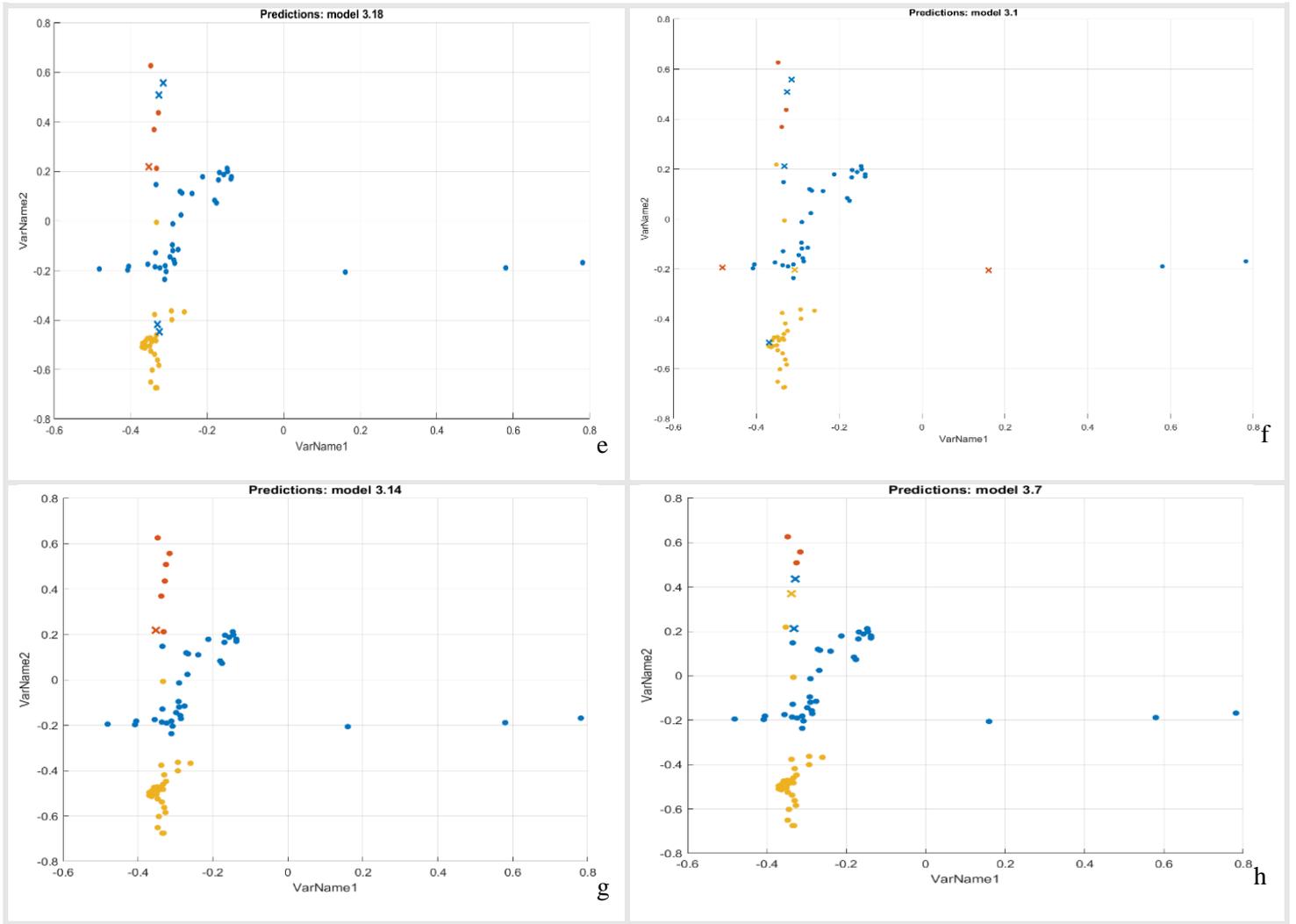
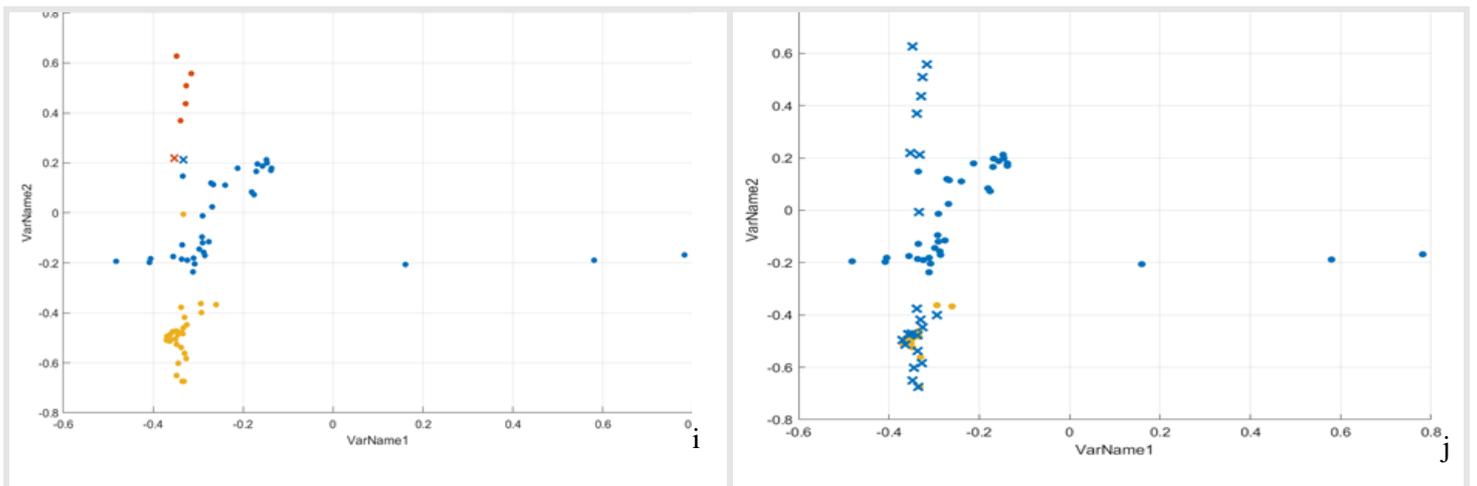


