



HAL
open science

Modèles Probabilistes de Séquences Temporelles et Fusion de Décisions. Application à la Classification de Défauts de Rails et à leur Maintenance

Abdeljabbar Ben Salem

► **To cite this version:**

Abdeljabbar Ben Salem. Modèles Probabilistes de Séquences Temporelles et Fusion de Décisions. Application à la Classification de Défauts de Rails et à leur Maintenance. Autre. Université Henri Poincaré - Nancy 1, 2008. Français. NNT : 2008NAN10008 . tel-01748340

HAL Id: tel-01748340

<https://hal.univ-lorraine.fr/tel-01748340>

Submitted on 29 Mar 2018

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.



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 : ddoc-theses-contact@univ-lorraine.fr

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>

Modèles Probabilistes de Séquences Temporelles et Fusion de Décisions. Application à la Classification de Défauts de Rails et à leur Maintenance

THÈSE

présentée et soutenue publiquement le 07 mars 2008

pour l'obtention du

Doctorat de l'université Henri Poincaré – Nancy 1
(spécialité Automatique, Traitement du Signal et Génie Informatique)

par

Abdeljabbar BEN SALEM

Composition du jury

<i>Rapporteurs :</i>	Christophe BERENGUER	Professeur à l'Université de Technologie de Troyes
	Philippe LERAY	Professeur à l'École Polytechnique de l'Université de Nantes
<i>Examineurs :</i>	Pierre Henri WUILLEMIN	Maître de Conférences au LIP6
	Didier THEILLOL	Professeur à l'Université Henri Poincaré Nancy I
	Laurent BOUILLAUT	Chargé de Recherche à l'INRETS
	Philippe WEBER	Maître de Conférences à l'Université Henri Poincaré Nancy 1
	Patrice AKNIN	Directeur de Recherche à l'INRETS (Co-Directeur de thèse)
	Benoît IUNG	Professeur de l'Université Henri Poincaré Nancy 1 (Directeur de thèse)

Remerciements

Toutes les personnes m'ayant permis de mener à bien ce travail sont assurés de ma gratitude.

Mes remerciements s'adressent tout d'abord à mes directeurs de thèse Benoit Iung, Professeur à l'Université Henri Poincaré et Patrice Aknin, Directeur de recherche à l'INRETS qui ont su m'encadrer avec efficacité, clairvoyance et beaucoup de patience durant tout le temps que m'a exigé ce travail. Je leur exprime ma profonde reconnaissance pour leurs soutiens et encouragements face à la difficulté mais aussi pour leur disponibilité et le temps passé à la relecture et la correction du mémoire de thèse.

Je tiens également à témoigner ma reconnaissance à Laurent Bouillaut et à Philippe Weber qui ont co-encadré cette thèse, pour la patience et la disponibilité dont ils ont su faire preuve tout au long de nos interminables séances de travail. Je tiens également à remercier Didier Levy de la RATP de nous avoir fourni la base de données SIAM sans laquelle ce travail n'aurait pas pu aboutir.

Mes remerciements s'adressent ensuite à Philippe Leray, Professeur à l'Ecole Polytechnique de l'Université de Nantes, et à Christophe Berenguer, Professeur à l'Université de Technologie de Troyes, pour avoir accepté d'évaluer mes travaux en qualité de rapporteurs. Je remercie également Didier Theillo, Professeur à l'Université Henri Poincaré, et Pierre Henri Wullemin, Maître de Conférences au LIP6 pour la participation au jury en tant qu'examineurs.

Je ne saurais terminer mes remerciements sans une pensée pour ma famille. Je m'adresse à mes parents, mes frères et ma sœur, pour leur exprimer ma profonde reconnaissance pour leur soutien pendant toutes ces années de thèse. Enfin, je remercie tout particulièrement ma femme qui a toujours cru en moi et qui m'a apporté son aide et son réconfort.

*Je dédie cette thèse
à mes parents
et à ma femme*

Table des matières

Introduction générale	1
1 Le Diagnostic et l'Aide à la Décision pour la Maintenance	5
1.1 Introduction	6
1.2 Le processus de maintenance	7
1.2.1 Définition et propriétés	7
1.2.2 Activités du processus de maintenance	8
1.2.3 Processus de maintenance dans le contexte ferroviaire	10
1.2.4 Méthodes de gestion de la maintenance	13
1.3 Terminologies pour la mise en œuvre de la PM	18
1.3.1 Composants et systèmes	18
1.3.2 Défaut	19
1.3.3 Défaillance	19
1.3.4 Indicateurs de sûreté de fonctionnement	20
1.4 Organisation de la maintenance conditionnelle	23
1.4.1 La procédure d'acquisition et de prétraitement des données	23
1.4.2 Processus de diagnostic	24
1.4.3 L'aide à la décision en maintenance	27
1.5 Conclusion	31
2 Réseaux Bayésiens Dynamiques pour l'Analyse et le Traitement des Séquences Temporelles	33
2.1 Introduction	35
2.2 Description et analyse des données RATP	35
2.2.1 Proposition d'une approche basée sur les réseaux bayésiens	35
2.2.2 Prétraitement de la base SIAM	36
2.2.3 Extraction des données utiles	37
2.3 Formalisation théorique et méthodes d'analyse de séquences temporelles	40
2.3.1 Description des séquences temporelles	40
2.3.2 Modèles d'analyse des séquences temporelles	41

Table des matières

2.4	Les modèles probabilistes pour l'analyse des séquences temporelles	44
2.4.1	Les chaînes de Markov discrètes	44
2.4.2	Les chaînes de Markov cachées	45
2.4.3	Les Input/Output HMM	46
2.5	Les réseaux bayésiens	47
2.5.1	Définitions et propriétés	47
2.5.2	Modélisation par réseaux bayésiens	48
2.5.3	Adaptation des réseaux bayésiens aux variables continues	49
2.5.4	Apprentissage de la structure	49
2.5.5	Apprentissage des paramètres	50
2.6	Les 2-TBN : outil d'analyse des séquences temporelles	52
2.6.1	Représentations compacte et déroulée	53
2.6.2	RB à temps continu	53
2.6.3	Modélisation des systèmes markoviens par RBD	54
2.6.4	Apprentissages des tables de probabilités conditionnelles	55
2.6.5	Inférence dans les 2-TBN modélisant un IO-HMM	56
2.7	Mise en évidence des limites des 2-TBN pour l'analyse des séquences de joints	57
2.7.1	Formalisation	57
2.7.2	Les tables de probabilités conditionnelles	58
2.7.3	Intégration des distances continues dans le 2-TBN	59
2.7.4	Analyse des résultats du 2-TBN pour la classification des séquences temporelles	61
2.8	Conclusion	62
3	Proposition d'une Approche Hybride pour le Diagnostic des Défauts	63
3.1	Introduction	64
3.2	Réseaux probabilistes d'ordre supérieur	64
3.2.1	Les N-TBN pour la modélisation des chaînes de Markov d'ordre N-1	64
3.2.2	N-TBN pour la modélisation d'IOHMM d'ordre N-1	65
3.2.3	Apprentissage des paramètres d'un 3-TBN modélisant un IOHMM	68
3.3	Problèmes de la fusion de décisions et notation	71
3.3.1	Méthode Bayésienne Naïve	72
3.3.2	Mise en œuvre de la fusion bayésienne naïve par des RB	72
3.4	Application des N-TBN pour l'analyse des points singuliers de la voie	73
3.4.1	Apprentissage des paramètres du 3-TBN à partir de la base SIAM	74
3.4.2	Résultats des 3-TBN sur la base SIAM	78
3.4.3	Utilisation des RB collaboratifs pour l'analyse des séquences de joints	79

3.5	Méthodes d'insertion de défauts dans SIAM	81
3.6	Application des RB pour la fusion des approches locale et globale	83
3.7	Conclusion	84

4 Proposition d'une Approche pour l'Optimisation de la Maintenance Conditionnelle des Systèmes à N-Composants **87**

4.1	Introduction	89
4.2	Présentation générale de l'approche	89
4.2.1	La maintenance conditionnelle pour les systèmes à n-composants	89
4.2.2	Phases de la méthodologie proposée	90
4.2.3	Exemple académique pour l'illustration de la faisabilité de l'approche proposée	90
4.3	Formulation du problème de la maintenance conditionnelle	92
4.3.1	Problème des décisions séquentielles en maintenance	93
4.3.2	Modélisation des états d'un système et des actions de maintenance	93
4.3.3	Modélisation des récompenses	95
4.3.4	Stratégie de maintenance	96
4.3.5	Critères de performance	97
4.3.6	Processus décisionnels de Markov pour l'optimisation des stratégies de maintenance	97
4.4	Modélisation de la dégradation des systèmes à N-composants	99
4.4.1	Modélisation des états d'un système à partir des états de ses composants	100
4.4.2	Modèle de défaillance des composants à taux de défaillance constants	100
4.4.3	Dégradation des composants à taux de défaillance variables au cours du temps	101
4.4.4	Modélisation des dépendances fonctionnelles entre les composants	103
4.4.5	Mise en œuvre du modèle de dégradation sur l'exemple étudié	104
4.5	Modèles de décision pour les systèmes à N-composants	105
4.5.1	Formalisation de l'espace d'actions d'un système à partir des actions élémentaires de ses composants	106
4.5.2	Processus décisionnels factorisés	107
4.5.3	Diagramme d'influence pour le modèle de décision	108
4.5.4	Mise en œuvre du modèle de décision sur l'exemple étudié	109
4.6	Application à l'optimisation de la maintenance conditionnelle des rails	115
4.6.1	Note d'intégrité pour la description des états de rails	116
4.6.2	Modèle de dégradation de rails	116
4.6.3	Élaboration du modèle de décision	118

Table des matières

4.7 Conclusion	122
Conclusion générale et Perspectives	125
Bibliographie	128

Table des figures

1	Résumé graphique de l'approche proposée pour le diagnostic et la maintenance des rails	3
1.1	Le processus de maintenance [Francastel, 1999]	8
1.2	Activités liées à la maintenance [Retour et al., 1990]	9
1.3	Structure des voies ferrées	11
1.4	Les différents types de joints	11
1.5	Le capteur à courants de Foucault monté sur une voiture d'inspection	12
1.6	Les interventions correctives	13
1.7	Impact de la maintenance préventive sur la disponibilité d'un système	14
1.8	Processus clés de la maintenance conditionnelle	15
1.9	Processus clés de la maintenance prévisionnelle [Muller, 2005]	16
1.10	Exemple de seuillage des paramètres significatifs de la dégradation	16
1.11	Les différentes méthodes de gestion de la maintenance	17
1.12	Systèmes et composants	18
1.13	Courbe en baignoire	22
1.14	La détermination expérimentale des différentes caractéristiques de dégradation d'un composant [Hédi, 2001]	22
1.15	Processus intervenant dans le choix de l'action dans la maintenance	23
1.16	Différentes approches de diagnostic	26
1.17	Aide à la décision dans le contexte de la maintenance conditionnelle	30
2.1	Labellisation à l'aide de l'approche locale seule	36
2.2	Organisation de l'approche proposée	37
2.3	Exemple d'appareil de voies	37
2.4	Représentation graphique de la base SIAM	38
2.5	Histogramme des successions {JS-JS, JS-JE, JS-JA}	39
2.6	Histogramme des successions {JE-JS, JE-JE, JE-JA}	39
2.7	Histogramme des successions {JA-JS, JA-JE, JA-JA}	39
2.8	Séquence d'événements	40
2.9	Exemple de chaîne de Markov à trois états x_1 , x_2 et x_3	44
2.10	Exemple d'un HMM	46
2.11	Exemple d'un Réseau Bayésien	48
2.12	Représentation d'une variable aléatoire dynamique : (a) Représentation déroulée (b) Représentation compacte	53
2.13	Modélisation d'une chaîne de Markov par un RBD	54
2.14	Un RBD modélisant un HMM	54
2.15	Exemple de modélisation d'un IOHMM par les 2-TBN	55
2.16	Principe de la prédiction de séquences temporelles par 2-TBN	57

Table des figures

2.17	2-TBN pour l'analyse des séquences temporelles	57
2.18	Histogramme des distances entre deux joints successifs	58
2.19	Estimation de la fonction f_{11}	59
2.20	Estimation de la fonction f_{12}	60
2.21	Estimation de la fonction f_{22}	60
2.22	Application du 2-TBN sur l'ensemble des lignes de métro	61
3.1	Principe général de la prédiction d'ordre N pour une chaîne de Markov	64
3.2	N-TBN pour la modélisation d'une chaîne de Markov discrète d'ordre N-1	65
3.3	Principe général de la prédiction des séquences temporelles par un IOHMM d'ordre N-1	65
3.4	Approximation d'un IO-HMM par un réseau bayésien dynamique à N-tranches de temps	66
3.5	Structure d'un 3-TBN	68
3.6	Apprentissage de la distribution de génération	71
3.7	Réseaux bayésiens naïfs pour la fusion des classifieurs	72
3.8	Principe de la prédiction dans le processus stochastique X	73
3.9	Principe de la prédiction du modèle 3-TBN	73
3.10	Succession JS-JS-JS : probabilité (à gauche) histogramme (à droite)	77
3.11	Mélange gaussien pour la succession JS-JS-JS	77
3.12	La distribution de génération	78
3.13	Schéma d'un cœur d'aiguillage	79
3.14	RB collaboratif pour la classification de défauts de rails	80
3.15	Variation de l'usure du rail en fonction du tonnage cumulé et du rayon de courbure	81
3.16	Estimation de l'histogramme des âges par mélange gaussien	83
3.17	RB pour la fusion des approches globale et locale	84
3.18	Résultats de la fusion des approches globale et locale par RB	85
4.1	Les différentes phases de l'approche proposée pour l'optimisation de la maintenance	91
4.2	Exemple de système à n-composants	91
4.3	Interaction de l'opérateur avec son environnement	93
4.4	Problème de prise de décision séquentielle	94
4.5	Principe général d'un MDP	98
4.6	Modèle de dégradation d'un composant à taux de défaillance constant	100
4.7	Modèle de dégradation d'un composant à taux de défaillance variable	102
4.8	DMC représentant deux composants fonctionnellement dépendants	103
4.9	Exemple d'un modèle de dégradation d'un système formé par 2 composants	104
4.10	Modélisation du processus de défaillance de l'exemple étudié par TBN	105
4.11	2-TBN pour l'action «changer pompe 2»	106
4.12	Procédure de modélisation des actions de maintenance opportuniste	107
4.13	Exemple de diagramme d'influence	108
4.14	Nœuds intermédiaires dans les diagrammes d'influences	109
4.15	Modélisation des portes logiques par réseaux bayésiens	110
4.16	Diagramme d'influence de l'exemple des vannes	111
4.17	Simulation du comportement du système complet	113
4.18	Exemple de note d'intégrité	117
4.19	Note d'intégrité seuillée : premier exemple de seuillage	117
4.20	Note d'intégrité seuillée : deuxième exemple de seuillage	117

4.21	Modèle de dégradation d'une portion de rail	118
4.22	Modèle de dégradation d'un rail	118
4.23	Construction des nœuds de décision	121
4.24	Construction des nœuds d'utilité	122
25	Principe de l'optimisation en maintenance prévisionnelle	127

Table des figures

Liste des tableaux

2.1	Nombre des joints des lignes de métro étudiées	38
2.2	Proportions des différentes classes dans la base SIAM	38
2.3	Matrice de confusion du 2-TBN	62
3.1	Matrice de confusion du 3-TBN	78
3.2	Matrice de confusion du RB collaboratif	81
4.1	TPC de X^1	112
4.2	TPC de X^2	112
4.3	TPC de X^3	112
4.4	TPC de G^2	112
4.5	TPC de G^1	112
4.6	Stratégie Optimale	112
4.7	Variation de la stratégie optimale en fonction du taux d'intérêt	114
4.8	Stratégie optimale pour les différents scénarios posés	115

Liste des tableaux

Introduction générale

Contexte Général

Au-delà des performances économiques classiques, les entreprises sont confrontées aujourd'hui aussi bien à des exigences plus sociétales liées à la sécurité des hommes et des matériels, qu'à la protection de l'environnement et la réduction des nuisances... Cela a pour but de faire face efficacement aux impératifs du marché et des réglementations, aux besoins des clients et aussi aux nécessités du développement durable. La maîtrise simultanée de ces performances considérées comme contradictoires, et donc très difficiles à gérer, est ainsi devenue un enjeu stratégique pour améliorer la performance globale de l'entreprise. Cet enjeu se décline concrètement au niveau opérationnel du système industriel par le concept du Maintien en «Conditions Opérationnelles» (MCO) dont la finalité est d'assurer principalement le bon fonctionnement du système tout au long de la phase d'exploitation.

Par rapport aux différentes composantes du MCO, notamment le soutien technique et le soutien logistique, ces travaux de thèse, initiés dans le cadre d'un partenariat avec l'INRETS (Institut National de Recherche sur les Transports et leur Sécurité), se concentrent sur le contexte du processus pivot du soutien technique : le processus de maintenance. Ce processus est considéré actuellement comme l'un des principaux leviers d'action sur la performance globale des systèmes industriels avec cependant encore de nombreuses problématiques scientifiques à résoudre pour en garantir son optimisation. Par conséquent, les propositions défendues scientifiquement dans cette thèse, et qui s'adosent au contexte industriel du MCO des rails à la Régie Autonome des Transports Parisiens (RATP), portent globalement sur une contribution au processus de maintenance en se focalisant précisément sur les sous processus complémentaires de diagnostic et d'aide à la décision.

Contexte et problématique industrielle de la thèse

Le rail est un organe vital dans le transport ferroviaire. Sa sûreté et sa maintenance conditionnent le bon fonctionnement de tout le réseau de transport. Les exploitants ferroviaires, ayant pour priorité d'assurer la sécurité et le bien-être des passagers, accordent un intérêt croissant à cet organe de l'infrastructure. En effet, l'accroissement de la vitesse des trains, de la densité du trafic, des charges par essieux et de la puissance des engins moteurs ont pour conséquence d'exercer sur les voies ferroviaires des sollicitations toujours plus grandes qui peuvent, à la longue, mettre en cause l'intégrité des rails. Le maintien en conditions opérationnelles de cet organe est devenu donc une préoccupation majeure des exploitants ferroviaires. Par exemple, bien que l'occurrence des ruptures soit rare sur le métro parisien, la RATP a étudié de près leurs effets sur plusieurs plans (mécanique, électrique, économique et sécuritaire) et a mis en évidence la nécessité d'étudier de nouvelles solutions techniques de détection du rail cassé, fonction assurée aujourd'hui automatiquement par le seul circuit de voie (CdV).

Dans le cadre du programme national de recherche et d'innovation dans les transports terrestres (PREDIT), un capteur à courants de Foucault a été développé par l'INRETS en partenariat avec la RATP [Oukhellou, 1997]. Ce dispositif assure une détection des défauts de surface des rails sans contact avec des contraintes électriques, mécaniques, de positionnement, de pollution, etc. Ce système avait pour but initial la détection des fissures débouchantes. Étant capable de détecter aussi toute modification de la géométrie de la surface de rail, ou de ses caractéristiques magnétiques, le capteur permet en plus de repérer certaines irrégularités du rail autres que les ruptures.

A l'heure actuelle, les actions de maintenance des voies ferrées sont essentiellement correctives ou sont exécutées à intervalles de temps prédéterminés. Le besoin d'évoluer vers de nouvelles politiques de maintenance pour assurer à la fois la sécurité et la disponibilité des installations à moindre coût est devenu aujourd'hui un besoin industriel. Pour y parvenir, la prise en compte d'un certain nombre de paramètres significatifs de la dégradation du rail devait permettre d'affiner les politiques de maintenance et, ainsi, d'améliorer la qualité du service, la disponibilité, la sécurité et les coûts. Pour cette finalité, la maintenance des rails ne doit plus être limitée à la seule vision du composant (portion de rail) siège de la défaillance, mais à l'étude du système dans sa globalité (système à n-composants). Les décisions relatives à la maintenance ne sont donc plus isolées de leur contexte et s'inscrivent dans un continuum Surveillance - Diagnostic - Aide à la décision.

Sur la base de ce double constat industriel en diagnostic et décision, les travaux de recherche menés dans cette thèse ont pour objet, relativement au contexte RATP, d'investiguer de nouvelles orientations pour les politiques de maintenance des rails permettant à la fois de corriger efficacement les défauts (maintenance corrective), et de les anticiper (maintenance préventive) en suivant des prévisions extrapolées de l'analyse et de l'évaluation des paramètres significatifs de la dégradation des rails (informations issues du diagnostic). Ces approches doivent se baser essentiellement sur les aspects d'optimisation des coûts liés à la maintenance et à ses conséquences.

Approche proposée

Face à la problématique industrielle, la démarche scientifique mise en œuvre se décline en deux phases complémentaires. Tout d'abord, il s'agit d'améliorer le système de diagnostic existant (capteur à courants de Foucault) pour la classification des défauts afin de garantir des résultats fiables sur l'état de dégradation des rails. Notre contribution consiste donc à proposer une méthode de diagnostic originale qui se base sur une fusion de deux sources d'informations de natures différentes : Approche Locale et Approche Globale. La figure 1 illustre ce principe.

La deuxième phase consiste à proposer une nouvelle approche pour l'«optimisation» de la maintenance conditionnelle des systèmes formés par plusieurs composants en tenant compte de certains types de dépendances, notamment économique et fonctionnelle.

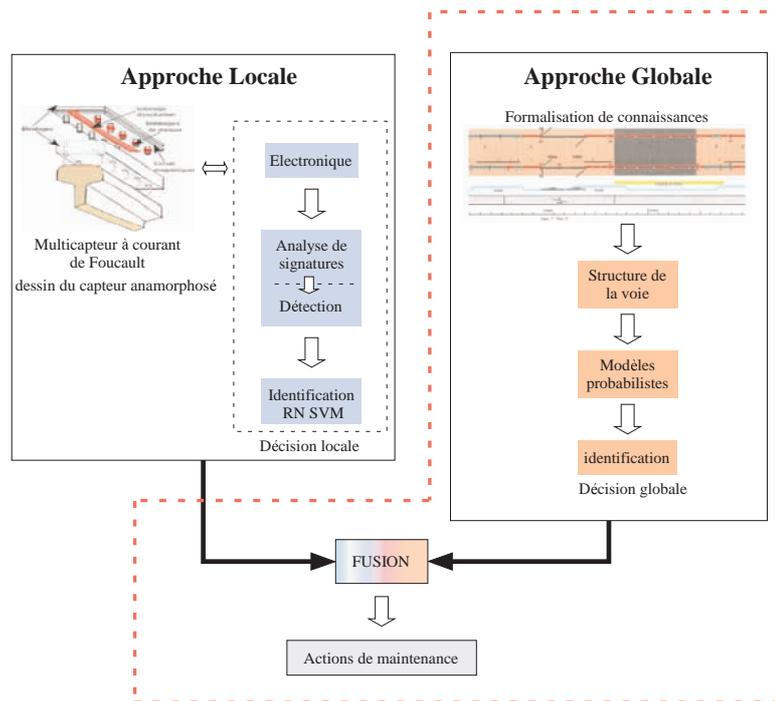


FIG. 1 – Résumé graphique de l'approche proposée pour le diagnostic et la maintenance des rails

Organisation du Rapport

Cette démarche se développe dans le mémoire sous forme de 4 chapitres :

- Le premier chapitre permet de définir globalement le processus de maintenance à la fois d'un point de vue général mais aussi relativement au contexte industriel. A partir de l'état de l'art sur les différentes politiques de maintenance, sont isolés de façon plus précise les processus clés de diagnostic et d'aide à la décision. Un premier constat est fait aussi sur la nécessité de proposer des nouvelles politiques de maintenance ferroviaire plus efficaces et moins coûteuses.
- le deuxième chapitre est consacré à l'étude du sous processus de diagnostic et son amélioration par l'apport d'informations structurelles aidant à la labellisation de séquences temporelles. La procédure adoptée pour l'approche globale est détaillée. En ce sens, ce chapitre développe trois grandes parties. La première partie présente et analyse les données fournies par la RATP décrivant la structure des voies. A l'issue de cette étape, un état de l'art des méthodes d'analyse et de traitement de ce type d'informations organisées en séquence est réalisé dans l'optique de choisir la meilleure alternative. La mise en œuvre de la méthode choisie est décrite ensuite en fin du chapitre 2.
- Le troisième chapitre complète le deuxième et présente une généralisation des outils utilisés pour la mise en œuvre de l'approche globale puis il explique la procédure de fusion entre les approches locale et globale.
- Enfin, le dernier chapitre est consacré au développement d'une démarche générique, basée sur une combinaison des réseaux bayésiens dynamiques et des processus décisionnels de Markov, dans le but d'optimiser la maintenance conditionnelle des systèmes à N-composants. Notre proposition fournit un cadre de modélisation théorique contribuant à

Introduction générale

l'optimisation du LCC (Life Cycle Cost) d'un système tout en intégrant différents types de dépendances entre ses composants. La mise en oeuvre est déroulée, dans un premier temps sur un exemple illustratif puis appliquée en dernière étape dans le cadre de la maintenance des rails.

1

Le Diagnostic et l'Aide à la Décision pour la Maintenance

Sommaire

1.1	Introduction	6
1.2	Le processus de maintenance	7
1.2.1	Définition et propriétés	7
1.2.2	Activités du processus de maintenance	8
1.2.3	Processus de maintenance dans le contexte ferroviaire	10
1.2.4	Méthodes de gestion de la maintenance	13
1.3	Terminologies pour la mise en œuvre de la PM	18
1.3.1	Composants et systèmes	18
1.3.2	Défaut	19
1.3.3	Défaillance	19
1.3.4	Indicateurs de sûreté de fonctionnement	20
1.4	Organisation de la maintenance conditionnelle	23
1.4.1	La procédure d'acquisition et de prétraitement des données	23
1.4.2	Processus de diagnostic	24
1.4.3	L'aide à la décision en maintenance	27
1.5	Conclusion	31

1.1 Introduction

Dans le domaine de la production industrielle, les entreprises sont confrontées de nos jours à des contraintes socio-économiques de plus en plus fortes, liées au phénomène de mondialisation et de délocalisation (augmentation de la richesse créée et de la valeur des biens et des services proposés), aux impératifs de sécurité des hommes et des matériels, aux exigences de protection de l'environnement (développement durable ; éco-efficience),... Ces enjeux vitaux pour la prospérité voire la survie de l'entreprise se déclinent concrètement au niveau du système complexe d'exécution de la production par le concept du Maintien en Conditions Opérationnelles (MCO) qui doit garantir, tout au long de la phase d'exploitation [Muller, 2005], la finalité attendue du système par une maîtrise globale de ses performances. Le maintien en conditions opérationnelles du système répond à une double finalité : garantir le bon fonctionnement courant du système et garantir son adaptation aux évolutions nécessaires [Dechambre et Sessego, 2001]. Il peut être défini comme l'ensemble des moyens et procédures nécessaires pour qu'un produit reste, au long de sa durée d'utilisation, apte à l'emploi qui lui est assigné. Par exemple, la notion de MCO des matériels militaires recouvre deux types de fonctions :

- Soutien à caractère technique qui regroupe trois grandes catégories d'opérations :
 - la maintenance proprement dite, comprenant les actions visant à maintenir (ou rétablir) un équipement dans un état spécifié (telles que les carénages pour l'entretien des coques des bateaux, la reconstitution du potentiel d'heures de vol d'un aéronef ou le changement de moteur d'un char) ;
 - la gestion de la configuration des équipements permettant de suivre l'évolution de la définition technique des matériels tout au long de leur vie opérationnelle ;
 - la tenue à jour des référentiels techniques, mais aussi l'analyse du retour d'expérience issue de l'exploitation des faits techniques.
- Soutien à caractère logistique. Il comprend les opérations d'approvisionnement des rechanges, leur magasinage (stockage) et le ravitaillement en pièces de rechange des unités, des structures de soutien (ateliers industriels).

Ces travaux de thèse se concentrent sur les aspects relatifs au soutien technique, et en particulier, au processus de maintenance qui s'avère être l'un des principaux leviers d'action sur la performance globale des systèmes industriels [Sénéchal, 2004]. En effet la maintenance est perçue maintenant plus comme un centre de profit (un contributeur) que comme un centre de coût et a subi une véritable mutation liée principalement à une complexification de l'objet maintenu et à l'évolution de l'outil de maintenance. Cette mutation doit faire appel à des nouvelles formes de maintenance organisées autour de processus plus performants ce qui en fait encore un objet de recherche et un domaine d'investigations de beaucoup de chercheurs et d'industriels. En ce sens, cette thèse propose une contribution au processus de maintenance, et plus précisément aux sous-processus de diagnostic et d'aide à la décision des systèmes à n-composants.

Le premier chapitre a pour but de fixer les objectifs industriels, puis de positionner l'apport théorique de nos travaux. Nous positionnons l'origine de ce projet en présentant le contexte industriel de l'étude. Après l'expression du besoin industriel, nous dressons un panorama des différents sous-processus de la maintenance. La deuxième section introduit la terminologie relative à la maintenance préventive. Elle est empruntée essentiellement à [AFNOR, 2001, Rees, 1997, Parhami, 1994, Chillarge, 1996, Laprie, 1992, Isermann et Balle, 1997, Milne, 1987, Avizienis, 1978]. Orientés par le contexte industriel, nous décrivons dans la suite de ce chapitre les sous-processus

clés de maintenance qui nous intéressent dans cette étude (le diagnostic et l'aide à la décision) ainsi que quelques éléments de la maintenance des rails.

1.2 Le processus de maintenance

Au début de l'ère industrielle, la maintenance des systèmes se limitait seulement à quelques actions d'entretien comme le dépannage ou la réparation après une défaillance. Un redémarrage rapide était l'unique objectif de ces méthodes. Certes, cet objectif a trouvé sa justification à une époque où la nature technique des équipements utilisés induisait une faible incidence économique d'une défaillance quelque soit son degré de sévérité. Cependant, les systèmes d'aujourd'hui, dotés d'une complexité accrue, et par voie de conséquences plus coûteuses, nécessitent des techniques de maintenance plus élaborées et plus abouties. De ce fait, la maintenance est devenue aujourd'hui une composante incontournable de la performance d'une entreprise [Sénéchal, 2004].

Afin de mieux cerner l'application du processus de maintenance en entreprise, une définition de ce concept ainsi que ses différentes activités et les terminologies associées sont données dans la suite de ce chapitre en se basant sur les vocabulaires existants et approuvés par [AFNOR, 2001].

1.2.1 Définition et propriétés

La maintenance est l'ensemble des activités destinées à maintenir ou à rétablir un bien dans un état pour accomplir une fonction requise. Ces activités sont une combinaison d'activités techniques, administratives et de management [AFNOR, 2001]. Elles doivent être considérées dans les différentes phases du cycle de vie d'un système : la conception, l'exploitation et la fin de vie.

L'impact de la maintenance lors de la conception

Pendant la phase de conception, il est important de prendre en compte les indicateurs de la sûreté de fonctionnement, tels que la fiabilité, la disponibilité, et la maintenabilité des systèmes industriels, pour choisir les technologies en adéquation avec les besoins réels [Hao et al., 2002]. L'étude prévisionnelle de défaillances pendant la phase de conception permet d'établir et d'identifier toutes formes de causes probables qui engendrent une défaillance. Cette étude est utilisée pour l'établissement du cahier de charges contenant les spécifications des caractéristiques des équipements, qui seront installés pour fixer les normes de qualité et de sécurité des systèmes, des personnes et de l'environnement [Anderwes et Bartlett, 2005].

La maintenance pendant l'exploitation

La phase d'exploitation commence dès la mise en exploitation du système et s'arrête quand il n'est plus en mesure de remplir la tâche requise. Pendant cette phase, les indicateurs de la sûreté de fonctionnement jouent un rôle crucial dans la détermination des actions de maintenance puisqu'ils donnent une mesure de la sécurité, de la qualité et de la productivité du bien [Noyes et Pérès, 1998]. Le rôle du processus de maintenance consiste tout d'abord à contrôler ces indicateurs, puis en cas de détection d'un fonctionnement anormal, il fournit une liste d'actions (correctives ou préventives) qui garantissent un niveau de performance requis et un niveau de risque acceptable tout en minimisant les coûts.

La maintenance en fin de vie

A la fin de la vie d'un système de production, le processus de maintenance décide si le bien doit être démantelé, détruit ou recyclé. Généralement, la décision est prise en fonction des exigences normatives tout en tenant compte des coûts de l'opération choisie.

Par rapport à la problématique industrielle à résoudre, nos travaux de thèse se restreignent principalement au processus de maintenance en phase d'exploitation.

1.2.2 Activités du processus de maintenance

En accord avec la précédente définition énoncée dans §1.2.1, [Francastel, 1999] suggère de partager les activités de maintenance en plusieurs sous processus connectés comme l'indique la figure 1.1.

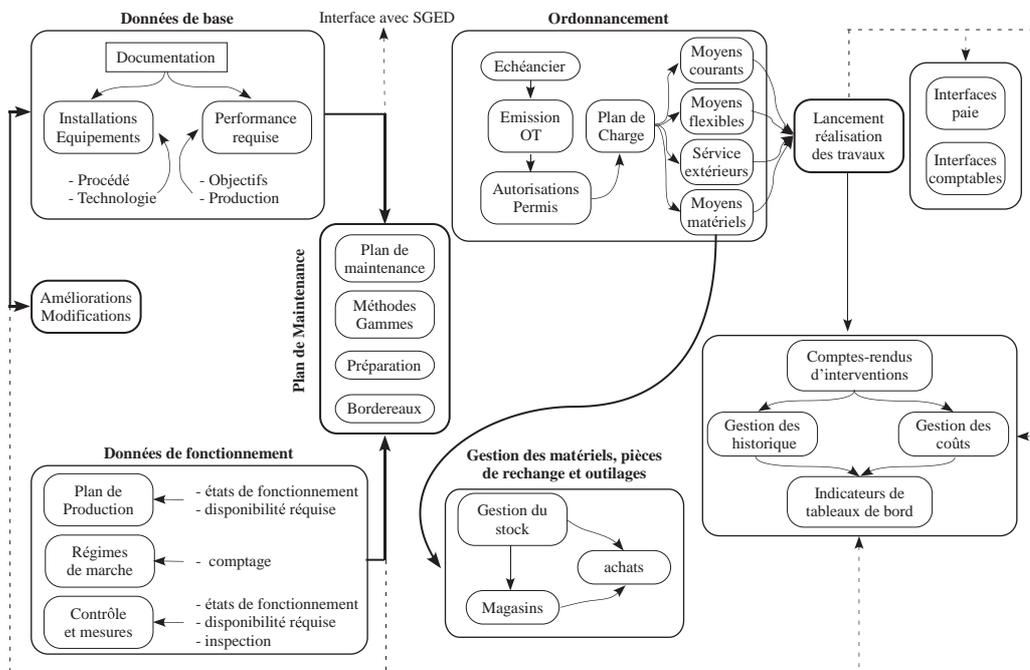


FIG. 1.1 – Le processus de maintenance [Francastel, 1999]

Ces activités, comme présentées par [Retour et al., 1990], peuvent se regrouper en deux sous-ensembles : les activités à dominance technique (choix et exécution de l'action à mener) et les activités à dominance gestion (activités administratives et de management liées à la préparation de l'action) (voir figure 1.2). Toutefois, l'existence et/ou l'organisation de ces activités dépend de la *stratégie* voire de la *politique* de maintenance choisie. Par rapport à cet enchaînement d'activités, et tout en étant orientés par le contexte industriel, nos travaux de thèse se concentrent sur les processus principalement liés au choix de l'action (sous-processus liés aux ensembles «Données de fonctionnement » et «Plan de maintenance » illustrés sur la figure 1.1) ; c'est à dire des sous-processus comme : surveillance et diagnostic, pronostic, aide à la décision...

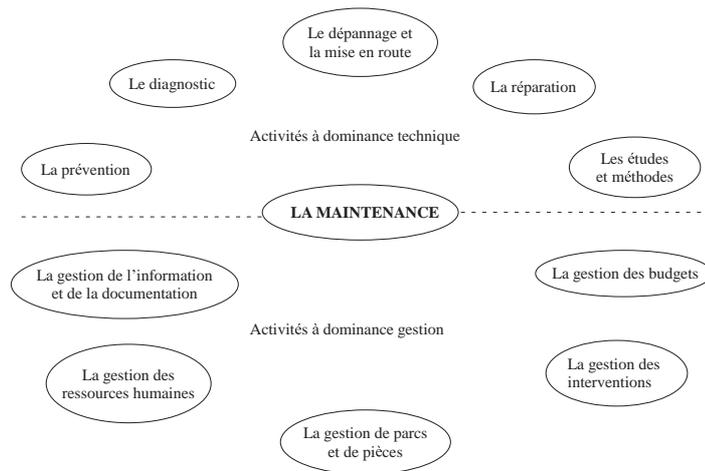


FIG. 1.2 – Activités liées à la maintenance [Retour et al., 1990]

Politique de maintenance

Selon la norme [AFNOR, 2001], la politique de maintenance consiste à fixer les orientations (méthode, programme, budget, etc.), dans le cadre des buts et objectifs fixés par la direction de l'entreprise. Dans le cadre de l'optimisation des coûts de production, et selon la politique retenue, les orientations privilégient :

- la disponibilité et la durée de vie du bien
- la sécurité des hommes et des biens
- la qualité des produits
- la protection de l'environnement
- l'optimisation des coûts de maintenance...

La politique de maintenance fait adapter les méthodes de travail suivant que l'arrêt du bien à maintenir ne concerne que lui (cas d'un bien autonome ou d'un bien appartenant à une ligne de production continue, doublé ou non pour des questions de disponibilité et/ou de sécurité), ou au contraire, qu'il entraînera l'arrêt de toute une ligne de production (cas d'un laminoir ou d'une chaîne d'assemblage de véhicules par exemple). La politique de maintenance conduit, en particulier, à faire des choix entre maintenance préventive, telle que la maintenance conditionnelle, systématique ou prévisionnelle, et/ou corrective qui se décline en politiques de maintenance curative et palliative... Une étude bibliographique détaillée sur ces différentes politiques de maintenance est donnée dans le §1.2.4.

Stratégie de maintenance

La norme [AFNOR, 2001] définit la stratégie de maintenance, résultant de la politique de maintenance, comme le processus imposant des choix pour atteindre les objectifs fixés. La stratégie de maintenance implique la mise en œuvre d'un plan de maintenance avec des objectifs chiffrés et des indicateurs mesurables.

Le choix des politiques et des stratégies dépend en grande partie du contexte applicatif dans lequel la maintenance est mise en œuvre. Dans le cadre de nos travaux, ce contexte est relatif au

ferroviaire.

1.2.3 Processus de maintenance dans le contexte ferroviaire

Les progrès technologiques dans le domaine ferroviaire ont fait des trains le premier moyen de transport utilisé. En France, plus d'un milliard de personnes utilisent chaque année ce mode de transport. Les exploitants ferroviaires ont pour priorité d'assurer la sécurité et le bien-être des passagers [Dechambre et Sessego, 2001] et pour cela, ils doivent vérifier pour chaque composant du système complet (infrastructure et matériel roulant) son bon fonctionnement dans les conditions de sécurité. Parmi les multiples éléments devant être surveillés, la voie est une composante incontournable. En effet, l'accroissement de la vitesse des trains, de la densité du trafic, des charges par essieux et de la puissance des engins moteur ont pour conséquence d'exercer sur les voies ferroviaires des sollicitations toujours plus grandes pouvant, entre autre, mettre en cause l'intégrité des rails. Le MCO de cet organe est donc l'une des priorités majeures des exploitants ferroviaires [Dechambre et Sessego, 2001]. A titre d'illustration, la RATP consacre près de 60% de son budget à la maintenance des voies. A la SNCF, près de 2500 M€ sont utilisés chaque année pour la maintenance des infrastructures.

A l'heure actuelle, les actions de maintenance des voies ferrées relativement au composant rail sont essentiellement correctives ou sont exécutées à intervalles de temps prédéterminés. Dans le premier cas, les actions correctives sont exécutées après la détection d'une défaillance, telle qu'une fissure de rail. Dans le deuxième cas, les actions de maintenance consistent principalement à meuler préventivement ou remplacer périodiquement le rail. Ce type de politique de maintenance est perfectible et laisse subsister de larges marges de gain. Le besoin d'évoluer vers de nouvelles formes (politiques) de maintenance autorisant à la fois la sécurité et la disponibilité des installations pour un moindre coût nécessite une vision globale où chaque portion (ou coupon) de rail est considérée dans son contexte.

Terminologies spécifiques au ferroviaire

Dans le réseau ferroviaire du métro de la RATP (14 lignes de métro), deux types de roulement peuvent être distingués :

Roulement de type pneumatique :

Le métro sur pneumatiques a été conçu au début des années 1950 par la Régie Autonome des Transports Parisiens (RATP), afin de disposer d'un matériel plus performant permettant de meilleures accélérations et freinages et d'augmenter la fréquence des rames, tout en minimisant les nuisances sonores et les trépidations transmises aux immeubles riverains des lignes de métro. Les véhicules roulent sur des pistes larges en acier beaucoup plus résistantes mécaniquement que les pneumatiques. Les défauts de piste sont donc très rares, voir quasiment inexistantes.

Roulement de type fer :

Les lignes 2, 3, 5, 7, 8 et 9 sont chronologiquement les plus anciennes, et concentrent des actions de maintenance de l'infrastructure en grand nombre. Les roues ferroviaires assurent à la fois le roulement et le guidage des véhicules sur des voies ferrées constituées par des rails en acier au carbone. Elles sont soumises, en service, à diverses sollicitations dont, notamment celles engendrées par le contact roue-rail au niveau de la table de roulement. Le risque de dégradations des rails est donc nettement plus élevé que dans le cas du roulement pneumatique.

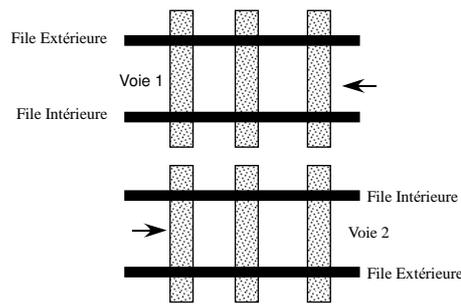


FIG. 1.3 – Structure des voies ferrées

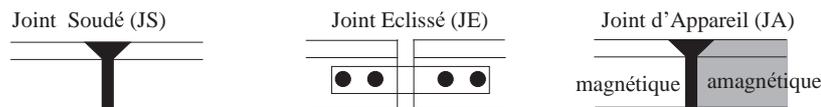


FIG. 1.4 – Les différents types de joints

Structure des voies ferrées :

Chaque ligne est généralement composée de deux voies, et dans chaque voie, il y a deux files : file *extérieure* et file *intérieure* (Voir figure 1.3). Les files sont composées de coupons de rails de longueur maximale égale à 18 mètres. Ces coupons sont reliés les uns aux autres suivant plusieurs techniques. Le raccordement n'est pas aléatoire mais dépend des règles de pose de rails et des contraintes techniques. Les «tranches» de rails sont séparées par des *joints* de natures différentes (voir figure 1.4) :

- Joint Soudé (JS) : il est obtenu par une soudure aluminothermique entre deux coupons.
- Joint Eclissé (JE) : c'est le raccordement mécanique des extrémités de deux coupons à l'aide d'éclisses boulonnées.
- Joint d'Appareils (JA) : il est situé aux deux extrémités du cœur d'un aiguillage, entre le rail dit «pleine voie» et le cœur de l'appareil lui-même. Ce joint peut-être soudé ou éclissé, mais nous le distinguerons des deux premiers joints par ses caractéristiques électromagnétiques et son occurrence qui sont bien particulières.

Dégradations des rails :

Les contraintes de roulement (contraintes de Hertz) au niveau du contact roue-rail induisent de l'usure et la fatigue des matériaux. Le premier type de dégradations auquel nous nous intéresserons est la fissure interne. Ce défaut, qui naît sur inclusion métallurgique et se propage notamment sous l'action répétée des roues, est considéré comme un défaut grave car il évolue inéluctablement vers une cassure du rail. L'autre catégorie de défaut à laquelle nous nous intéresserons est l'écaillage de surface. Souvent localisés sur la partie interne des rails posés en courbe, ceux-ci sont de moindre gravité, mais ils diminuent irrémédiablement la qualité du roulement. Notre contexte de thèse se restreint à la maintenance des rails de métro fer pour ces deux types de dégradation.