Figure 64 : Distributions de classes prédites et vraies classes correctes en utilisant KNN avec PCA activé. E : KNN-CWT, F : KNN-DWT, G : KNN-MODWT, H : KNN-AM.



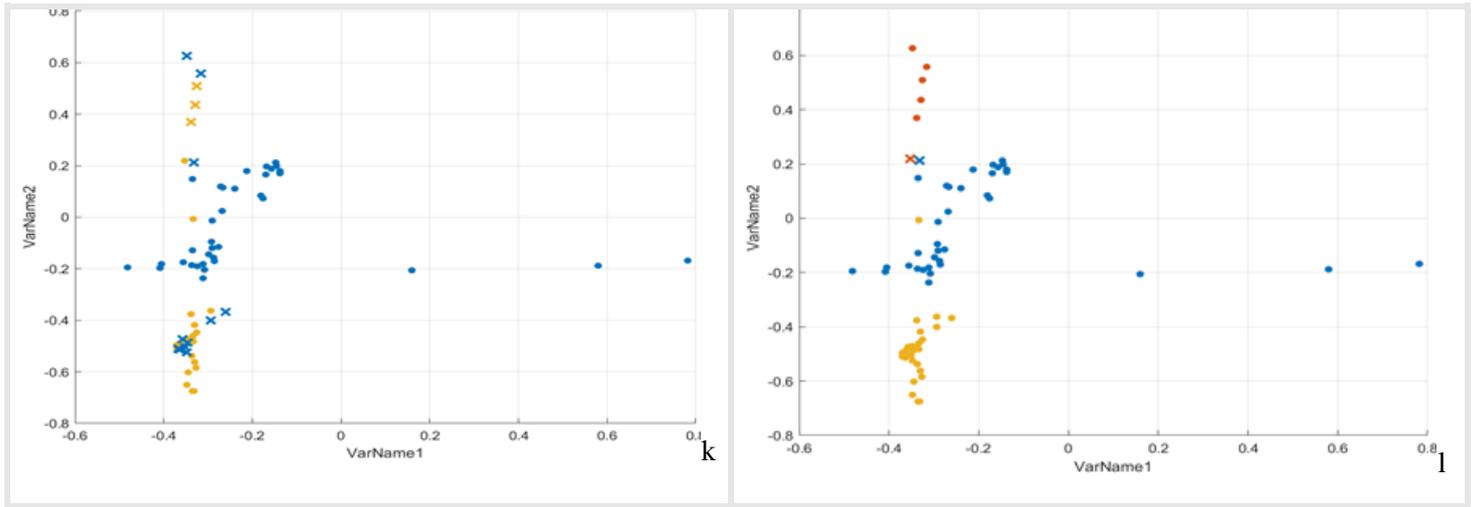


Figure 65 : Distributions de classes prédites et vraies classes correctes à l'aide de Naïve Bayes avec PCA activé. I : NB-CWT, J : NB-DWT, K : NB-MODWT, L : NB-AM.