Vers des nouvelles politiques de maintenance des rails

Le rail est un organe essentiel dans le transport ferroviaire. La sûreté de cet organe et sa maintenance conditionnent le bon fonctionnement de tout le réseau. Les exploitants ferroviaires



FIG. 1.5 – Le capteur à courants de Foucault monté sur une voiture d'inspection [Aknin et al., 1992]

ont orienté leur maintenance vers de nouvelles approches plus efficaces et moins coûteuses basées principalement sur la mise en œuvre des activités liées aux *données de fonctionnement* et au *plan de maintenance* [Rivier et Putallaz, 2005] (voir figure 1.1).

Bien que l'occurrence des fissures complètes soit rare sur le métro parisien (par exemple pour la RATP, 5 à 6 ruptures par ligne de métro par an), les exploitants ferroviaires ont étudié de près les effets de ces événements sur plusieurs plans : mécanique, électrique ¹, économique et sécuritaire ².

Dans ce but, un capteur à courants de Foucault (Figure 1.5) a été développé [Oukhellou, 1997] en partenariat avec la RATP dans le cadre du programme national de recherche et d'innovation dans les transports terrestres (PREDIT 2), groupe Contrôle-commande sur la période 1998-2001. L'Institut National de Recherche sur les Transports et leur Sécurité (INRETS) a travaillé sur la conception d'un système de détection de fissures débouchantes. Ce dispositif assure une détection de défauts de rails sans contact avec des contraintes électriques, mécaniques, de positionnement, de pollution, etc. Ce système avait pour but initial la détection des fissures débouchantes.

Étant capable de détecter toute modification de la géométrie de la surface de rail, ou de ses caractéristiques magnétiques, le capteur permet de relever certaines irrégularités sur la voie autre que les ruptures. Une procédure de classification de ces détections a été définie et mise en œuvre. Le système de diagnostic permet d'identifier, lors du passage du véhicule auquel il est adjoint, non seulement des défauts de rail (fissures et écailles), mais aussi les points singuliers de la voie tels que les joints (soudés ou éclissés). Nous concevons que ce capteur fournit deux types d'informations intéressantes pour la maintenance des rails : la localisation des extrémités de coupons et la présence de défauts majeurs (rupture) et mineurs (écaille). La détection d'un défaut du premier type conduit à une action corrective immédiate. Elle offre ainsi une marge de sécurité intéressante pour l'exploitant mais ne dégage pas de possibilité de maintenance avancée. La détection d'écailages est par contre intéressante de ce point de vue. Une zone fortement écaillée doit être remplacée à plus ou moins court terme mais la prise de décision de maintenance peut être l'objet d'une optimisation, source de gains financiers, en disponibilité et sécurité. Notre objectif industriel est donc de fournir une nouvelle approche pour la gestion de maintenance se basant sur les informations données par ce capteur. Par ailleurs, le démonstrateur, réalisé en 2002 [Bentoumi, 2004], a montré que la procédure développée pour l'identification des défauts de surface de rails (Méthodes basées sur des Réseaux de Neurones (NN) et des SVM (Machine à Vecteurs de Support)) remplit sa mission principale, la détection de rupture, mais ne permet

¹Le rail transporte les courants de retour de traction ainsi que certains des signaux relatifs au contrôle-commande des circulations

²Une rupture peut causer dans les cas extrêmes un déraillement de train

pas d'avoir une classification parfaite concernant les écailles. L'analyse détaillée de ces résultats a montré que cette limitation est principalement due à la confusion entre les écailles et les joints soudés de rails. Ainsi, nous avons jugé nécessaire d'améliorer dans un premier temps la procédure d'identification des écailles (contribution de la thèse au diagnostic) avant de proposer un outil d'aide à la décision pour la maintenance des rails (contribution de la thèse à l'aide à la décision).

1.2.4 Méthodes de gestion de la maintenance³

Depuis les premiers travaux de [Barlow et Hunter, 1960], un grand nombre de politiques de maintenance ont été développées et mises en application [Simmons et Pollock, 2005, Grall et al., 2002, Kobbacy et Jeon, 2002], etc, pour améliorer la disponibilité des systèmes, empêcher leurs défaillances et réduire leurs coûts de cycle de vie (communément connu LCC pour Life Cycle Cost ou CGP pour Coût global de Possession). Toutefois, ces politiques peuvent être regroupées en deux grandes familles : la Maintenance Corrective (CM) et la Maintenance Préventive (PM).

La maintenance corrective

La maintenance corrective, CM pour *Corrective Maintenance*, est exécutée après une panne. C'est la forme la plus simple de maintenance qui ne nécessite pas un grand investissement d'étude analytique pour sa mise en place. Il s'agit simplement de faire fonctionner le dispositif jusqu'à sa défaillance, puis d'intervenir (voir figure 1.6). Cette politique ne nécessite aucun plan de maintenance établi au préalable puisque toutes les actions sont réactives [Mobeley, 2002].

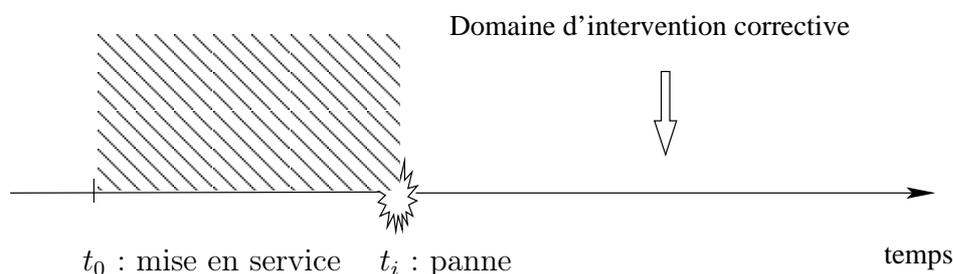


FIG. 1.6 – Les interventions correctives

La maintenance corrective se décline dans la norme en :

- **Maintenance palliative** : appelée couramment *dépannage*, elle consiste à faire des actions de réparation permettant d'assurer au système une reprise provisoire ou partielle de la fonction requise.
- **Maintenance curative** : contrairement aux actions palliatives, la maintenance curative a pour objectif de rétablir d'une façon permanente la fonction requise d'un système.

Dans certains cas de systèmes industriels, lorsque les impacts d'une panne ne sont pas caractérisés par des grandes incidences économiques ou sécuritaires, la CM peut être la politique de maintenance la plus adaptée. Cependant, lorsque la productivité, la qualité ou la sécurité (*coûts indirects*) sont des variables d'intérêt, la CM peut s'avérer inappropriée et en tout cas coûteuse. La maintenance des rails est une illustration de ce cas où la découverte d'un défaut de rail de gravité importante peut entraîner une limitation de vitesse sur zone, une baisse de la qualité du

³Appelées aussi politiques de maintenance

service voire une interruption des circulations durant le temps de la remise en état. Il faut donc évoluer vers d'autres politiques de maintenance pour ces systèmes.

La maintenance préventive

L'implication de ce concept dans plusieurs domaines de recherche rend ses terminologies et ses définitions plus variées et plus riches. Nous nous référons à la norme X60-10 [AFNOR, 2001] pour définir le terme de la maintenance préventive.

La maintenance préventive, communément notée PM pour *Preventive Maintenance*, a pour objectif de réduire la probabilité de défaillance ou de dégradation d'un système en intervenant en amont des pannes. Les activités correspondantes sont déclenchées à des intervalles de temps prédéterminés ou selon des critères prescrits.

Les actions préventives rendent le taux de défaillance différent de celui intrinsèque au système. En effet, en s'appuyant sur l'équation (1.4 p.21), nous observons que les actions de maintenance préventives augmentent la disponibilité et diminuent le taux de défaillance. Sur la figure 1.7, nous avons tracé la fonction disponibilité et le taux de défaillance afin de montrer la variation de leurs comportements en fonction d'une politique de PM. Cette courbe met en évidence le gain sur la durée de vie d'un système, et par voie de conséquences, les apports économiques (compromis entre les coûts et les gains) et sécuritaires induits par une PM.

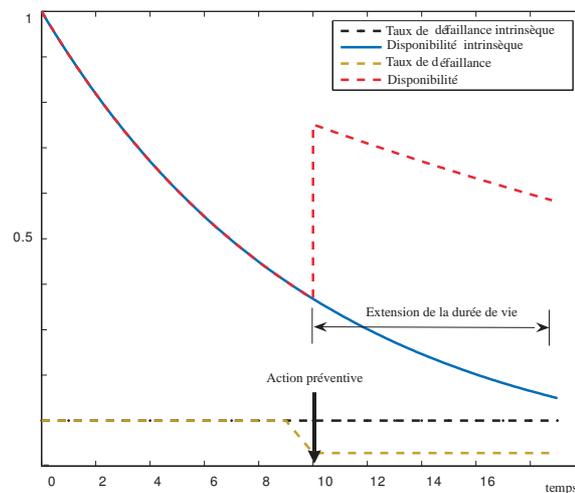


FIG. 1.7 – Impact de la maintenance préventive sur la disponibilité d'un système

Différentes alternatives de politiques de maintenance préventive sont envisageables pour notre application. Dans les paragraphes suivants, ces différentes politiques seront étudiées plus en détails afin de choisir celle qui nous semble la plus appropriée par rapport à notre contexte applicatif.

Maintenance Systématique : (*Time Based Maintenance* ; scheduled maintenance) C'est une maintenance préventive, dont les actions sont exécutées à des intervalles de temps préétablis, dans le but de rétablir complètement ou partiellement la fonction requise d'un système. L'instant d'intervention est décidé sans tenir compte de l'état du système à cet instant [AFNOR, 2001].

La maintenance systématique est le concept le plus ancien de l'entretien préventif. C'est la forme la plus intuitive. Elle est apparue au début des années soixante sous forme de stratégies fondées sur des périodicités fixes calculées empiriquement. Cette approche a beaucoup évolué au fil des ans grâce aux systèmes informatisés de gestion de maintenance. Plusieurs méthodes déterministes, telles que les travaux de [Grigoriev et al., 2006], ou stochastiques, telles que les travaux de [Kallen et Noortwijk, 2006], ont été réalisées pour l'optimisation de la périodicité.

La mise en place de cette technique ne présuppose pas l'existence de système de contrôle pour la génération des décisions d'actions de maintenance. Elle n'est intéressante que pour des systèmes caractérisés par un faible coût d'entretien, une productivité monotone, ou bien lorsque l'instrumentation n'est pas possible. Ceci n'est précisément pas le cas des infrastructures ferroviaires où les interventions de maintenance sont des opérations très coûteuses. De plus avec une approche préventive systématique, la tenue des objectifs de sécurité relativement aux transports ferroviaires n'est possible qu'au prix de périodicité faible des actions de maintenance. Tout cela fait que la maintenance systématique dans le domaine ferroviaire est peu adaptée par rapport aux nouveaux objectifs fixés dans cette application, notamment l'assurance de la meilleure qualité de service du système de transport conjointement à une bonne performance économique.

Maintenance Conditionnelle : (*Condition Based Maintenance*) c'est une forme de maintenance préventive dont les actions sont établies à partir de la surveillance du fonctionnement du système ou des paramètres significatifs de ce fonctionnement [AFNOR, 2001].

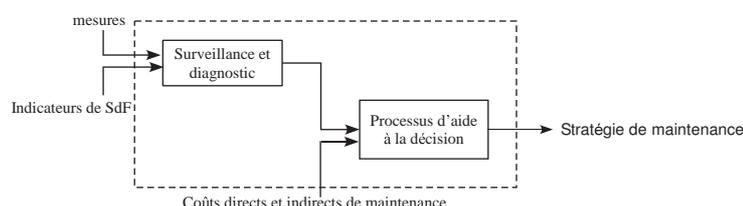


FIG. 1.8 – Processus clés de la maintenance conditionnelle

De cette définition, il en découle que ce type de politique requiert des tâches additionnelles dont la fonction est d'assurer le suivi de la dégradation du système, en se basant généralement sur des techniques de contrôle non destructif telles que l'analyse de mesures issues de capteurs (Fig. 1.8). Les instants d'interventions sont conditionnés par l'apparition d'événements non désirables. Les actions de maintenance sont donc exécutées en fonction de l'état du système. La maintenance conditionnelle est une politique envisageable pour notre contexte d'application puisqu'elle va de pair avec la finalité industrielle (maintenir mieux et à moindre coût).

Maintenance Prévisionnelle : (*Predictive Maintenance*) selon L'AFNOR, la maintenance prévisionnelle ou prédictive est un concept particulier de la maintenance conditionnelle. Elle est exécutée en suivant des prévisions extrapolées de l'analyse et de l'évaluation des paramètres significatifs de la défaillance d'un dispositif.

Les politiques de maintenance conditionnelle et prévisionnelle sont très similaires puisque toutes les deux se basent sur l'analyse d'indicateurs de sûreté de fonctionnement. Toutefois, la première politique, conditionnelle, nécessite un seuillage de ces indicateurs afin de déterminer l'état du système (indicateur des paramètres significatif du système). La figure 1.10 est un exemple

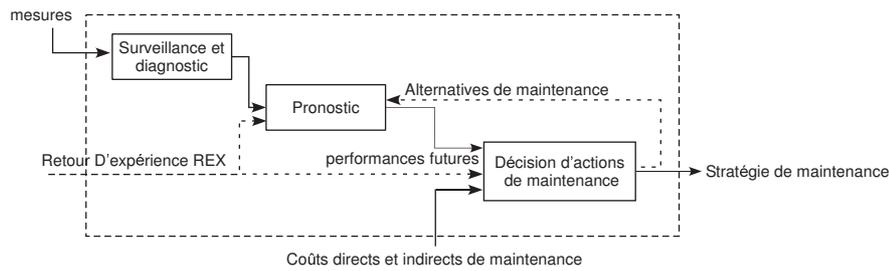


FIG. 1.9 – Processus clés de la maintenance prévisionnelle [Muller, 2005]

d'identification des états d'un système à partir du seuillage d'un paramètre représentatif de la dégradation tel que la température. Contrairement à cela, la maintenance prévisionnelle est basée sur l'analyse de l'évolution d'indicateurs de sûreté de fonctionnement obtenus par des modèles de prévision (Fig. 1.9). Il est clair qu'une telle approche de maintenance requiert un sous-processus intermédiaire, élément clé de la maintenance prévisionnelle [Wang et Vachtsevanos, 1999], entre le processus de surveillance et le processus de décision appelé processus de pronostic. Dans la littérature, beaucoup de chercheurs se sont penchés sur ce type de politique, difficile à mettre en œuvre [Provan, 2003], pour mieux l'exploiter dans le milieu industriel. Motivé principalement par ses avantages et conscients de ces inconvénients, notamment un déploiement important de sous-processus intermédiaires pour sa mise en application, la maintenance prévisionnelle est une alternative très intéressante pour remplacer les politiques de maintenance corrective et systématique dans le domaine ferroviaire.

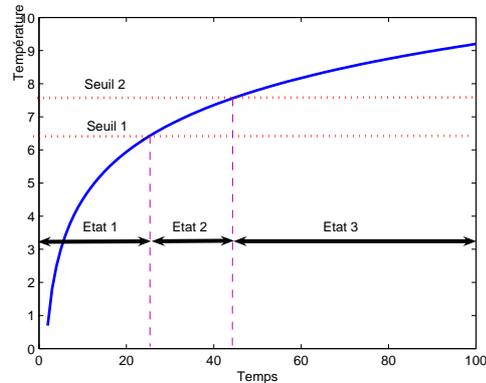


FIG. 1.10 – Exemple de seuillage des paramètres significatifs de la dégradation

Synthèse sur les politiques de maintenance

Nous venons de voir que les politiques de maintenance se distinguent essentiellement par les moyens et les investissements mis en place pour la réalisation des objectifs fixés (voir Fig. 1.11). Les coûts de maintenance, directs et indirects, ont un rôle primordial dans le choix de la politique. Ils nécessitent alors au préalable une étude économique d'identification et de quantification. Pour certains systèmes industriels, la maintenance corrective peut être la plus appropriée et la plus économique mais dans notre cadre d'application (contexte ferroviaire), et pour les raisons que nous avons exposées, la CM est très coûteuse et incertaine. La maintenance systématique semble aussi insuffisante pour le contexte applicatif de nos travaux puisque les actions correspondantes

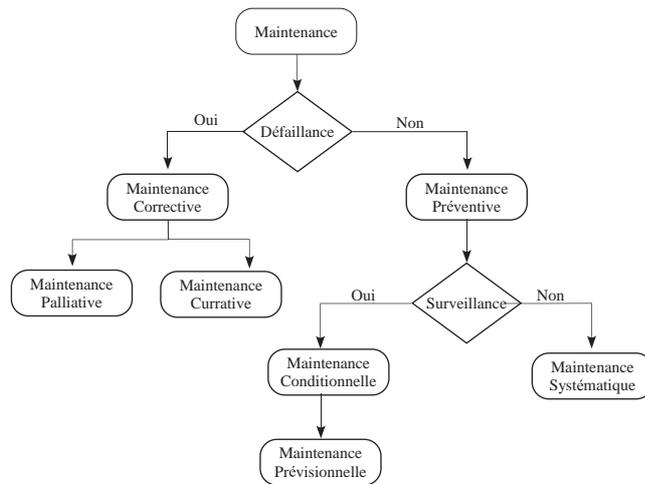


FIG. 1.11 – Les différentes méthodes de gestion de la maintenance

sont programmées à l’avance, et leurs exécutions ne tiennent pas compte des changements comportementaux du système. Bien qu’elle nécessite le déploiement de moyens plus importants et la maîtrise de plusieurs sous-processus différents, tels que le diagnostic, aide à la décision, etc, la politique de maintenance conditionnelle semble plus en adéquation avec notre problématique industrielle puisque les décisions de maintenance sont basées directement sur un processus de diagnostic permettant à l’aboutissement du bon entretien au bon moment (finalité requise pour le cas ferroviaire).

Verrous scientifiques de la maintenance préventive de systèmes à n-composants

En s’appuyant sur des études synthétiques, et particulièrement celle de [Wang, 2002], nous constatons que plusieurs de travaux de recherche qui concernent les politiques de maintenance préventives se limitent aux systèmes mono-composant. Certes, les stratégies de maintenance préventive des systèmes à n-composants se réduisent à celles des systèmes mono-composant lorsque les composants sont indépendants. Cependant, dans la majorité des applications industrielles, les composants d’un même système sont souvent dépendants (notamment la dépendance économique et/ou la dépendance fonctionnelle [Wang, 2002]). Par conséquent, la stratégie de maintenance optimale du système ne peut plus être construite à partir d’une simple superposition des stratégies de maintenance des différents composants. Il faut alors adopter une vision plus globale de la maintenance en intégrant les connexions entre les composants. Par exemple, l’exécution d’une action préventive sur un composant au moment où un autre défaille, peut être plus économique que d’effectuer deux interventions séparées dans le temps.

Afin de remédier aux limites des méthodes proposées pour l’optimisation de la maintenance conditionnelle pour les systèmes mono-composants, plusieurs travaux ont été réalisés. Les travaux pionniers dans ce domaine sont ceux de [Berg, 1976]. Plusieurs travaux de recherche récents se sont focalisés sur l’optimisation de la maintenance des systèmes à n-composants mais ils ne tiennent compte généralement que d’un seul type de dépendances dans les approches proposées. Par exemple, [Castanier et al., 2005] ont traité récemment le cas d’optimisation de la maintenance de deux composants montés en série qui sont économiquement dépendants, tout en supposant qu’ils sont indépendants fonctionnellement. Ces hypothèses, souvent contraignantes,

constituent des barrières difficilement franchissables pour la mise en application effective de ces approches sur des systèmes réels. Il est alors clair que l'intégration de plusieurs types de dépendance entre les composants dans un seul modèle est devenu un verrou scientifique et un axe de recherche très prometteur permettant de résoudre une nouvelle classe de problèmes d'optimisation de la maintenance des systèmes industriels. Ce verrou fait l'objet de notre contribution sur la partie aide à la décision en maintenance.

Après avoir choisi par rapport à l'état de l'art les politiques de maintenance les plus adéquates à notre problème industriel, nous dressons dans la suite un panorama des différentes terminologies nécessaires pour la mise en œuvre de la PM.

1.3 Terminologies pour la mise en œuvre de la PM

Pour mettre en œuvre une politique de maintenance adéquate, il est important de comprendre les phénomènes et les grandeurs mesurant la défaillance et la dégradation des composants et des systèmes. Dans la littérature, plusieurs définitions des termes relatifs à ces deux concepts sont utilisées en maintenance. Mais souvent, les définitions d'une même notion sont différentes, notamment lorsqu'elles sont utilisées par deux communautés. Cette diversité a conduit de nombreux auteurs à réaliser un gros effort de synthèse pour unifier les terminologies et montrer leurs équivalences [Rees, 1997, Parhami, 1994, Chillarge, 1996, Laprie, 1992, Isermann et Balle, 1997, Milne, 1987, Avizienis, 1978]. Se basant principalement sur ces études, nous donnons dans la suite les définitions nécessaires pour la mise en œuvre de la PM.

1.3.1 Composants et systèmes

Le concept composant/système est une notion très importante dans la mise en œuvre d'une PM puisque les méthodes employées pour les deux cas ne sont pas tout à fait les mêmes. En effet, dans un système formé de plusieurs composants, la PM doit tenir compte des interactions entre les composants lorsqu'elles existent.

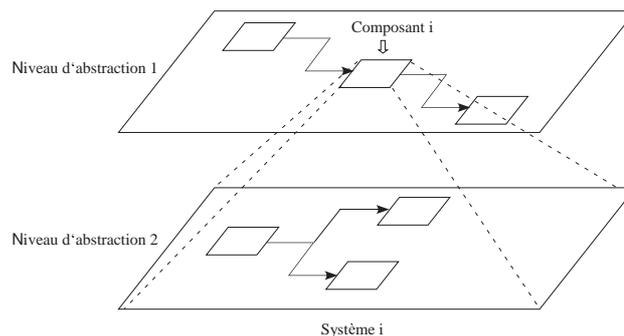


FIG. 1.12 – Systèmes et composants

La notion de système est très générale puisqu'elle peut s'adresser aussi bien à des éléments physiques, tels qu'une machine, qu'à des éléments abstraits, tels qu'un ensemble de fonctions mathématiques. Ceci montre qu'il est difficile de trouver une définition formelle largement acceptée par des communautés différentes de ce qu'est un système (www.afis.fr). En maintenance, nous adoptons la définition donnée par [Aven et Jensen, 1999] qui considère que le système est

un ensemble de plusieurs composants (*components*) (éléments) en interaction locale et/ou simultanée, dans le but de réaliser une fonction donnée. Pour éviter toutes sortes de confusion un tel système sera désigné par système à n-composants.

Le concept de composant/système est une notion relative au niveau d'abstraction de l'entité par rapport à son environnement [AFIS, 2005]. En effet, une chaîne de production est considérée comme un système complexe par rapport à une machine mais aussi comme un composant de l'usine (Fig. 1.12). Comme nous nous intéressons à la maintenance des systèmes à n-composants (le rail est un ensemble de coupons), cet aspect offre une grande flexibilité pour l'applicabilité de nos propositions pour des niveaux d'abstraction différents. Il suffit seulement de les transposer sur un niveau d'abstraction supérieur ou inférieur.

1.3.2 Défaut

Le concept de défaut (*defect*) est important dans les opérations de maintenance des systèmes industriels. Afin de le définir, nous nous basons dans cette étude sur une définition générique et universelle donnée par [AFNOR, 2001] :

«C'est l'écart entre une caractéristique réelle d'une entité et la caractéristique de référence lorsque celui-ci est en dehors des spécifications».

L'estimation de l'importance d'un défaut est cruciale, puisqu'elle décide si l'arrêt de la production doit être effectué immédiatement ou peut attendre un certain temps. Une échelle de sévérités de défauts a donc été proposée [Brunet et al., 1990] :

1. Défaut naissant : L'apparition d'un défaut naissant est progressive et caractérisée par une amplitude croissante. Il correspond à des dérives souvent dues à l'usure ou au vieillissement.
2. Défaut fugitif : Il est souvent désigné comme défaut ponctuel ou passager, il se caractérise par une durée brève et un écart significatif de la sortie du système par rapport à la référence.
3. Défaut permanent : Dès son apparition, ce type de défaut s'installe dans le système pendant une durée infinie. Il subsiste du moment qu'aucune action de maintenance n'as été réalisée.
4. Défaut catastrophique : ce type de défaut entraîne la panne du système

1.3.3 Défaillance

Définition

[Chillarge, 1996] et [Parhami, 1994] considèrent que le terme défaillance (*failure*) ne doit être associé qu'à l'échec fonctionnel d'un système. Selon la norme AFNOR X 60-319 et [Rees, 1997] la défaillance est définie comme l'altération ou la cessation de l'aptitude d'une entité à accomplir une fonction requise.

Il est clair que la défaillance conduit à un défaut, puisqu'elle induit un écart entre la caractéristique mesurée sur le bien et la caractéristique de référence. Inversement, un défaut ne conduit pas nécessairement à une défaillance. En effet, le système peut très bien conserver son aptitude à assurer une fonction requise, si les défauts qui affectent le système n'ont pas d'impacts significatifs sur la mission. Dans le cas où la défaillance est caractérisée par une cessation de l'exécution

de la mission principale du bien, ce dernier est déclaré en état de panne. Ainsi, la panne est toujours le résultat d'une défaillance.

Dégradation

Selon l'AFNOR, tout état qui se caractérise par une évolution irréversible des caractéristiques d'un système est une dégradation (*degradation*). La dégradation peut être liée à des facteurs directs, tels que l'usage, le temps... ou à des facteurs indirects, tels que l'humidité, la température.... La dégradation peut aboutir à une défaillance, quand les performances du système sont en dessous d'un seuil d'arrêt défini par les spécifications fonctionnelles.

Conséquences d'une défaillance

Selon [Nowlan et Heape, 1978], les conséquences d'une défaillance sont groupées en quatre grandes familles. Les conséquences opérationnelles impliquent non seulement un coût direct lié aux actions de maintenance mais aussi à des pertes économiques indirectes dues à l'arrêt du système ou au manque de qualité engendré par la dégradation. Contrairement à la première catégorie, les conséquences non opérationnelles impliquent seulement le coût direct de la maintenance. Les conséquences indirectes impliquent l'exposition à des possibles défaillances multiples résultants d'une défaillance non détectée. Les défaillances, qui engendrent ce dernier type de conséquences, sont les plus dangereuses car elle peuvent aboutir à une perte du système voire de son environnement.

Cette classification met en évidence le fait que la découverte tardive d'une défaillance peut induire un risque technique lourd de conséquences, et entraîner des surcoûts excessifs et des retards parfois importants, contribuant à la dégradation de l'image de marque de l'entreprise. L'apparition du risque peut conduire désormais à la mise en cause de la sécurité des personnes et des biens, ainsi qu'à la dégradation de l'environnement. L'identification préventive des défaillances est alors un besoin primordial pour le contrôle de conséquences.

1.3.4 Indicateurs de sûreté de fonctionnement

Selon l'AFNOR, la Sûreté de Fonctionnement (SdF) (*dependability*) est un ensemble de propriétés qui décrivent le fonctionnement d'un système et les facteurs qui le conditionnent : fiabilité, disponibilité, maintenabilité et sécurité. L'objectif de la sûreté de fonctionnement est alors d'assurer le maintien de la qualité et le fonctionnement d'un système tout au long de son cycle de vie et à moindre coût.

Par rapport aux indicateurs de SdF généraux, sont listés et détaillés ci-après ceux qui sont exploités dans la suite de nos travaux.

Fiabilité

La fiabilité (*reliability*) est une composante essentielle de la sûreté de fonctionnement. Elle décrit l'aptitude d'un système à accomplir une fonction requise dans un intervalle de temps et dans des conditions données [AFNOR, 2001].

La fiabilité d'un système s'exprime par la probabilité que ce dispositif accomplisse une fonction requise dans des conditions d'utilisation et pour une période de temps déterminée

[AFNOR, 2001]. C'est donc une grandeur comprise entre 0 et 1. Nous la désignons, dans ce qui suit par $R(t)$ où t désigne la durée de la mission, $R : [0, +\infty[\rightarrow [0, 1]$:

$$R(t) = P(T > t) \quad (1.1)$$

avec T une variable aléatoire continue et positive de densité de probabilité $f(t)$. Elle représente la durée de vie (*lifetime*) du système. Rappelons que la durée de vie d'un système est une mesure de la quantité de service rendu. Selon le système étudié, elle s'exprime en terme de temps, de kilomètres, d'heures de fonctionnement ou autre. La durée de vie moyenne d'un composant est donnée par l'espérance de T (*MTTF : Mean Time To Failure*) :

$$\begin{aligned} MTTF &= E(T) \\ &= \int_0^{\infty} u f(u) du \\ &= \int_0^{\infty} R(u) du \end{aligned} \quad (1.2)$$

L'aptitude contraire de la fiabilité est appelé défiabilité. C'est la fonction de répartition de T notée $F(t) : [0, +\infty[\rightarrow [0, 1]$:

$$\begin{aligned} F(t) &= \bar{R}(t) \\ &= P(T \leq t) \\ &= 1 - R(t) \end{aligned} \quad (1.3)$$

Taux de défaillance

Le taux de défaillance instantané (*Failure/hasard rate*) est le rapport définit par [Gertsbach, 2000] :

$$\lambda = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t \leq T \leq t + \Delta t | T > t)}{\Delta t} \quad (1.4)$$

Des études statistiques ont montré que l'évolution du taux de défaillance $\lambda(t)$ d'un produit, et spécialement un système mécanique, a souvent la forme d'une «courbe en baignoire» (Fig. 1.13). Cette courbe comprend trois périodes : la période de jeunesse, pendant laquelle le taux de défaillance décroît rapidement, après, il devient sensiblement constant pendant une période appelée période de vie utile, en période de vieillissement il devient croissant.

La connaissance du taux de défaillance permet de calculer la fiabilité, grâce à la formule suivante :

$$R(t) = \exp \left\{ - \int_0^t \lambda(u) du \right\} \quad (1.5)$$

D'un point de vue pratique, la figure 1.14 présente un schéma global de détermination des caractéristiques de la fiabilité d'un composant à partir d'une banque de données, de l'historique des pannes ou du retour des expériences. Ces données nous permettent de déterminer la durée de vie observée et de déduire les différentes caractéristiques de dégradation telles que le taux de défaillance, la fiabilité, etc.

Remarque : La maintenance préventive, avec toutes ses variantes, va en revanche tenter de ramener le taux de défaillance à un niveau plus bas en exécutant des actions préventives (voir figure 1.7). Elle permet ainsi d'augmenter la disponibilité du composant, et par conséquence celle du système.

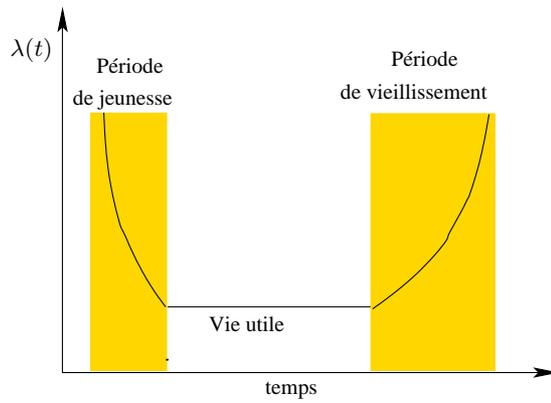


FIG. 1.13 – Courbe en baignoire

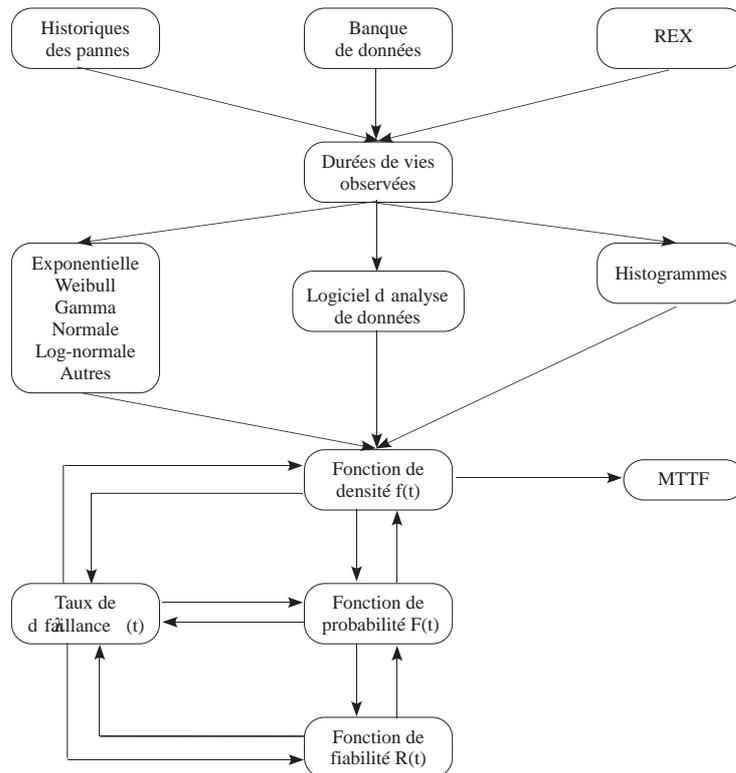


FIG. 1.14 – La détermination expérimentale des différentes caractéristiques de dégradation d'un composant [Hédi, 2001]

1.4 Organisation de la maintenance conditionnelle

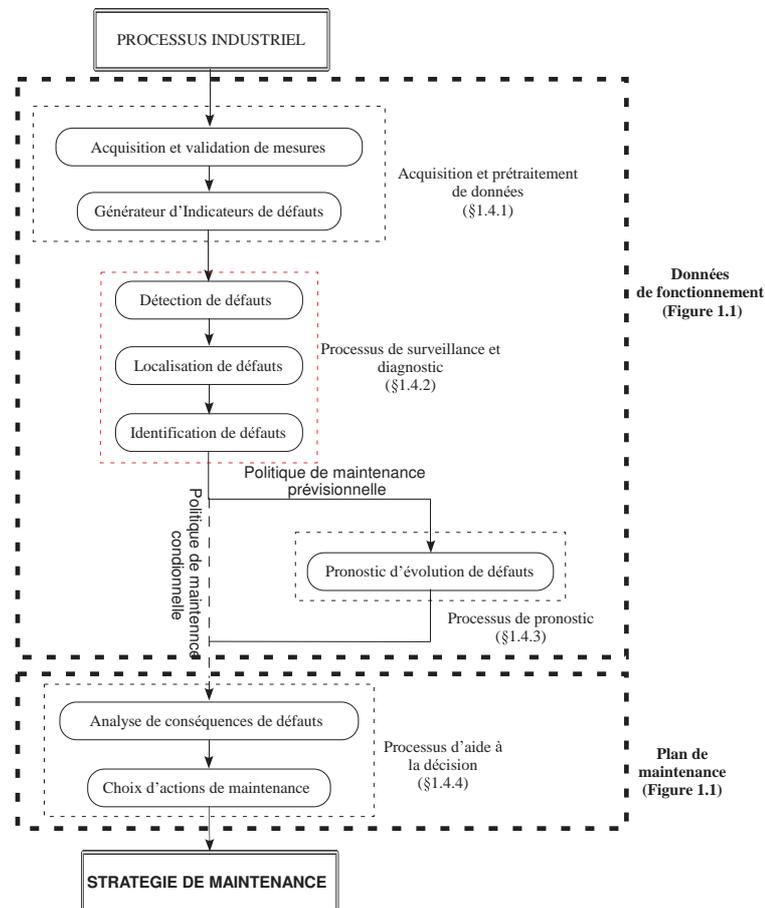


FIG. 1.15 – Processus intervenant dans le choix de l'action dans la maintenance

Dans la section précédente, nous avons constaté que la mise en œuvre de la maintenance conditionnelle nécessite un enchaînement de processus interconnectés (voir figure 1.1) : le diagnostic et l'aide à la décision (voir figure 1.8). L'objectif de cette partie est de présenter ces différents processus et de montrer leurs rôles dans la procédure de mise en œuvre des politiques de maintenance conditionnelle (voir figure 1.15).

1.4.1 La procédure d'acquisition et de prétraitement des données ⁴

L'acquisition et le prétraitement des données est une procédure passive qui enregistre les mesures et les valide afin qu'elles soient correctement utilisées par les autres processus. La mise en œuvre de la procédure est effectuée sur plusieurs phases.

Acquisition et validation des mesures

L'acquisition des mesures est la première phase dans la procédure de maintenance. Elle concerne la collecte des données provenant des capteurs et/ou des constats effectués par le per-

⁴Nous rappelons que dans notre contexte applicatif, la phase d'acquisition de données est déjà traitée par [Bentoumi, 2004] et [Oukhellou, 1997] dans le cadre de leurs travaux de thèse.

sonnel de maintenance sur le processus industriel. Ses activités sont donc limitées aux fonctions relatives aux données et non pas à une action directe sur le système. Cette phase est d'importance sur toute la procédure, puisque la qualité et la crédibilité des mesures acquises conditionnent en partie le bon fonctionnement de la procédure. Parmi les fonctions de la phase d'acquisition et de validation des mesures identifiées par [Adrot, 2000] nous trouvons :

- Le conditionnement et le prétraitement des mesures (filtrage du signal, amplification,...).
- La validation des mesures (par vote majoritaire, par comparaison avec seuils statiques ou dynamiques,...). [Ragot et al., 1990] donnent une description détaillée des méthodes de validation de données.
- Vérification de la cohérence des mesures (comparaisons entre mesures...).

Générateur d'indicateurs de défauts

Pendant cette phase, l'extraction d'informations, jugées pertinentes par les experts, est effectuée par l'analyse des signatures, telles que élaborées à partir des signaux observés et validés pendant la procédure d'acquisition des mesures, et/ou par des indicateurs émergeant d'un traitement sur des données multiples voire des informations. Ces informations seront utilisées dans la phase de détection.

1.4.2 Processus de diagnostic⁵

Le terme diagnostic provient du grec *diagnosis*, formé par le terme *gnosis*, qui signifie «connaissance» ou encore «discernement», auquel est ajouté le préfixe *dia* synonyme de «à travers». Le terme *diagnosis* désigne alors l'acquisition de la connaissance à travers des symptômes observables. C'est une notion essentiellement utilisée en médecine où elle concerne la démarche par laquelle un médecin identifie la maladie d'une personne soumise à son examen à partir des symptômes et des signes que cette dernière présente et à l'aide d'éventuelles investigations complémentaires. La définition précédente est directement transposable dans le cadre de la maintenance des systèmes industriels, il suffit de remplacer le patient par un système industriel, et le médecin par le processus de surveillance et de diagnostic. Ainsi, ce dernier est traduit tout simplement par l'ensemble des actions menées pour la détermination d'une défaillance dans un système physique. Le diagnostic et la surveillance ne sont pas alors une fin en soi, ils doivent déboucher sur le déclenchement direct ou différé des actions de maintenance.

La fonction principale du diagnostic est d'évaluer le comportement d'un système en se référant à un comportement attendu. [Gertler, 1998], [Basseville et Cordier, 1996] et [Willsky, 1976] résument cette fonction en trois phases qui décrivent l'étendue du domaine : «détecter, localiser, identifier». Nous allons évoquer, à partir de ces trois notions, différentes problématiques du diagnostic et nous désignons celles qui nous intéressent par rapport à notre contexte industriel.

⁵Dans ces travaux nous nous basons sur la définition donnée du processus de surveillance et de diagnostic par le groupe de travail S3 sur <http://www.ensem.inpl-nancy.fr/Didier.Maquin/S3/> : *En fonctionnement normal, le dispositif de supervision assure la planification de la maintenance en fonction des résultats de surveillance. Suite à la détection d'une défaillance, le dispositif de supervision réagit pour l'accommodation de la défaillance, à l'aide des informations fournies par l'étude de sûreté et par le dispositif de surveillance. Les interventions peuvent être la reconfiguration de la commande, la reconfiguration du processus lui-même, ou la reconfiguration des objectifs du fonctionnement du processus.*

La détection

La détection (*detection* en anglais) a pour objectif de signaler l'apparition d'anomalies dans le comportement d'un système physique, à partir de l'analyse d'indicateurs provenus du processus d'acquisition et validation des données (Fig 1.15). La surveillance du comportement d'un système est établie à partir des analyses faites sur la mesure de déviation entre les indicateurs et leurs références. A la suite de cette comparaison, la décision est prise en fonction des résultats obtenus. A ce stade, une bonne détection est conditionnée nécessairement par la qualité des informations qu'elle reçoit des phases précédentes. Il est donc indispensable d'améliorer la qualité de ces mesures par l'intégration d'un ensemble de fonctions auxiliaires, telles que le débruitage, etc.

La localisation

Une fois que la liste des défauts d'un système est établie pendant l'étape de détection, il faut rechercher l'origine de leurs provenances (défaut de capteur, défaut d'actionneur, défaut de commande,...) [Chatain, 1993]. Cette procédure est appelée localisation : synonyme du terme anglo-saxon *isolation*.

Identification des défauts

C'est le troisième niveau du processus de diagnostic qui est déclenché par une procédure de localisation. Il consiste à caractériser de manière approfondie les défauts afin de les classer par degré de sévérité et de suivre leurs évolutions [Isermann et Balle, 1997]. Cette phase peut comprendre une fonction qui se base sur l'explication d'observations pour trouver les causes des défauts.

Dans le cadre d'une politique de maintenance conditionnelle, la phase d'identification des défauts a un impact crucial sur la performance de l'approche. En effet, les décisions d'actions de maintenance sont prises en partie selon les constatations et les résultats obtenus pendant cette étape. Il est donc indispensable de résoudre les problèmes rencontrés pendant cette phase (les détections ratées,...), avant de procéder à la phase de recherche du meilleur plan de maintenance. Nous consacrons le deuxième et le troisième chapitre de la thèse à l'étude de ces aspects, avant d'entamer l'étape d'élaboration des stratégies de maintenance.

Les approches usuelles de diagnostic

Dans la littérature, il existe un grand nombre d'approches utilisées dans le processus de diagnostic. Ces approches peuvent être regroupées en deux grandes familles :

- Les approches avec modèles englobent toutes les méthodes de diagnostic de défauts qui se basent sur l'étude et l'analyse de modèles. En fonction de la nature de l'application et des objectifs fixés, il existe deux catégories de méthodes diagnostic par modèles : Diagnostic par modélisation fonctionnelle et Diagnostic par modélisation physique. La première catégorie concerne les systèmes décrits de façon fonctionnelle : les AMDEC, les arbres de défaillances classiques ou dynamiques [Boyd, 1991]. La deuxième catégorie regroupe les techniques qui s'appuient sur les équations régissant les phénomènes physiques du procédé. Le principe général de ces méthodes consiste à comparer les mesures effectuées sur le système réel aux informations fournies par le modèle décrivant le comportement Entrée/Sortie du procédé [Frank, 1990].

- Les approches de diagnostic sans modèle, dites de reconnaissance des formes, sont l'ensemble des techniques d'apprentissage automatique qui ont pour rôle de classer des événements en se basant sur des connaissances a priori ou sur des informations statistiques puisées dans les données [Richard et al., 2001]. Selon [Dubuisson et al., 2001], ces techniques sont groupées en trois catégories : approche floue, approche neuronale [Dreyfus et al., 2002] et approche probabiliste. Ces approches ont été testées avec succès dans plusieurs domaines d'application. Par exemple, l'approche probabiliste a été appliquée avec succès dans le domaine du nucléaire où la sécurité est l'un des principaux enjeux stratégiques [Santoso et al., 1999]. Cette approche a été également appliquée dans des domaines moins exigeants tels que l'électronique [Lee et Shin, 1993]. L'ouvrage de [Bishop, 2006] permet d'avoir une synthèse bibliographique plus détaillée et vaste sur les méthodes de reconnaissance de formes.

Une synthèse sur les différentes approches de diagnostic est donnée par la figure 1.16.

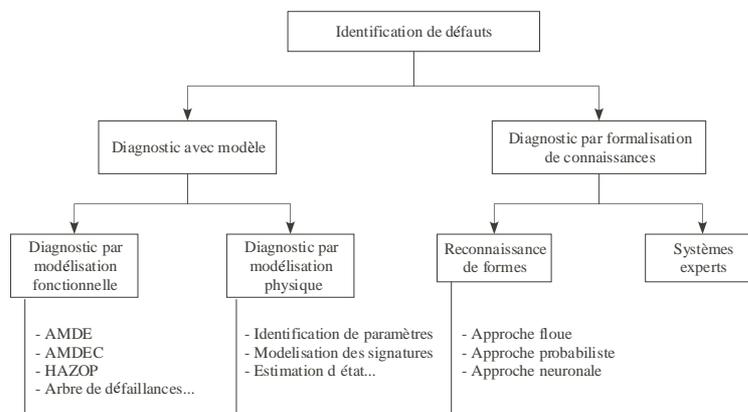


FIG. 1.16 – Différentes approches de diagnostic

Vers des approches hybrides de diagnostic

Chacune des approches présentées ci-dessus a ses avantages, ses inconvénients et son domaine d'application. Toutefois dans beaucoup de cas, la conception d'un processus de diagnostic pour les systèmes industriels nécessite une combinaison d'approches permettant de tirer profit des avantages de chaque approche de diverses techniques [Garcia et Vilim, 1998, Biswas et al., 1997]. Les approches *hybrides* (combinaisons d'approches) proposées sont habituellement dérivées en combinant des approches basées sur une modélisation physique, et les modèles qualitatifs obtenus avec les classificateurs statistiques [Mylaraswamy et Venkatasubramanian, 1997], ou les réseaux de neurones [Garcia et Vilim, 1998]. Quant à [Isermann et Ulieru, 1993], ils intègrent des méthodes analytiques et heuristiques au moyen de la théorie d'ensembles flous pour obtenir une stratégie de raisonnement unifiée pour le diagnostic. Également, [Barigozzi et al., 2004] ont développé une extension de la méthode initiée dans les travaux de [Magni et al., 2000] et qui consiste à fusionner, dans une stratégie probabiliste, l'ensemble d'informations concernant les signatures admissibles de défaut, la probabilité a priori d'un défaut et la probabilité conditionnelle d'un défaut connaissant sa signature. La méthode était employée dans une application industrielle dans le secteur automobile. [Barigozzi et al., 2004] affirment que les méthodes hybrides sont les plus

appropriées pour traiter les systèmes à n-composants grâce à leur modularité et leur flexibilité.

1.4.3 L'aide à la décision en maintenance

Le diagnostic tout seul est insuffisant pour décider de la meilleure action possible dans la politique de maintenance conditionnelle. Un autre processus clé dans cette étude, s'attachant à l'analyse des conséquences des défauts et calculant la meilleure décision [Martorell et al., 1999], est alors nécessaire : c'est le processus d'aide à la décision. Il est défini comme un ensemble d'activités et d'outils permettant de choisir les meilleures stratégies selon des critères prédéfinis [Rao, 1996].

En règle générale, selon la théorie de la décision [Clemen et Reily, 2001], la résolution d'un problème décisionnel est réalisée sur cinq étapes :

1. Identification du problème
2. Formulation et implémentation du modèle
3. Analyse du modèle
4. Test des résultats
5. Implantation de la solution

Ces phases mettent en évidence la complexité du problème de la décision. Les deux premières étapes du processus sont certainement les plus difficiles à réaliser. Pour y parvenir, il est nécessaire de tenir compte de tous les paramètres qui sont mis en jeu dans le choix de la décision pendant les phases d'identification du problème et de modélisation. Généralement, l'identification parfaite et complète des facteurs de décision n'est pas facile à réaliser puisqu'ils ne sont pas tous sous la maîtrise du processus (Exemple : disponibilité de la logistique de maintenance, de pièces de rechange,...). De plus, l'élaboration des modèles sophistiqués nécessite un nombre de paramètres colossal, causant ainsi des problèmes de calcul insurmontables. Par conséquent, il est souvent indispensable de faire des hypothèses de simplification ayant des impacts directs sur l'optimalité opérationnelle⁶ du processus d'aide à la décision. Ainsi, il existe toujours un écart sensible entre la stratégie optimale réelle et celle donnée par le processus d'aide à la décision. Néanmoins, pour tendre vers l'optimum opérationnel, tout problème décisionnel nécessite d'abord une étude soignée d'identification et de modélisation. Dans ces travaux nous faisons la différence entre l'optimum opérationnel et l'optimum mathématique. Le terme *optimum opérationnel* désigne l'optimum réel, et le terme *optimum* désigne l'optimum au sens mathématique.

Quant aux trois dernières étapes du processus d'aide à la décision, elles permettent tout d'abord, de valider le modèle établi pendant les deux premières phases puis d'exécuter et d'implanter les alternatives de maintenance retenues. Ces phases sont dotées d'une grande importance car elles peuvent déceler tout résultat litigieux.

Aide à la décision des systèmes à n-composants

L'aide à la décision a été introduite en maintenance par les travaux de [Hastings, 1969], et depuis, elle prend de plus en plus de place dans les communautés scientifiques et industrielles

⁶Optimalité globale réelle

grâce à son impact sur la performance globale du système de production. Dans la littérature, récemment, plusieurs auteurs se sont investis dans ce domaine [Hosseini et al., 2006, Ivy, 2005, Grall et al., 2002], etc. Mais, pour la majorité de ces études, les systèmes considérés sont supposés mono-composant (*single-unit*) à cause de la difficulté de la représentation des systèmes à n-composants [Marquez et Heguedas, 2002]. Lorsque les composants d'un système sont indépendants, la stratégie de maintenance optimale est obtenue par superposition des stratégies calculées séparément pour les différents composants [Wang, 2002]. Cependant, en pratique les systèmes dont les composants sont totalement indépendants sont rares. Ainsi, les modèles d'aide à la décisions des systèmes mono-composant ne peuvent plus aujourd'hui faire face aux exigences des industriels. En ce sens, cette étude présente une approche «hybride» originale et générique qui doit permettre de faire le choix de la meilleure action possible pour les systèmes dont les dynamiques des composants sont stochastiques.

Caractéristiques des critères d'optimalité

L'objectif principal de l'aide à la décision est non pas de remplacer le raisonnement intuitif d'un opérateur pour la prise de décision mais plutôt de l'aider à choisir la meilleure alternative : la décision finale revient toujours à l'opérateur [Bunn, 1984]. Cependant, la notion de la *meilleure décision* est relative aux objectifs ciblés. Par exemple, la meilleure action qui minimise un coût, ne garantit pas nécessairement la meilleure qualité. Il est ainsi indispensable dans un problème de maintenance de définir clairement les objectifs en définissant soigneusement les critères d'optimisation. Dans un cadre général, les problèmes de décision en maintenance nécessitent soit la prise en compte de plusieurs critères (optimisation multi-critères), soit la prise en compte d'un seul critère (optimisation mono-critère). Lorsque le problème d'optimisation inclut des critères non comparables, la recherche de l'action optimale peut être considérée comme un problème de décision multicritères. Cependant lorsque les critères sont comparables, tels que des critères économiques, la recherche de la politique optimale est considérée comme un problème de décision mono-critère. Cependant, comme nous nous intéressons particulièrement à l'optimisation des coûts, nous nous sommes orientés vers un cadre décisionnel mono-critère où il existe une fonction d'utilité additive de tous les critères coûts. Dans le contexte industriel de ces travaux, l'objectif du processus d'aide à la décision est de calculer la politique optimale maximisant une fonction d'utilité additive. Cette fonction représente le critère d'optimisation.

D'après [Stewart, 2001], les deux approches les plus appropriées pour la maintenance se déclinent :

- Critère de sécurité (communément appelé *risk ranking*) : lié à la notion de risque, le critère de sécurité est seulement utile pour «prioriser» les inspections de maintenance [Frangopol et al., 2004]. Il ne prend pas en considération le cycle de vie entier d'un système ou d'un composant mais considère seulement son risque immédiat. Habituellement, le risque est défini comme le produit de la probabilité de défaillance (fiabilité) par les conséquences de la défaillance. Par conséquent, les événements dotés d'un plus haut risque sont ceux qui ont une probabilité élevée de défaillance et des conséquences graves. La mise en œuvre de ce critère dans des problèmes de décision, nécessite la définition d'une *matrice de risque*, qui classe tous les composants selon les probabilités de défaillance et les conséquences prévues. Les approches d'aide à la décision utilisant ce critère sont nombreuses. Elles sont utilisées avec succès dans plusieurs domaines dans lesquels le risque et la première préoccupation de l'entreprise (nucléaire, industrie chimique, etc). Par exemple, un grand

groupe industriel a développé récemment une méthodologie complète pour planifier efficacement les inspections de maintenance afin de réduire l'incertitude sur la détérioration, et par conséquent le risque [API, 2000].

- Critère de coûts de cycle de vie (*LCC Life Cycle Costs*) : les approches d'aide à la décision utilisant ce type de critère sont les plus adaptées lorsque les décideurs sont non seulement concernés par la sûreté mais également par les coûts [Frangopol et al., 2004]. Le LCC peut être défini comme :

$$LCC = A + E + M + D \quad (1.6)$$

avec

$$\left\{ \begin{array}{l} A : \text{Coût d'acquisition} \\ E : \text{Coût d'exploitation} \\ M : \text{Coût de maintenance} \\ D : \text{Coût de démolition} \end{array} \right.$$

Afin de maîtriser le LCC, les termes de la somme ci-dessus doivent être optimisés individuellement. Orientés par le contexte industriel de notre application, nous nous intéressons particulièrement à l'optimisation des coûts de la maintenance. Pour y parvenir, ce type d'approche nécessite une étude complète et détaillée préétablie sur les coûts directs, tels que les coûts d'exécution des actions de maintenance (pièces de rechange, main d'œuvre,...), et les coûts indirects, tels que les coûts liés à la perte de la production engendrée par la dégradation des composants du système. Ces deux types de coûts peuvent être ainsi intégrés dans un seul concept, dit *récompenses*, mesurant simultanément les conséquences des actions et leurs coûts d'exécution.

Approches d'aide à la décision

Dans le processus d'aide à la décision, le calcul de la meilleure décision repose nécessairement sur des connaissances et des observations faites sur les comportements et les dégradations d'un système. Or, la description d'un système physique ne peut se faire qu'à partir de formalisation de connaissances ou par des équations phénoménologiques. Il existe donc deux approches pour la résolution de la problématique d'optimisation des décisions : approche déterministe ou approche stochastique. Les travaux de [Almeida et Bohorin, 1995] se présentent comme une synthèse de ces approches.

Par ailleurs, la modélisation formelle de la dégradation des rails est un problème de modélisation de systèmes à n-composants qui est actuellement très difficile à réaliser à cause de la variété des matériaux utilisés, ainsi que de la géométrie des voies. Ainsi, le développement d'un modèle régit par les équations de la physique pour décrire l'évolution de la dégradation de rails est non envisageable dans cette étude. Notre choix des approches s'est donc fixé sur les approches stochastiques se basant sur une description de l'évolution de la dégradation des rails par des lois probabilistes.

Basée sur la théorie de décision, la planification dans l'incertain est l'une des approches stochastiques les plus utilisées dans le cadre de la maintenance. Son important essor est lié à leur faculté de modéliser explicitement l'incertitude sur les actions et leur effets par des distributions de probabilité et des fonction d'utilité [Bouyssou et al., 2006]. Contrairement aux problèmes de planification classique qui cherchent à atteindre à coup sûr un tel ou tel objectif fixé, la planification dans l'incertain cherche un plan optimisant un certain critère. Typiquement, comme

les effets des actions sont aléatoires, le critère à optimiser sera l'espérance mathématique d'une variable aléatoire représentant une somme de récompenses perçues au cours du temps dans un problème de décisions séquentielles.

L'étude de [Bouyssou et al., 2006] a montré que la plupart des travaux récents concernant la résolution des problèmes de planification, sont fondés sur le formalisme des Processus Décisionnels de Markov communément noté MDP pour *Markov Decision Processes* et introduit par [Bellman, 1957]. En effet, ce formalisme a été appliqué avec succès dans certains domaines [Puterman, 1994], i.e, marchés financiers, intelligence artificielle... En maintenance par exemple, [Rust, 1987] a utilisé les MDP pour l'établissement d'un plan optimal pour le remplacement des bus du groupe *Harold Zourcher*. Quant à [Frangopol et al., 2004], ils ont établi une approche permettant de calculer les stratégies de maintenance optimales des structures en génie civil. Ce formalisme était également utilisé par [Marquez et Heguedas, 2002] pour la planification de la maintenance des moteurs des camions utilisés pour l'extraction du sel dans les mines. Plusieurs autres chercheurs ont utilisé le formalisme des MDP [Chen et Trivedi, 2005, Chan et Asgarpoor, 2005, Lam, 1997] et ont montré ainsi son intérêt dans le cadre de la maintenance. Sur la base de ces travaux, illustrant son applicabilité et sa réussite dans le cadre du processus d'aide à la décision en maintenance, et dans les problèmes de planification dans l'incertain dans un cadre plus général, les MDP paraissent un support attractif et convaincant pour la résolution de notre problématique pour l'optimisation des stratégies de maintenance des systèmes à n-composants.

Le processus d'aide à la décision dans différents contextes de la maintenance préventive

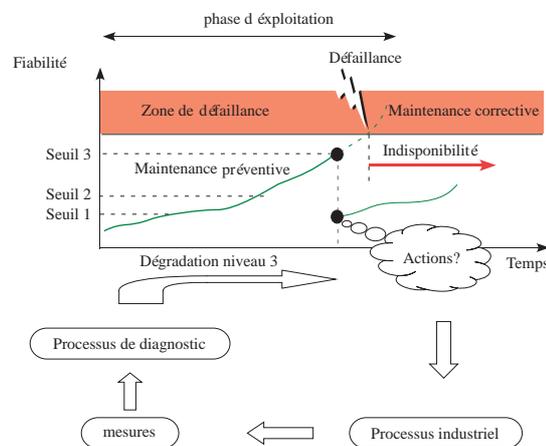


FIG. 1.17 – Aide à la décision dans le contexte de la maintenance conditionnelle

La construction d'un modèle de décision pour un système à n-composants dépend du contexte de la politique de maintenance. En effet, pendant la phase d'identification du problème, la spécification des critères d'optimalité dépend des entrées du processus d'aide à la décision, et par conséquent, elle dépend de la politique de maintenance choisie. Dans le contexte de la politique de maintenance conditionnelle, les entrées correspondent à la description des états de dégradation issue du processus de diagnostic. Ainsi, dans ce cas, l'objectif du processus d'aide à la décision est de fournir une matrice permettant à l'opérateur de choisir l'action optimale face à chaque état du système (voir figure 1.17).

1.5 Conclusion

Ce chapitre a introduit la maintenance, processus pivot du soutien technique considéré actuellement comme l'un des principaux leviers dans la phase du MCO. Nous avons montré que dans le contexte ferroviaire, cadre d'étude de nos travaux, la maintenance des rails est l'un des principaux leviers d'action sur la performance d'un réseau. Cependant, à l'heure actuelle, la maintenance des voies ferrées se restreint essentiellement à des actions de types curatives, palliatives, ou systématiques exécutées à intervalles de temps fixes. Pour des raisons principalement économiques, la RATP a manifesté le besoin d'évoluer vers de nouvelles formes de politiques de maintenance.

Par ailleurs, l'étude bibliographique des méthodes de gestion de la maintenance a mis en avant les politiques de maintenance les plus adéquates pour notre application : la maintenance conditionnelle et son évolution vers la maintenance prévisionnelle. Cependant, l'étude du cas de rails a montré que les nouvelles politiques de maintenance ne doivent plus se limiter à la seule vision du composant, siège de la défaillance mais à l'étude du système dans sa globalité (n-composants). Sur la base de ce constat industriel, l'étude de la mise en œuvre de ces politiques a montré que le diagnostic et l'aide à la décision sont les processus clés pour nos travaux de recherche. Une synthèse bibliographique des différentes approches utilisées pour la mise en œuvre de ces deux processus clés a été donc proposée. Nous avons conclu au choix des approches hybrides pour le diagnostic des défauts pour leur efficacité, et les approches stochastiques (planification dans l'incertain) pour l'aide à la décision grâce à leur adéquation avec notre problématique industrielle.

En conclusion, ce premier chapitre a cadré dans un premier temps les objectifs industriels de notre étude puis a positionné l'apport théorique de nos travaux. L'analyse de la problématique industrielle a relevé deux étapes complémentaires : mise en œuvre d'un système de diagnostic puis d'un outil d'aide à la décision pour la maintenance de systèmes à n-composants. Le chapitre suivant est par conséquent consacré à l'étude de la première phase de nos travaux : la modélisation du processus de diagnostic à base de réseaux bayésiens dynamiques et son application à notre contexte industriel.

2

Réseaux Bayésiens Dynamiques pour l'Analyse et le Traitement des Séquences Temporelles

Sommaire

2.1	Introduction	35
2.2	Description et analyse des données RATP	35
2.2.1	Proposition d'une approche basée sur les réseaux bayésiens	35
2.2.2	Prétraitement de la base SIAM	36
2.2.3	Extraction des données utiles	37
2.3	Formalisation théorique et méthodes d'analyse de séquences temporelles	40
2.3.1	Description des séquences temporelles	40
2.3.2	Modèles d'analyse des séquences temporelles	41
2.4	Les modèles probabilistes pour l'analyse des séquences temporelles	44
2.4.1	Les chaînes de Markov discrètes	44
2.4.2	Les chaînes de Markov cachées	45
2.4.3	Les Input/Output HMM	46
2.5	Les réseaux bayésiens	47
2.5.1	Définitions et propriétés	47
2.5.2	Modélisation par réseaux bayésiens	48
2.5.3	Adaptation des réseaux bayésiens aux variables continues	49
2.5.4	Apprentissage de la structure	49
2.5.5	Apprentissage des paramètres	50
2.6	Les 2-TBN : outil d'analyse des séquences temporelles	52
2.6.1	Représentations compacte et déroulée	53
2.6.2	RB à temps continu	53
2.6.3	Modélisation des systèmes markoviens par RBD	54
2.6.4	Apprentissages des tables de probabilités conditionnelles	55
2.6.5	Inférence dans les 2-TBN modélisant un IO-HMM	56
2.7	Mise en évidence des limites des 2-TBN pour l'analyse des séquences de joints	57

Chapitre 2. RBD pour l'Analyse et le Traitement des Séquences Temporelles

2.7.1	Formalisation	57
2.7.2	Les tables de probabilités conditionnelles	58
2.7.3	Intégration des distances continues dans le 2-TBN	59
2.7.4	Analyse des résultats du 2-TBN pour la classification des séquences temporelles	61
2.8	Conclusion	62

2.1 Introduction

Lors de la description de l'organisation du processus de maintenance, nous avons identifié le diagnostic et l'aide à la décision comme processus clés dans notre étude. Nous rappelons que dans le cadre du processus de diagnostic, [Bentoumi, 2004] et [Oukhellou, 1997] ont développé une procédure (approche locale) qui a montré son efficacité pour la détection des ruptures de rails. Cependant, cette dernière a montré ses limites pour la détection des écailles qui sont des défauts dont la signature courants de Foucault est beaucoup plus difficile à identifier car elle est proche de certaines soudures. Etant donné qu'il n'est pas possible de le localiser de façon précise la position d'un métro sur une voie, l'utilisation directe d'une cartographie pour améliorer la décision du capteur à courants de Foucault est non réalisable. Il est alors nécessaire d'utiliser des modèles probabilistes décrivant la succession de joints à partir de la cartographie de joints pour améliorer les résultats du capteur pour le diagnostic. Afin de résoudre cette difficulté, nous proposons dans la première partie de nos travaux de développer une approche complémentaire dite globale se basant sur la modélisation des connaissances a priori de la structure des voies. Ce chapitre est consacré à la construction d'un modèle probabiliste de l'apparition des différents types de joint lors du «balayage» d'une voie. Ce modèle sera ensuite utilisé dans une procédure de décision pour décider si un point singulier observé sur le rail est un défaut ou un joint. Pour arriver à cette finalité, nous dressons dans un premier temps dans ce chapitre, en fonction des données à notre disposition, un panorama des techniques utilisées pour la mise en œuvre de l'approche globale afin de choisir la meilleure alternative, puis de déployer ces approches sur des données réelles.

Pour répondre à cet objectif, ce chapitre de thèse est structuré selon le plan suivant. La première partie est consacrée à présenter et analyser les données fournies par la RATP décrivant la structure des voies. Nous montrons ensuite que ces données peuvent être formalisées en séquences temporelles. À l'issue de cette étape, un état de l'art des méthodes d'analyse et de traitement des séquences temporelles est réalisé. Le but de cette synthèse bibliographique est de dégager la liste des critères de choix de l'approche la plus adéquate par rapport à la nature des données traitées dans cette étude. Finalement, la dernière partie de ce chapitre est consacrée à la mise en œuvre de cette approche sur le cas des séquences de joints.

2.2 Description et analyse des données RATP

2.2.1 Proposition d'une approche basée sur les réseaux bayésiens

Lors du dépouillement des données issues du capteur à courants de Foucault deux catégories de points singuliers à la voie sont identifiées : les vrais défauts de surface (rupture et écailles) dont la répartition est aléatoire sur les enregistrements et les joints de rails (JE, JS, JA cf. 1.2.3) qui possèdent quant à eux, une certaine statistique dans leur succession. Ce dernier point confirme que la déduction de la nature de certains points singuliers est envisageable sans même observer leur signature (Fig. 2.1). Ceci est dû à la régularité de la pose de la voie liée à la standardisation de la longueur des coupons de rails ainsi qu'aux règles techniques lors des interventions de maintenance. Par exemple, la succession de soudures de rails à intervalles de 18 mètres s'observe couramment du fait de la longueur normalisée des coupons de rails neufs ; l'encadrement de la plupart des joints éclissés (les JIC pour «Joints Isolés Collés») par deux joints soudés est systématique de part les règles de conception des éclisses qui sont réalisées en atelier avec des abouts de 3m de part et d'autre et soudés ensuite en voie. D'autres motifs sont ainsi observables sur

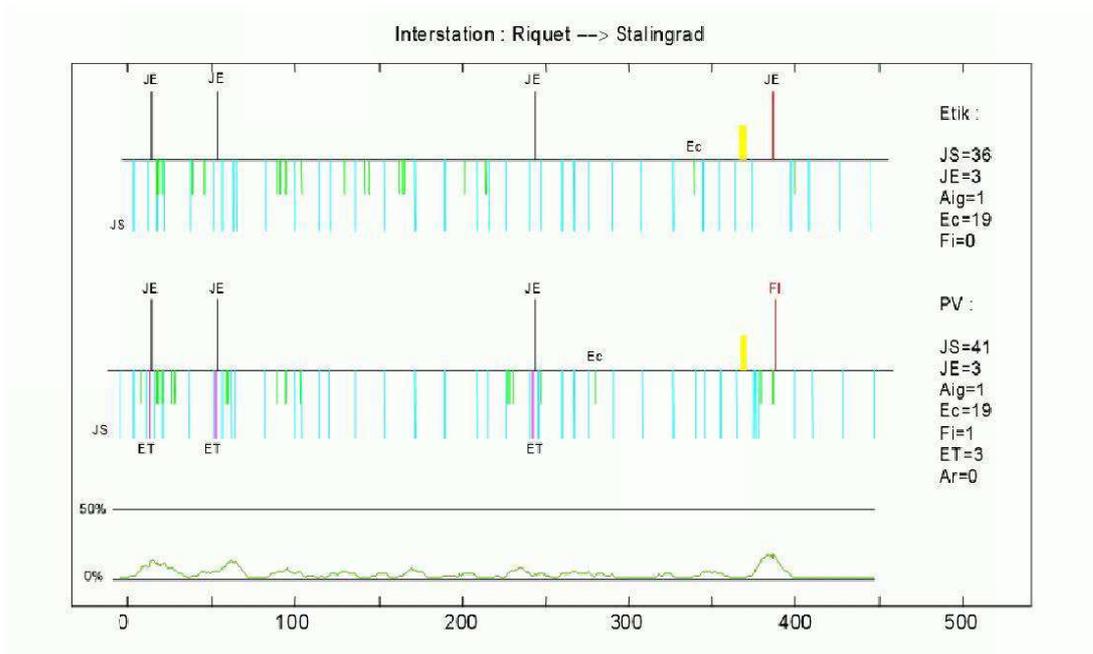


FIG. 2.1 – Labellisation à l'aide de l'approche locale seule

l'infrastructure, en particulier quand celle-ci est neuve (les réparations au cours de la vie de la voie ont tendance à gommer les séquences initiales).

Notre investigation consiste tout d'abord à étudier la structure du réseau ferré, afin d'en extraire l'information a priori sur le séquençage des joints de la voie, puis d'en faire la fusion avec la décision du capteur. L'information a priori sera résumée à l'aide de modèles probabilistes capables d'identifier les différentes séquences de joints le long des voies ferrées et de générer pour chacune des détections du capteur, une estimation des probabilités d'appartenance aux différentes classes.

La décision finale (décision globale + décision locale du capteur), constituera ainsi une information enrichie de l'état de dégradation du rail. Un résumé graphique de notre approche est donné par la figure 2.2.

2.2.2 Prétraitement de la base SIAM

Pour ces travaux, nous disposons d'un extrait d'une base de données, appelée SIAM, fournie par la RATP et regroupant la position (point kilométrique : pk) et la nature des différents points singuliers de la voie (soudures, joints éclissés ou joints mécaniques,...). Cette base est donc une cartographie détaillée au mètre près des points singuliers se trouvant sur les voies. Elle décrit les connaissances sur l'infrastructure ferroviaire d'une manière séquentielle. Par conséquent, l'extraction des informations utiles de la base peut se faire par analyse des successions d'événements⁷ [Ben Salem et al., 2004], ou séquences temporelles. La mise à jour de la base est assurée à chaque

⁷Les événements sont les types de joints rencontrés sur les voies

2.2. Description et analyse des données RATP

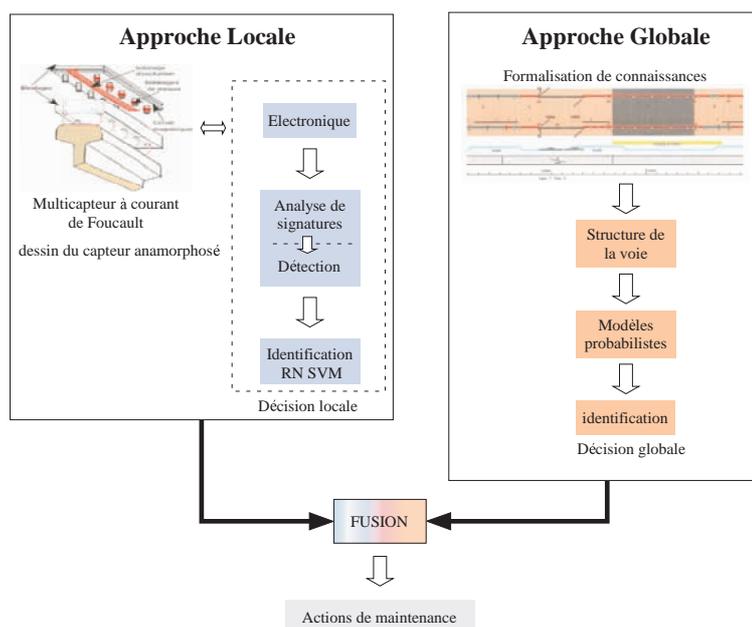


FIG. 2.2 – Organisation de l'approche proposée

intervention sur les voies par les services de maintenance de la RATP. A l'heure actuelle, la base SIAM contient plus de 20.000 points de mesures renseignés pour l'ensemble des voies à roulement fer du métro parisien.

2.2.3 Extraction des données utiles

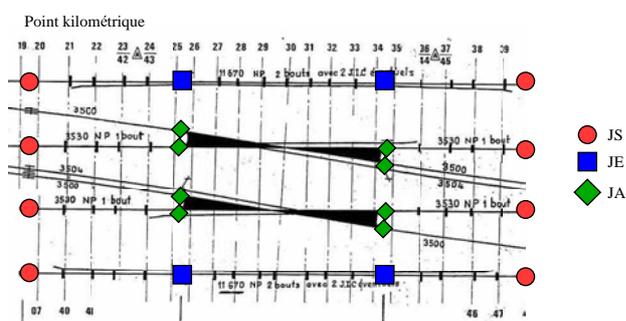


FIG. 2.3 – Exemple d'appareil de voies

Après sa restructuration pour répondre à nos besoins (i.e. extraction des seuls points singuliers du rail détectés par le capteur), la base SIAM a été utilisée pour des analyses statistiques préliminaires. Le tableau 2.1 renseigne sur le nombre d'individus dans chaque classe de joints pour toutes les lignes de métro considérées. En utilisant uniquement les informations issues de l'étiquetage, la dynamique des séquences de joints est décrite par une équation homogène :

$$x_{t+1} = f(x_t, x_{t-1}, \dots, x_0) \quad (2.1)$$

où $x_t \in \{JS, JE, JA\}$ et $f(\cdot)$ décrit l'évolution d'état du processus.

Numéro de la Ligne	2	3	5	5A	7	7A	7Bis	7C
Nombre de JS	3619	3310	2181	1787	4947	698	951	894
Nombre de JE	440	318	144	314	807	22	138	20
Nombre de JA	53	64	30	30	89	4	14	4

TAB. 2.1 – Nombre des joints des lignes de métro étudiées

En revanche, l'observation du tableau 2.1 fait immédiatement émerger une particularité très importante dans ce jeu de données : les classes de joints sont très déséquilibrées les unes par rapport aux autres. En effet, la classe des JS représente 88.07% du nombre total de joints, celle des JE représente 10.54%, et seulement 1.39% pour les JA (cf. tableau 2.2).

classe	JS	JE	JA
Proportion	88.07%	10.54%	1.39%

TAB. 2.2 – Proportions des différentes classes dans la base SIAM

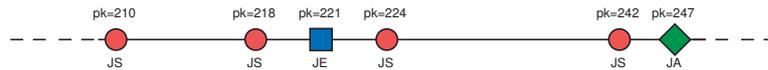


FIG. 2.4 – Représentation graphique de la base SIAM

Les règles de pose et de maintenance des rails montrent que la répartition des classes de joints par rapport à leurs instants d'occurrence est loin d'être uniforme. Pour illustration, nous avons tracé sur la figure 2.5 le nombre d'occurrences des différentes classes en fonction de la distance au dernier point de la classe JS. Cette figure met en évidence la richesse des informations que nous pouvons trouver en intégrant les distances qui séparent les joints dans le processus de prédiction des événements. Par exemple, en observant cet histogramme il est facile de distinguer un pic très important de la succession de deux soudures (JS) à 18m mettant ainsi en évidence une des règles de pose de rails que nous avons déjà introduite. Quant au deuxième pic à 3m, correspondant à la succession JS-JE, il met en évidence que la plupart des JE sont encadrés de part et d'autre par des JS à la distance 3m.

Afin de valider définitivement notre hypothèse émise concernant la dépendance directe entre les distances séparant les joints et leur classe, nous avons réitéré cette analyse statistique sur les autres successions de type $\{JE-JX\}$ (avec $JX \in \{JS, JE, JA\}$) ou encore $\{JA-JX\}$. Les figures 2.6 et 2.7 confirment que la répartition spatiale des différentes classes n'est pas uniforme pour les successions de types $\{JE-JX\}$ et $\{JA-JX\}$ ($JX \in \{JS, JE, JA\}$). Nous pouvons par exemple observer un pic important de JA à une distance de 5 m du dernier JA. Cette observation s'explique par le fait que les cœurs d'appareils de voies (voir figure 2.3) sont de longueur quasi-constante sur le réseau. Quant à l'histogramme de la figure 2.7, il comporte un pic à 3m qui peut être aussi justifié par le mode de pose des appareils de voies. En effet, tout appareil de voies est raccordé aux rails par deux JS situés aux deux extrémités, à une distance de 3m de chaque JA sur la voie non déviée (cf. fig 2.3).

2.2. Description et analyse des données RATP

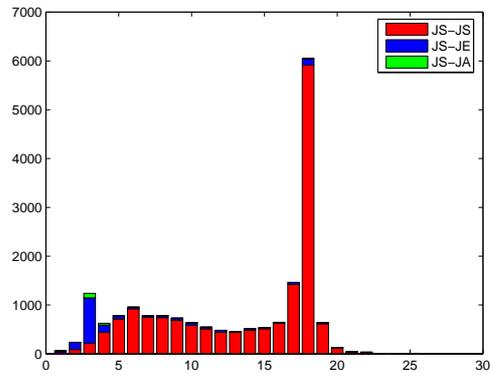


FIG. 2.5 – Histogramme des successions {JS-JS, JS-JE, JS-JA}

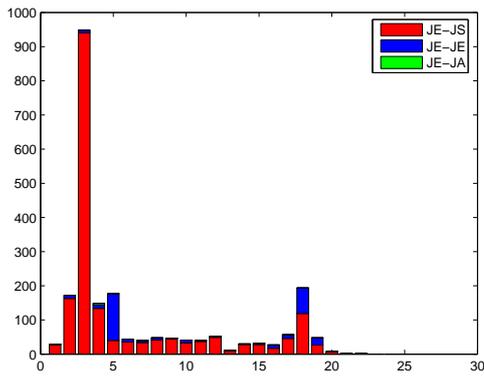


FIG. 2.6 – Histogramme des successions {JE-JS, JE-JE, JE-JA}

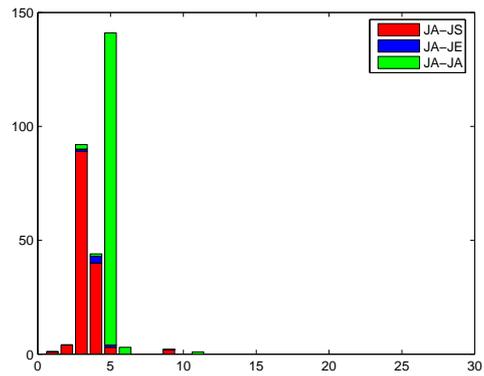


FIG. 2.7 – Histogramme des successions {JA-JS, JA-JE, JA-JA}

Tous ces histogrammes confirment bien que des motifs induits par les règles de pose de rails sont présents dans la base de données SIAM. Il suffit de tenir compte conjointement des distances entre les joints et du type de joints pour dégager ces connaissances.

Pour mettre en évidence la particularité des séquences de joints, il est nécessaire d'intégrer les points kilométriques (les instants d'occurrence dans un cadre plus général) comme variable déterministe, dite variable exogène, dans le modèle (2.1). En introduisant la variable exogène, le processus devient non-homogène. Plus précisément, la non-homogénéité de la dynamique de séquences de joints est due à l'hypothèse déduite à partir des analyses statistiques préliminaires qui est : la nature d'un événement à l'instant $t + 1$ ne dépend pas uniquement des natures des événements observés dans le passé, mais aussi de leur instant d'apparition. Le problème est bien un problème de séquence et non de chaîne [Mannila et Seppänen, 2001]. Ainsi, si pk_t désigne le point kilométrique observé à l'instant t , la dynamique des séquences de joints est décrite par l'équation non-homogène suivante :

$$x_{t+1} = f(x_t, x_{t-1}, \dots, x_0, pk_{t+1}, pk_t, \dots, pk_0) \quad (2.2)$$

Or, comme nous nous intéressons aux distances entre les joints, il est plus commode de définir une variable exogène $u_{t+1} = pk_{t+1} - pk_t$ et de réécrire l'équation (2.2) :

$$x_{t+1} = f(x_t, x_{t-1}, \dots, x_0, u_{t+1}, \dots, u_1) \quad (2.3)$$

Après avoir relevé les caractéristiques de la dynamique du jeu de données décrit dans la base SIAM, la paragraphe suivant met en évidence la formalisation théorique de notre problème puis introduit les méthodes principales de la résolution de la problématique identifiée.

2.3 Formalisation théorique et méthodes d'analyse de séquences temporelles

De nombreux phénomènes physiques sont représentés sous forme de séquences temporelles : séquences biologiques (bioinformatique) [Xutao et Hesham, 2004], reconnaissance de la parole [Rabiner, 1989], signature manuscrite [Hu et al., 1996],... La succession temporelle de certains événements, réalisés dans le passé, permet alors de déduire la nature d'un événement à l'instant présent. Dans notre contexte industriel, grâce aux règles de pose et de maintenance de rails, les joints ne se succèdent pas de façon purement aléatoire mais s'organisent en séquences temporelles. Ainsi, la régularité d'apparition d'événements apporte une nouvelle connaissance sur la structuration des événements. Pour mieux comprendre notre proposition, nous donnons dans la suite une formulation théorique des séquences temporelles.

2.3.1 Description des séquences temporelles

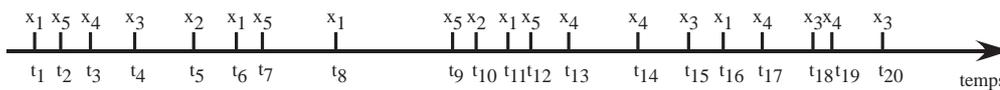


FIG. 2.8 – Séquence d'événements

Un exemple des séquences temporelles (5 types d'événements) est représenté sur la figure 2.8 où $\{x_j, j \in [1, \dots, 5]\}$ et $\{t_i, i \in \mathbb{N}\}$ représentent respectivement les natures des événements et

2.3. Formalisation théorique et méthodes d'analyse de séquences temporelles

leurs instants d'apparition. L'événement est formellement défini comme une paire (x_i, t_i) , avec $x_i \in \mathcal{E}$ (\mathcal{E} ensemble fini) la nature de l'événement et t_i un nombre réel positif représentant la date de l'occurrence de l'événement, pour tout $i = 1 \dots n : t_i \leq t_{i+1}$. Une *séquence d'événements* sur \mathcal{E} est le triplet (Seq, T_d, T_f) où [Mannila et al., 1997] :

$$Seq = \langle (x_1, t_1), (x_2, t_2), \dots, (x_n, t_n) \rangle \quad (2.4)$$

avec T_d et T_f les temps de *début* et de *fin* de la séquence, $T_d \leq t_i \leq T_f$. Pour des raisons de simplification de notation, le temps de début d'une séquence est confondu avec le temps d'apparition du premier événement de la séquence ($T_d = t_1$) et le temps de fin avec celui de l'apparition du dernier événement $T_f = t_n$. Dans le cadre de notre application, la nature des événements x_i correspond aux trois différentes classes de joints (JS, JE, JA) que nous cherchons à identifier alors que les instants d'occurrence t_i correspondent aux points kilométriques des différentes détections.

2.3.2 Modèles d'analyse des séquences temporelles

Les approches d'analyse de séquences temporelles sont multiples et variées. Ces méthodes peuvent être classées en trois catégories [Liao, 2005] :

- Approches basées sur les données *brutes* (*Raw-Data-Based-Approaches* (RDBA)) : ces méthodes utilisent directement les données (fréquentielles ou temporelles) initiales sans aucun traitement au préalable. Dans cette catégorie, plusieurs algorithmes ont été mis au point et appliqués dans différents domaines, tels que [Kakizawa et al., 1998] qui ont utilisé l'algorithme *k-means* pour la classification... L'approche RDBA est adaptée à beaucoup de problèmes, mais son inconvénient majeur réside dans le fait qu'elle implique automatiquement un traitement de données dans un espace de dimension très large.
- Approches basées sur les *caractéristiques* des données (FDBA pour *Feature-Data-Based-Approaches* [Goutte et al., 1999] : pour remédier au problème majeur des RDBA (dimension de l'espace de traitement des données), une nouvelle approche se basant sur l'étude des caractéristiques de données a été proposée : c'est l'approche FDBA qui regroupe les caractéristiques principales des données brutes dans un vecteur de *petite* dimension.
- Approches à base de *modèles* (*Model-Based-Approaches* (MBA)) : cette classe d'approches considère que chaque séquence temporelle est générée par un modèle formel. Dans cette catégorie, nous trouvons principalement la famille des modèles de régression linéaire (AR, ARMA, ARIMA,...) [Piccolo, 1990], les modèles probabilistes, et les réseaux de neurones. Contrairement aux FDBA, les MBA ne nécessitent pas une phase intermédiaire d'extraction de caractéristiques de données pour faire la classification. Ils se basent directement sur l'estimation de paramètres du modèle choisi. Ils sont ainsi plus faciles et plus simples à mettre en œuvre. C'est sur ces types d'approches que porte notre réflexion dans ces travaux de recherche.

Dans le but de choisir la meilleure alternative pour notre application, une étude des méthodes les plus fréquemment utilisées dans les MBA comme les modèle de régression linéaire, les réseaux de neurones, et les modèles probabilistes, est présentée dans la suite. Dans les travaux de [Brockwell et Davis, 1987, Shumway et Stoffer, 2000, Chatfield, 1984, Bishop, 2006, Li, 2000], plus de détails sur les autres modèles d'analyse de séquence temporelles peuvent être trouvés.

Modèles de régression linéaire

Les modèles ARMA (*AutoRegressive Moving Average*), introduits par [Box et Jenkins, 1976], sont des modèles linéaires utilisés pour la prédiction des valeurs futures d'une séquence. Ils permettent de combiner deux types de processus temporels : les processus autorégressifs (AR-*AutoRegressive*), et les moyennes mobiles (MA-*Moving Average*). Pour un processus AR, chaque valeur de la série est une combinaison linéaire des valeurs précédentes. Si la valeur de la série à l'instant t , y_t , ne dépend que de la valeur précédente y_{t-1} à une perturbation aléatoire près ε_t , le processus est dit autorégressif du premier ordre et noté AR(1). Dans un cadre général, un modèle AR d'ordre p est décrit par :

$$y_t = \delta + \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2.5)$$

La valeur courante d'un processus de moyenne mobile (MA) est définie comme une combinaison linéaire de la perturbation courante avec une ou plusieurs perturbations précédentes. Un MA d'ordre q est alors décrit par :

$$y_t = \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2.6)$$

La valeur courante d'un processus ARMA(p,q) est définie en combinant les équations (2.5) et (2.6)

$$y_t = \delta + \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.7)$$

Les modèles ARMA sont des outils très utilisés pour l'analyse des séquences temporelles. Cependant, ils ne peuvent être efficaces que lorsque :

- Les séquences étudiées sont stationnaires⁸.
- Les données d'apprentissage sont de très bonne qualité.
- Le modèle mathématique est correctement choisi, i.e choix judicieux des ordres p et q .

Les réseaux de neurones

Les réseaux de neurones (NN pour *Neural Network*), et spécialement les réseaux de neurones récurrents [Dorffner, 1996] (RNN pour *Recurrent Neural Network*), sont des modèles non linéaires très utilisés pour l'analyse des séquences temporelles. Ils sont définis comme $I \times H \times O$, où I , H et O représentent respectivement, les neurones d'entrée (*Input units*), neurones cachées (*Hidden Units*) et neurones de sortie (*Output units*). Les NN et les RNN ont été utilisés avec succès dans plusieurs domaines pour les problèmes de prédiction [Aussem, 1995] se caractérisant par des phénomènes temporels. Toutefois, les NN admettent quelques inconvénients et notamment :

- La structure d'un NN, c'est à dire le nombre de couches cachées et des nœuds dans chaque couche, ainsi que les fonctions d'activation et de combinaison utilisées, ont un impact très important sur la performance d'un NN. Cependant, la structure d'un NN est déterminée de façon relativement empirique puisqu'il n'existe pas une procédure systématique définissant ces paramètres.
- Les modèles ne sont pas interprétables. En effet, durant l'apprentissage d'un NN, l'ajustement des paramètres du modèle consiste à optimiser les sorties du réseau selon une fonction

⁸Si un processus est stationnaire alors il est homogène

2.3. Formalisation théorique et méthodes d'analyse de séquences temporelles

de critères objectif [Li, 2000]. Par conséquent, il est très difficile d'interpréter physiquement les nœuds, et/ou les relations entre les nœuds.

Les modèles probabilistes

Nous rappelons que la tâche principale de l'analyse de séquences temporelles, nous intéressant dans cette étude, est de prédire les observations futures (type d'événements) à partir de tout l'historique des observations réalisées jusqu'à l'instant présent. Dans les modèles probabilistes, tels que les DMC (Discrete Markov Chains : chaînes de Markov Discrètes), ou les HMM (*Hidden Markov Models* : Modèles de Markov cachés) l'objectif est non pas de déterminer directement la nature exacte de l'événement courant, mais plutôt sa meilleure conjecture. Il s'agit donc de déterminer le degré de confiance attribué à l'appartenance de cet événement à une classe prédéterminée. La mesure de ce degré se traduit formellement par le calcul d'une probabilité conditionnelle $P(x_{t+h}|x_{1:n})$ [Heckerman, 1995], avec :

$$\begin{cases} x_{1:n} = (x_1, x_2, \dots, x_n) \\ h : \text{horizon sur lequel nous voulons faire la prédiction } h > n \end{cases} \quad (2.8)$$

Par ailleurs, certaines dynamiques de systèmes sont parfois contrôlées par un ensemble d'entrées u_t (appelé aussi variables exogènes). Les modèles probabilistes intègrent cette forme de connaissance par le calcul de la probabilité $P(x_{t+h}|x_{1:n}, u_{1:t+h})$, avec $\mathcal{U} = \{u_{1:t+h}\}$ l'ensemble d'entrées à considérer, de l'instant t jusqu'à l'instant $t+h$. Le calcul de ces probabilités est assuré par inférence des causes et des connaissances a priori sur le séquençage des données.

Discussion sur les approches d'analyse de séquences temporelles

Selon [Liao, 2005], le choix entre les différentes approches d'analyse de séquences temporelles nécessitent une analyse préliminaire de données afin de relever leurs différentes caractéristiques. Il s'agit entre autres de déterminer si les séquences sont discrètes ou continues, uniformément échantillonnées ou non, monovariées ou multivariées, et finalement de longueurs égales ou différentes. Par rapport à ces différents critères de choix, les données extraites de la base SIAM sont :

1. discrètes et finies : l'ensemble des modalités est {JS,JE,JA}
2. non-uniformément échantillonnées : les distances entre les joints ne sont pas égales
3. multivariées : la nature des joints dépend à la fois des distances entre les joints (variable déterministe) et de l'historique des natures de joints (variable aléatoire).
4. les séquences de joints sont de longueurs différentes.

Cependant, l'étude synthétique de Liao, appuyée par les travaux de [Ramoni et al., 2000, Ramoni et al., 1998], met clairement en évidence que l'approche probabiliste est la mieux adaptée pour notre problème puisqu'elle répond à tous les critères cités ci-dessus. En effet, lorsque les valeurs des séries temporelles sont discrètes et à valeurs dans un ensemble fini, elles peuvent être modélisées par des états discrets. De plus, la non-uniformité de l'ensemble de données peut être introduite par une non-homogénéité dans le modèle probabiliste. La troisième caractéristique (intégration de la variable déterministe dans le modèle) peut aisément être prise en compte dans les modèles à l'aide d'une *variable exogène* [Bengio et Frasconi, 1995]. Quant au dernier critère,

il ne pose aucun problème pour la méthode probabiliste.

En raison des éléments donnés en faveur de l'approche probabiliste pour l'analyse de séquences de joints, notre choix a été fixé sur ce type d'approches. Dans les paragraphes suivants, nous présentons les outils et les concepts théoriques de l'approche probabiliste les plus fréquemment utilisés pour l'analyse de séquences temporelles : les modèles Markoviens [Bengio, 1999].

2.4 Les modèles probabilistes pour l'analyse des séquences temporelles

Dans les méthodes probabilistes, l'apparition d'un événement dans une séquence temporelle est considérée comme une variable aléatoire X_t qui prend ses valeurs dans l'univers \mathcal{E} de dimension fini :

$$\mathcal{E} = \{x_1, x_2, \dots, x_k\} \tag{2.9}$$

L'objectif de l'analyse des séquences temporelles dans notre application étant de prédire l'apparition des événements futurs, nous cherchons donc à calculer les distributions de probabilités selon les classes d'événements de \mathcal{E} :

$$P(X_{t+1}|X_t, X_{t-1}, \dots, X_0, u_{t+1}, u_t, \dots, u_1)$$

2.4.1 Les chaînes de Markov discrètes

Les Chaînes de Markov Discrètes (communément notées DMC pour *Discrete Markov Chains*) sont à la base de tous les modèles Markoviens pour l'analyse de séquences temporelles. Le principe des DMC est de calculer, à chaque pas de temps, une distribution de probabilités selon les classes d'événements (ou changements d'états).

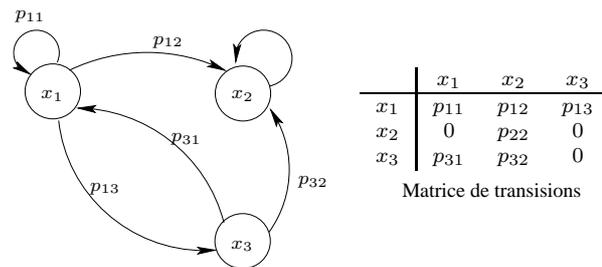


FIG. 2.9 – Exemple de chaîne de Markov à trois états x_1 , x_2 et x_3

Une chaîne de Markov discrète correspond à un simple graphe d'états (Figure. 2.9), doté d'une fonction de transition probabiliste. L'état courant du système stochastique est représenté par une variable pouvant prendre plusieurs valeurs dans l'ensemble $\mathcal{E} = \{x_1, x_2, \dots\}$ où les x_i sont les états possibles du système. A chaque pas de temps, le modèle franchit une transition qui va potentiellement modifier son état, permettant au système d'évoluer selon une loi de transition probabiliste. La dynamique du système est ainsi entièrement caractérisée par les probabilités de transition d'un état à l'autre.

2.4. Les modèles probabilistes pour l'analyse des séquences temporelles

Formellement, une chaîne de Markov à temps discret d'ordre 1 sur \mathcal{E} , est une suite de variables aléatoires $\{X_t, t \geq 0\}$ à valeurs dans \mathcal{E} , satisfaisant les deux conditions suivantes :

(i) Pour tout $t \geq 0$ et pour tout choix de x_1, x_2, \dots, x_{t-1} et i dans \mathcal{E} , nous avons :

$$P(X_{t+1} = j | X_0 = x_0, \dots, X_{t-1} = x_{t-1}, X_t = i) = P(X_{t+1} = j | X_t = i) \quad (2.10)$$

pour tout $j \in \mathcal{E}$;

(ii) Pour tout i et j dans \mathcal{E} et pour tout t tels que $P(X_t = i) > 0$, la probabilité $P(X_{t+1} = j | X_t = i)$ ne dépend pas de t mais seulement des états i et j .

$$P(X_{t+1} = j | X_t = i) = p_{ij} \quad (2.11)$$

L'espace \mathcal{E} est appelé espace des états. La propriété (i) s'appelle l'hypothèse de Markov d'ordre 1 selon laquelle l'état du système (représenté par la variable d'état) à l'instant $t + 1$ ne dépend que de son état à l'instant t . Les probabilités conditionnelles $P(X_{t+1} = j | X_t = i)$ s'appellent probabilités de transition ou de passage. La condition (ii) est la propriété d'homogénéité des probabilités de transition. La loi d'une chaîne de Markov est donc résumée dans la matrice de transition Π qui contient l'ensemble des probabilités de transition. Traditionnellement, l'indice de ligne donne l'état au temps t et l'indice de colonne donne l'état au temps $t + 1$. Nous avons :

$$\Pi = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots \\ p_{21} & \ddots & \cdots \\ \vdots & & \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

Dans une chaîne de Markov, nous cherchons à calculer la loi marginale $\mathcal{L}(X_t)$. Il s'agit donc de déterminer la distribution de probabilités donnée par le vecteur \mathbf{P}_t :

$$\mathbf{P}_t = \{P(X_t = x_1), P(X_t = x_2), \dots\} \quad (2.13)$$

Or, d'après la loi marginale :

$$P(X_t = j) = \sum_{i \in \mathcal{E}} P(X_{t-1} = i) P(X_t = j | X_{t-1} = i) \quad (2.14)$$

D'où la formule fondamentale de discrétisation du processus :

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_t &= \mathbf{P}_{t-1} \Pi \\ &= \mathbf{P}_0 \underbrace{\Pi \Pi \cdots \Pi}_{t \text{ fois}} \\ &= \mathbf{P}_0 \Pi^t \end{aligned} \quad (2.15)$$

avec $\mathbf{P}_0 = \{P(X_0 = x_1), P(X_0 = x_2), \dots\}$ la loi initiale de la chaîne de Markov.

2.4.2 Les chaînes de Markov cachées

Dans une chaîne de Markov, chaque état correspond à un événement à observation explicite. Une extension naturelle aux chaînes de Markov introduit un processus stochastique dont chaque observation est une fonction probabiliste d'état. Le nouveau modèle est appelé modèle de Markov caché (HMM pour *Hidden Markov Model*). Dans un HMM nous n'observons pas directement la

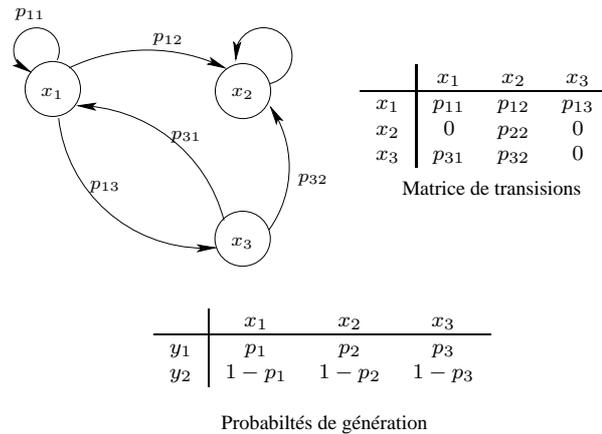


FIG. 2.10 – Exemple d'un HMM

suite $\{X_t\}$, mais nous disposons d'observations $\{Y_t\}$ à valeur dans un espace fini $\mathcal{O} = \{y_1, y_2, \dots\}$.

Les HMM se basent cette fois sur deux processus dépendants l'un de l'autre :

- $\mathcal{E} = \{x_1, x_2, \dots\}$: x_i les valeurs prises par la variable cachée.
- $\mathcal{O} = \{y_1, y_2, \dots\}$: y_i sont les valeurs représentant l'observation courante du processus.

D'après cette définition, les HMM introduisent une nouvelle distribution de probabilités, appelée distribution de génération (ou encore matrice d'observation), associée à chaque état (voir figure 2.10). Ce sont des probabilités conditionnelles décrivant le lien entre les variables cachées et les variables observables⁹ : $P(Y_t|X_t)$.

Les HMM supposent que les observations sont recueillies à travers un canal *sans mémoire*, c'est-à-dire que conditionnellement aux états $\{X_t\}_{t \geq 0}$, les observations $\{Y_t\}_{t \geq 0}$ sont mutuellement indépendantes et chaque observation Y_t ne dépend que de l'état de X_t au même instant. Ainsi, nous obtenons :

$$P(Y_0, Y_1, \dots, Y_t | X_0, \dots, X_t) = \prod_{n=0}^t P(Y_n | X_n) \quad (2.16)$$

2.4.3 Les Input/Output HMM

D'après ce qui précède, et du fait de la condition d'homogénéité, les HMM et les DMC ne peuvent représenter les systèmes contrôlés par un ensemble d'entrées. En effet, les probabilités de transitions des variables X_t dans les HMM et les DMC, dépendent uniquement des états de transitions. Or, ces probabilités peuvent être conditionnées par un vecteur d'entrées. Afin de pouvoir modéliser ce type de systèmes, une seconde extension des DMC a été introduite par [Bengio et Frasconi, 1995]. Leur principe général consiste à ajouter un nouvel ensemble de variables aux HMM, conditionnant l'évolution du modèle au cours du temps. Ces nouveaux modèles s'appellent *Input/Output HMM*. La nomination *input* désigne le vecteur contenant les entrées du système et les *output* sont les variables observées. Dans ce cas, la probabilité de

⁹Les chaînes de Markov sont un cas particulier des HMM : Il suffit de prendre $P(y_j|x_i) = 1$ pour obtenir une chaîne de Markov

transition est une fonction des entrées :

$$P(X_t = j | X_{t-1} = i, u_t = k) = p_{ij}^k \quad (2.17)$$

Le calcul de $P(X_t = i | u_t)$ se fait selon l'équation suivante [Berruet et Ly, 1996] :

$$P(X_t = j | u_t) = \sum_{i \in \mathcal{E}} P(X_t = j | X_{t-1} = i, u_t) P(X_{t-1} = i | u_1, u_2, \dots, u_{t-1}) \quad (2.18)$$

Dans le cas où les entrées sont discrètes, les IOHMM sont équivalents aux *Markov Switching Models*, introduits pour la première fois par la communauté d'économie [Hamilton, 1989] afin de modéliser la non-homogénéité des modèles économiques dus aux changements rapides des régimes économiques, notés MSM qui sont un ensemble de HMM ayant la même structure mais de paramètres différents. Le saut d'un HMM à un autre est conditionné par le vecteur d'entrées u_t . La distribution de probabilités, donnée par le vecteur $\mathbf{P}_t = \{P(X_t = x_1 | u_t), P(X_t = x_2 | u_t), \dots\}$, est :

$$\mathbf{P}_t = \mathbf{P}_0 \Pi_0 \Pi_1 \dots \Pi_t \quad (2.19)$$

avec :

$$\Pi_k = \begin{bmatrix} p_{11}^k & p_{12}^k & \dots \\ p_{21}^k & \ddots & \dots \\ \vdots & & \end{bmatrix} \quad (2.20)$$

la matrice de transition conditionnée par l'entrée $u_t = k$.

2.5 Les réseaux bayésiens

A la fin des années 1980, et grâce aux travaux de [Pearl, 1986], une nouvelle famille de graphes probabilistes émerge : les Réseaux Bayésiens (RB). Ce modèle graphique met en évidence tous les modèles Markoviens de façon séduisante et compacte tout en remédiant au problème de l'explosion combinatoire de la dimension de l'espace d'état rencontré dans les graphes de Markov. Une description des propriétés majeures des RB est donnée dans la suite. Pour des détails sur cet outil, nous renvoyons le lecteur vers les ouvrages de [Jensen, 1996] et de [Neapolitan, 2004].

2.5.1 Définitions et propriétés

Un réseau bayésien (RB) est un modèle graphique de représentation et d'analyse de processus présentant des incertitudes [Jensen, 1996]. Il est défini comme étant un graphe probabiliste sans circuit et orienté (DAG pour *Directed Acyclic Graph*) dont les nœuds et les arcs orientés définissent respectivement les variables aléatoires du système $\{X^1, \dots, X^n\}$ et les dépendances/indépendances conditionnelles entre les variables associées aux nœuds. Nous noterons la différence fondamentale avec les DMC dont les nœuds représentent les états d'une même variable d'état, alors qu'ici ils sont attachés chacun à une variable d'état différente. La figure 2.11 est une illustration d'un RB décrivant un système à quatre variables.

A chaque nœud est associé une variable aléatoire X^i qui prend ses valeurs dans l'ensemble $val(X^i)$. Nous pouvons distinguer deux types de nœuds :

- Les nœuds parents (nœuds racines) : ce sont les nœuds n'ayant aucun arc incident et décrits par des distributions de probabilités a priori, ou marginales, $P(X^i)$ stockées dans des Tables de Probabilités (TP)(Exemple : X^1 et X^2 sur la figure 2.11).
- Les nœud enfants : ce sont les nœuds qui ont des parents. Ils sont décrits par des distributions de probabilités conditionnelles $P(X^i|pa(X^i))$ avec $pa(X^i)$ l'ensemble des parents du nœud X^i (Exemple de nœuds enfants : X^3 et X^4 sur le figure 2.11). Les $P(X^i|pa(X^i))$ sont stockées dans des Tables de Probabilités Conditionnelles (TPC).

Par ailleurs, la quantification des distributions de probabilités marginale et conditionnelle, ainsi que les indépendances données par la structure du graphe, définissent une unique distribution de probabilités sur l'ensemble des variables aléatoires admettant la loi jointe suivante :

$$P(X^1, X^2, \dots, X^n) = \prod_{i=1}^n P(X^i|pa(X^i)) \quad (2.21)$$

Bien que la distribution de probabilités jointe indiquée par un RB soit définie en terme d'indépendance conditionnelle, un réseau bayésien est souvent construit en utilisant la notion des relations de «cause-effet» [Kjærulff et Madsen, 2005]. Dans la pratique, les relations causales entre les entités d'un problème sont représentées par des nœuds séparés, reliés par des arcs dirigés des causes vers les effets. Toutefois, le RB peut être aussi construit des méthodes d'apprentissage à partir de données d'observation qui ne peuvent trouver qu'un représentant de la classe d'équivalence de Markov (une autre structure de la même classe d'équivalence donnant les mêmes indépendances conditionnelles).

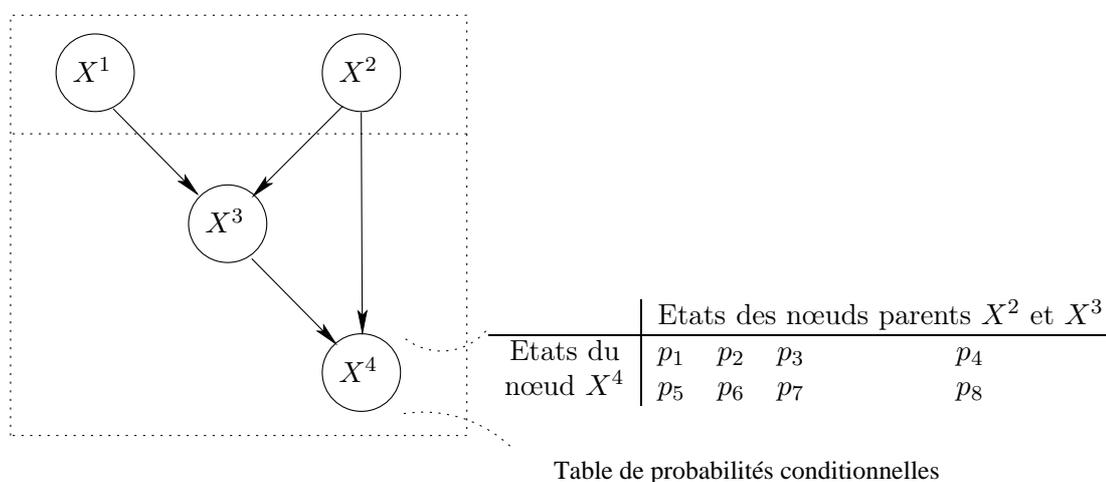


FIG. 2.11 – Exemple d'un Réseau Bayésien

2.5.2 Modélisation par réseaux bayésiens

La modélisation d'un processus stochastique par un RB consiste d'abord à définir les variables X^i du modèle. L'identification de ces variables se fait généralement de façon naturelle et intuitive par un expert qui attribue à chaque variable l'ensemble des états qu'elle peut prendre. Soit $val(X^i)$ l'ensemble des états du nœud X^i :

$$val(X^i) = \{x_1^i, x_2^i, \dots, x_{n_i}^i\} \quad (2.22)$$

La seconde phase de la modélisation consiste à trouver les liens de dépendance entre les nœuds : c'est la définition de la structure qui peut être construite directement par avis d'experts, ou par apprentissage. Une fois la structure du modèle graphique définie, l'apprentissage des paramètres sert à établir les tables de probabilités conditionnelles. A partir de ces dernières, les probabilités conditionnelles $P(X^i|X^j = x_k^j)$ sont calculées par inférence en se basant sur le calcul des lois jointes.

2.5.3 Adaptation des réseaux bayésiens aux variables continues

Jusqu'à présent les RB ont été présentés dans le cadre des variables discrètes. Cependant, pour certaines applications, ils peuvent être étendus aux variables continues en utilisant des modèles conditionnels gaussiens pour les variables X [Lauritzen, 1992], et des fonctions softmax pour les distributions de probabilités conditionnelles [François, 2006]. D'autres méthodes ont été proposées afin de pouvoir adapter les réseaux bayésiens aux variables continues. Nous citons par exemple [Reimar et Tresp, 1996] qui ont étudié des réseaux bayésiens pour des variables continues en utilisant des estimateurs avec des densités conditionnelles non-linéaire. Quand à [Sanchez Soto, 2005], il a proposé d'utiliser la Normale-Wishart comme a priori pour intégrer les variables continues dans un réseau bayésien.

2.5.4 Apprentissage de la structure

L'objectif de l'apprentissage de structures des RB est d'établir la topologie du graphe en identifiant les relations de dépendance entre les nœuds. Pour cela, il existe deux façons différentes de procéder [Leray, 2006] : Avis d'experts, Apprentissage par base de données.

Avis d'experts

C'est l'approche la plus simple et la plus intuitive de l'apprentissage de structure d'un RB. Elle est utilisée pour des modèles où les dépendances traduisent des relations de dépendances clairement identifiables. Par ailleurs, l'expert humain peut distinguer entre deux types de dépendances : les liens qui peuvent être relevés en se basant sur les connaissances a priori du système étudié, et les liens déduits à partir des modèles formels ou physiques liants les variables aléatoires.

Apprentissage par base de données

Dans le cas où les relations de dépendances et d'indépendance entre les variables sont difficilement discernables, nous recourons aux méthodes d'apprentissage de la structure par base de données. Dans la littérature, ces méthodes d'apprentissage sont de plus en plus nombreuses et variées. Elles peuvent être classées comme suit [François, 2006] :

- Apprentissage de structures à partir des données complètes :
 1. Méthodes basées sur la recherche d'indépendances conditionnelles : ce sont des méthodes basées principalement sur les tests statistiques. Plusieurs algorithmes ont été proposés pour ce type de méthodes. Une des premières méthodes de recherche d'indépendances conditionnelles efficace proposée est celle de l'algorithme PC (pour Peter and Clark) [Spirtes et al., 1993]. Dans cette famille de méthodes, nous trouvons aussi l'algorithme IC [Pearl et Verma, 1991] (pour Inductive Causation) dont le principe

est similaire à l'algorithme PC. Les inconvénients majeurs de ces derniers algorithmes sont la sensibilité extrême au bruit et la non efficacité lorsqu'il y a peu d'exemples par rapport au nombre de variables. Afin de remédier à ces problèmes, de nouvelles méthodes ont émergé récemment. Nous citons par exemple l'algorithme QFCI (pour Quantitative Fast Causal Inference) [Badea, 2003], BNPC [Cheng et al., 2002], PMMS [Brown et al., 2005], l'algorithme Recursive Autonomy Identification [Yehezkel et Lerner, 2005], la recherche de motifs fréquents corrélés [Aussem et al., 2006], l'algorithme Grow-Shrink [Margaritis, 2003].

2. Fonctions de scores : cette famille regroupe les méthodes d'apprentissage basées sur les fonctions de scores. Cette classe de méthodes a été développée dans le but de remédier à l'inconvénient majeur des méthodes basées sur les tests statistiques. En effet, lorsque le nombre de nœuds du réseau bayésien augmente, le nombre de tests statistiques à effectuer croît exponentiellement. Les méthodes d'identification d'indépendances conditionnelles deviennent donc compliquées à mettre en œuvre. Deux grandes familles de scores peuvent être identifiées : les scores bayésiens et les scores pondérés. Parmi les scores bayésiens utilisés pour d'apprentissage des structures des RB, nous citons les scores BD [Cooper et Hersovits, 1992], BDe [Heckerman et al., 1994], $BDeu$ [Buntine, 1991], $BD\gamma$ [Borgelt et Kruse, 2002]. Parmi les principaux scores pondérés, nous pouvons citer les critères AIC pour (Akaike Information Criterion) [Akaike, 1973], le score BIC [Akaike, 2006]...

- Apprentissage de structures à partir des données incomplètes : bien que de plus en plus de bases de données sont disponibles, nombreuses celles qui sont incomplètes. Ces incomplétudes sont dues à des raisons très variées telles qu'un oubli d'un opérateur lors de l'enregistrement d'une mesure particulière ou la défaillance de l'appareil de mesure... Les méthodes d'apprentissage des réseaux bayésiens doivent être alors adaptées à ce type de bases de données pour élargir leurs champs d'application. Plusieurs travaux ont été menés dans cette direction afin d'aboutir à des solutions pour ce genre de problématiques. Pour y parvenir, certains travaux ont utilisé des méthodes de types EM [Dempster et al., 1977] dont l'algorithme pionnier pour ces types d'approches est celui de [Friedman, 1997]. L'auteur de ces travaux a proposé par la suite une nouvelle version bayésienne de son algorithme [Friedman, 1998]. D'un autre côté, d'autres chercheurs ont réussi à adapter les méthodes d'apprentissage à partir des données complètes aux problèmes de données incomplètes. Nous citons par exemple l'algorithme PC^* introduit par [Dash et Druzdzel, 2003] dont la procédure de recherche de structure est la même que celle de l'algorithme PC . La nouveauté dans PC^* réside dans le fait que les tests statistiques sont basés sur une nouvelle méthode appelée *Hybrid Independence Test*. Plus récemment, une méthode nommée MWST-EM de type EM a été proposée par [François et Leray, 2005a, François et Leray, 2005b]. Cette nouvelle méthode ne cherche pas à choisir un meilleur graphe dans un voisinage, mais la structure arborescente optimale.

Une présentation plus exhaustive avec des discussions sur les différentes méthodes d'apprentissage de structures peut se trouver dans les travaux de [François, 2006].

2.5.5 Apprentissage des paramètres

La phase d'apprentissage des paramètres consiste à estimer les distributions de probabilités du modèle graphique obtenu. Il est clair que l'apprentissage ne dépend pas seulement

des variables, mais aussi de leur agencement. En effet, un nœud parent est caractérisé par des probabilités marginales alors qu'un nœud enfant est caractérisé par des probabilités conditionnelles. Généralement, les distributions de probabilités marginales sont connues d'avance puisqu'elles décrivent le degré de confiance des causes. Par contre, les probabilités conditionnelles $P(X^i = x_k^i | par(X^i) = x_l^j) = \theta_{i,j,k,l}$ nécessitent d'être apprises. Dans ce but, il existe deux méthodes différentes d'apprentissage des paramètres dont le choix dépend de la disponibilité des données [Leray et Francois, 2004] : l'apprentissage à partir d'une base de données et l'apprentissage par avis d'experts. Dans le cadre de notre application à la classification de défauts de rails, nous disposons seulement d'une base de données décrivant la succession des points singuliers des voies de métro. C'est pourquoi nous nous limiterons à la présentation de l'apprentissage des paramètres. Le lecteur intéressé par l'apprentissage par avis d'expert pourra trouver plus de détails dans la littérature tels que les travaux de [Druzel et Van Der Gaag, 2000]. Par ailleurs, les travaux sur l'apprentissage par base de données sont très variés et très nombreux. Nous nous restreindrons ici aux approches les plus utilisées dans le cas de données complètes¹⁰ et pour plus d'informations sur les autres approches utilisées pour les RB nous pouvons faire référence aux travaux de [Krause, 1998], [Neapolitan, 2004], et [Leray et Francois, 2004].

Maximisation de la vraisemblance sans a priori

La méthode la plus simple et la plus utilisée pour l'apprentissage des paramètres est celle de maximisation de la vraisemblance. L'estimateur de maximum de vraisemblance étant un estimateur sans a priori, il est donc sans biais. Cette méthode revient simplement à une estimation statistique basée sur le calcul de la fréquence d'apparition d'un événement dans la base de données. Les probabilités conditionnelles sont obtenues selon l'équation suivante :

$$\begin{aligned} \hat{P}(X^i = x_k^i | pa(X^i) = x_l^j) &= \hat{\theta}_{i,j,k,l}^{MV} \\ &= \frac{N_{i,j,k,l}}{\sum_k N_{i,j,k,l}} \end{aligned} \quad (2.23)$$

avec $N_{i,j,k,l}$ le nombre d'événements $X_i = x_k^i \dots$ et $Pa(X_i) = x_l^j \dots$ dans la base de données. La démonstration de ce résultat peut se trouver dans la thèse de [François, 2006].

Maximisation a posteriori

Dans plusieurs cas d'applications, lorsque certaines configurations ne figurent pas dans la base d'apprentissage, les paramètres correspondants estimés par maximisation de vraisemblance seront évalués par une valeur nulle. Ainsi, lors de l'inférence, si le réseau bayésien est interrogé sur une de ces configurations, il prédira que cette configuration possède une probabilité nulle puisque le zéro est absorbant dans les produits [François, 2006]. Cependant, dans le cas où la base d'apprentissage ne contient pas toutes les configurations possibles, l'absence d'une configuration donnée ne signifie pas qu'elle est impossible. Afin de résoudre ce problème, il est possible d'introduire des *pseudo-comptes* supplémentaires sur toutes les configurations pour qu'elles soient représentées dans la base. Dans la pratique, cela revient à utiliser des densités a priori de Dirichlet. L'estimateur de maximum de vraisemblance obtenu avec un a priori de Dirichlet est appelé estimateur de maximum a posteriori. Par ailleurs, nous devons noter que l'utilisation d'une loi a

¹⁰Cette hypothèse est vérifiée dans les cas de notre étude puisque nous disposons d'une base de données complète

priori rend l'estimateur, a posteriori, un estimateur avec biais.

Lorsqu'une distribution de Dirichlet d'exposants $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ est utilisée comme un a priori sur les paramètres, les probabilités conditionnelles obtenues par maximum de vraisemblance a posteriori sont données par la formule suivante :

$$\begin{aligned} \widehat{P}(X^i = x_k^i | pa(X^i) = x_l^j) &= \widehat{\theta}_{i,j,k,l}^{MAP} \\ &= \frac{N_{i,j,k,l} + \alpha_{i,j,k,l} - 1}{\sum_k N_{i,j,k,l} + \alpha_{i,j,k,l} - 1} \end{aligned} \quad (2.24)$$

Comme nous l'avons déjà précisé, la maximisation de vraisemblance a posteriori trouve son utilité lorsque la base d'apprentissage ne contient pas toutes les configurations possibles. Cependant, comme la base SIAM étant complète, toute configuration qui n'est pas observée dans cette base signifie nécessairement une probabilité d'occurrence nulle d'un motif de succession. Autrement dit, la base de données SIAM renseigne tous les motifs de successions de joints, lorsque le RB est questionné sur l'une de ces configurations, il doit être capable de dire que le motif rencontré n'existe pas (probabilité nulle) et qu'il s'agit plutôt d'un défaut sur le rail. Pour cette raison, nous avons décidé d'utiliser la maximisation de vraisemblance sans a priori pour l'apprentissage des probabilités conditionnelles.

2.6 Les 2-TBN : outil d'analyse des séquences temporelles

Les Réseaux Bayésiens Dynamiques (RBD), introduits par [Dean et Kanasawa, 1989], sont une extension des RB modélisant des processus stochastiques variant dans le temps. En plus des nœuds statistiques introduits par les RB classiques, les RBD introduisent un nouveau type de nœuds dits temporels pour modéliser des variables aléatoires discrètes dépendant du temps. Les RBD généralisent les systèmes dynamiques linéaires (LDS) et les modèles de Markov cachés (HMM) en représentant les états cachés (et observés) en tant que variables d'états, possédant des interdépendances complexes. La structure graphique dans un DBN fournit une manière simple de détailler ces indépendances conditionnelles, et fournit ainsi une paramétrisation réduite du modèle. [Leray, 2006] suggère d'appeler les RBD par «réseaux dynamique temporel» à partir du moment où nous supposons que la structure du modèle ne change pas. Dans un DBN, nous supposons aussi que les paramètres ne changent pas, c'est-à-dire que le modèle est invariant dans le temps. Toutefois, il est toujours possible d'ajouter des nœuds cachés supplémentaires afin de représenter le «régime» courant, et de ce fait créer des mélanges de modèles pour prendre en compte des non-stationnarités périodiques. Lorsque le modèle graphique comporte des variables aléatoires représentées à deux instants successifs, le RBD est appelé 2-TBN pour *two-time-stage Bayesian Networks* (RB à deux tranches de temps) [Boyer et Koller, 1998]. Dans ce cas, certaines variables aléatoires du réseau sont données à des instants différents : X_t désigne la variable aléatoire à l'instant t et X_{t+1} représente la même variable mais à l'instant suivant. Dans un RBD, deux types d'arcs peuvent être considérés : les arcs synchroniques¹¹ et les arcs diachroniques¹².

L'inférence dans les DBN est un problème très complexe. Or, comme les mécanismes d'inférence n'étant pas dans les objectifs de nos travaux, nous nous limitons à présenter une forme particulière des algorithmes *Frontier algorithm* [Zweig, 1996] et *interface algorithm*, développés

¹¹Ce sont des arcs qui relient les nœuds de même instant

¹²Ce sont des arcs temporels qui sont dirigés des variables à l'instant t vers celles à l'instant $t + 1$

dans le cadre de DBN, appliqués aux 2-TBN. Nous nous référons aux travaux de [Murphy, 2002] pour plus de détails sur les méthodes d'inférence exactes et approchées pour les DBN et la complexité qu'elle peut poser.

L'inférence dans un 2-TBN est effectuée d'une façon analogue aux RB statiques¹³. En effet, la propagation de la probabilité jointe d'un RBD est obtenue par une équation équivalente au calcul des probabilités jointes dans un RB statique (Equation (2.21)) :

$$P(X_{t+1}^1, X_{t+1}^2, \dots, X_{t+1}^n) = \prod_{i=1}^n P(X_{t+1}^i | pa(X_{t+1}^i)) \quad (2.25)$$

L'équation (2.25) est à l'origine d'algorithmes d'inférence qui explicitent clairement l'avantage des réseaux bayésiens dynamiques par rapport aux méthodes classiques de modélisation (Diagramme d'état). En effet, ces équations lient la structure du RBD et les informations issues des TPC et des TP pour calculer les probabilités jointes à chaque pas de temps. Ainsi, les informations d'indépendance données par le graphe servent à factoriser la loi jointe, et par conséquent, de réduire de façon très considérable le nombre de paramètres à définir.

2.6.1 Représentations compacte et déroulée

Si nous considérons une variable aléatoire X_t dépendant du temps, il existe deux façons différentes de représenter son évolution. La première approche consiste à dérouler un RB statique sur une période de temps T (Voir Figure 2.12(a)) ce qui permet de surveiller la dynamique du nœud sur cette fenêtre de temps. La deuxième façon de représenter cette variable aléatoire est le modèle compact [Boyer et Koller, 1998], pour lequel X_t est représenté sur deux tranches de temps t et $t + 1$. La mise à jour de la table de probabilités du nœud X_t est effectuée par une itération successive [Weber et Jouffe, 2003], c'est à dire la distribution de probabilités calculée à l'instant t du nœud X_{t+1} est transmise au nœud X_t à l'itération suivante. Cette procédure est représentée par l'arc en pointillés sur la figure 2.12(b).

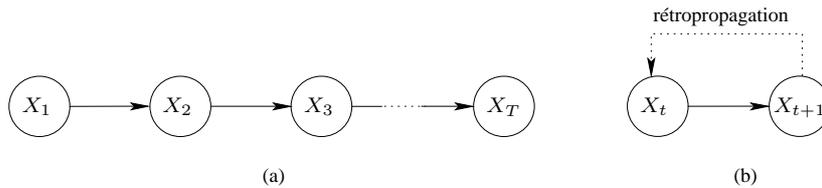


FIG. 2.12 – Représentation d'une variable aléatoire dynamique : (a) Représentation déroulée (b) Représentation compacte

2.6.2 RB à temps continu

Les réseaux bayésiens dynamiques à temps continu ont été introduits dans les travaux de [Nodelman et al., 2002]. Ce sont des représentations compactes des chaînes de Markov à temps continu. Cependant, dans leur première définition, ces modèles supposent que les temps de transition suivent une loi exponentielle, ce qui n'est pas toujours le cas en pratique. Afin d'adapter les réseaux bayésiens dynamiques à temps continu à des nouvelles applications, quelques travaux

¹³Réseaux bayésiens classiques

récents ont été menés en considérant de nouveaux types de lois pour modéliser les temps de transition. Nous citons par exemple, [Gopalratnam et al., 2005] qui ont considéré les distributions d'Erlang-Cox, ou [Nodelman et al., 2005] qui ont intégré les distributions de type phase.

2.6.3 Modélisation des systèmes markoviens par RBD

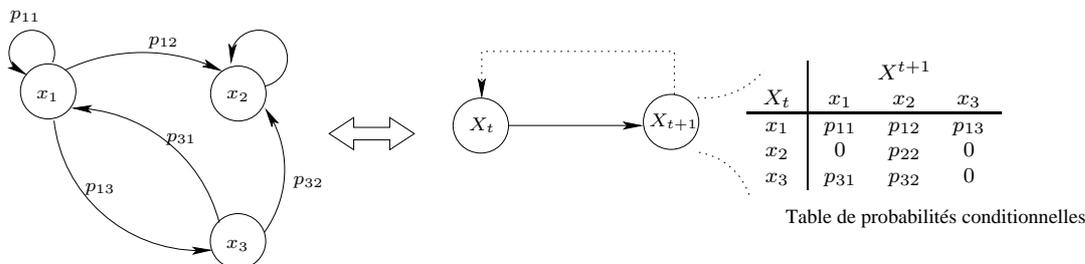


FIG. 2.13 – Modélisation d'une chaîne de Markov par un RBD

Dans ce paragraphe nous présentons une étude très simplifiée de la modélisation des systèmes markoviens par RBD en se focalisant uniquement sur les équivalents graphiques sans entrer dans les détails de calculs théoriques. Cette étude nous semble utile pour percevoir l'intérêt des RBD et leur simplicité. Pour une étude plus détaillée sur les aspects théoriques, nous nous référons à la thèse de [Murphy, 2002].

Les chaînes de Markov discrètes sont très facilement modélisables par des RBD. Si nous considérons une chaîne de Markov discrète d'ordre 1 $\{X_t, t \geq 0\}$ à valeurs dans l'ensemble $\mathcal{E} = \{x_1, \dots, x_n\}$, le RBD représentant cette chaîne est constitué seulement d'une variable temporelle X_t et $val(X) = \mathcal{E}$ l'ensemble de ses valeurs (voir figure 2.13).

La modélisation des chaînes de Markov cachées par RBD est similaire à la modélisation précédente. Dans ce cas, les noeuds temporels X_t du modèle bayésien représentent les états cachés du HMM et sont liés par un arc temporel, alors que les noeuds Y_t représentent les variables observables qui sont liées par un arc synchrone aux noeuds cachés (voir figure 2.14).

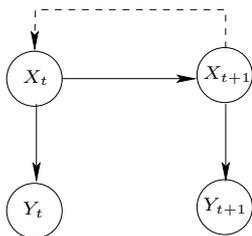


FIG. 2.14 – Un RBD modélisant un HMM

La modélisation des IOHMM par RBD repose sur les bases de la modélisation précédente. Dans ce cas, le modèle bayésien introduit un nouveau type de noeuds représentant les entrées (*input*) du processus stochastique. Ces noeuds sont notés u_t , ils sont incidents aux noeuds cachés X_t et/ou aux noeuds observés Y_t . Les TPC des X_t et les distributions de génération de Y_t sont alors conditionnées par les valeurs des entrées $u_t = k$ (Figure 2.15).

2.6. Les 2-TBN : outil d'analyse des séquences temporelles

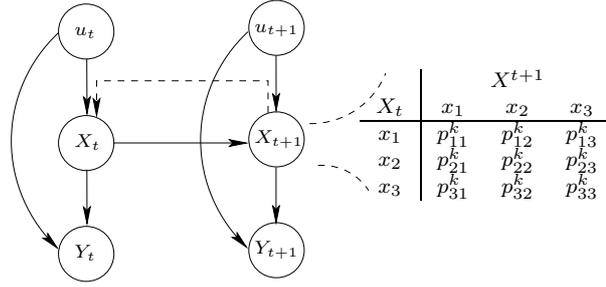


FIG. 2.15 – Exemple de modélisation d'un IOHMM par les 2-TBN

Après avoir déterminé la topologie du RBD pour la modélisation des IOHMM, nous présentons dans la suite la méthode pour son apprentissage.

2.6.4 Apprentissages des tables de probabilités conditionnelles

L'apprentissage de la table de probabilité conditionnelle du nœud X_{t+1} du RBD de la figure 2.15 dépend en partie de la nature de la variable exogène. Dans ce qui suit nous distinguons deux cas : variable exogène discrète, variable exogène continue.

Cas d'une variable exogène discrète

Soit $\mathcal{U} = \{1, 2, \dots, d\}$ un ensemble fini et discret des valeurs de la variable exogène. Dans ce cas, X_{t+1} peut être caractérisé par une famille de tables de probabilités conditionnelles ayant la forme : $\forall k \in \mathcal{U}$

		X_{t+1}		
		x_1	\dots	x_n
X_t	x_1	p_{11}^k	\dots	p_{1n}^k
	\vdots	\vdots		
	x_n	p_{n1}^k	\dots	p_{nn}^k

avec,

$$p_{ij}^k = P(X_{t+1} = j | X_t = i, \mathcal{U}_{t+1} = k) \quad (2.26)$$

et $\forall i \in [1, n], k \in \mathcal{U}$

$$\sum_j p_{ij}^k = 1 \quad (2.27)$$

La méthode d'estimation la plus simple des paramètres p_{ij}^k consiste à utiliser le critère de maximum de vraisemblance donné par la formule (2.23).

Cas d'une variable exogène continue

Lorsque la variable exogène est continue, l'ensemble \mathcal{U} est infini. Dans ce cas, la TPC ne contient pas de probabilités isolées mais plutôt des fonctions de probabilités. La TPC du nœud X_{t+1} s'écrit ainsi, $\forall u \in \mathcal{U}$:

		X_{t+1}		
		x_1	\cdots	x_n
X_t	x_1	$f_{11}(u)$	\cdots	$f_{1n}(u)$
	\vdots	\cdots		
	x_n	$f_{n1}(u)$	\cdots	$f_{nn}(u)$

avec $\forall i \in [1, n], u \in \mathcal{U}$,

$$\sum_j f_{ij}(u) = 1 \quad (2.28)$$

Nous devons noter que les fonctions $f_{ij}(u)$ peuvent être prédéterminées ou estimées à partir des données et que leurs formulations mathématiques dépendent de l'application. Par exemple, celles-ci peuvent être le résultat de l'estimation d'un modèle de mélange pour une valeur particulière de la variable exogène u :

$$f_{ij}(d, \theta) = \sum_{n=1}^N \alpha_n \mathcal{N}(m_n, \sigma_n^2) \quad (2.29)$$

avec :

$$\begin{cases} \mathcal{N}(m_n, \sigma_n^2) & \text{loi normale à une dimension de moyenne } m_n \text{ et de variance } \sigma_n^2 \\ \theta = (\alpha_n, m_n, \sigma_n^2) & \text{les paramètres à estimer du mélange gaussien} \end{cases} \quad (2.30)$$

Il est, dans ce cas, souvent fait appel à la méthode Expectation Maximisation(EM) pour le calcul des paramètres du mélange [Dempster et al., 1977].

2.6.5 Inférence dans les 2-TBN modélisant un IO-HMM

L'apprentissage des différentes TPC est utilisé pour inférer la nature d'un événement à partir de la connaissance de la distribution de probabilités de son prédécesseur et du vecteur d'entrée u_t . Le principe général de l'algorithme d'inférence est de sélectionner à chaque itération, la matrice selon la valeur k de la variable exogène :

$$\begin{aligned} P(X_{t+1} = j | \mathcal{U}_{t+1} = k) &= \sum_{i \in \text{val}(X)} P(X_{t+1} = j | X_t = i, \mathcal{U}_{t+1} = k) P(X_t = i) \\ &= \sum_{i \in \text{val}(X)} p_{ij}^k P(X_t = i) \end{aligned} \quad (2.31)$$

Le calcul de la distribution de probabilités d'un événement selon les classes des événements est assurée par l'écriture matricielle de cette dernière équation. En effet, si $\mathbf{P}_t = \{P(X_t = x_1), P(X_t = x_2), \dots\}$ désigne cette distribution, nous obtenons :

$$\mathbf{P}_t = \mathbf{P}_0 \Pi_0 \Pi_1 \cdots \Pi_t \quad (2.32)$$

avec, Π_t la table de probabilités conditionnelles relative à la valeur t de la variable exogène.

2.7 Mise en évidence des limites des 2-TBN pour l'analyse des séquences de joints

L'objectif de cette partie de chapitre est d'expérimenter les réseaux bayésiens dynamiques à deux tranches de temps sur les séquences de joints et de montrer la faisabilité de l'approche dans le cas ferroviaire. Ce test de faisabilité mettra en évidence l'insuffisance des 2-TBN dans le cadre particulier de notre problématique industrielle et la nécessité d'en augmenter l'ordre. La généralisation du concept des 2-TBN aux N-TBN permettra l'adaptation à notre problème de classifications de séquences temporelles plus complexes et dont, de plus, les occurrences des classes sont sévèrement disproportionnées.

2.7.1 Formalisation

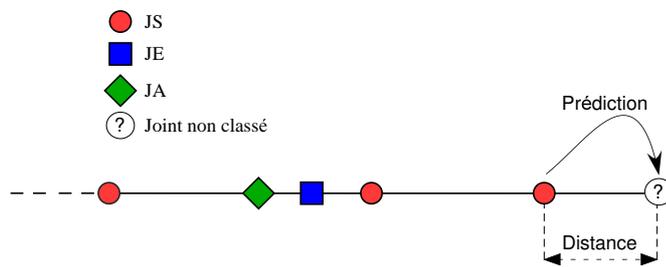


FIG. 2.16 – Principe de la prédiction de séquences temporelles par 2-TBN

En utilisant les 2-TBN, nous supposons intrinsèquement que seul le dernier événement contient et résume l'information pour inférer la nature de la nouvelle détection : il s'agit de l'hypothèse de Markov d'ordre 1 (Figure 2.16). Le 2-TBN utilisé pour l'analyse des séquences de joints est donné sur la figure 2.17.

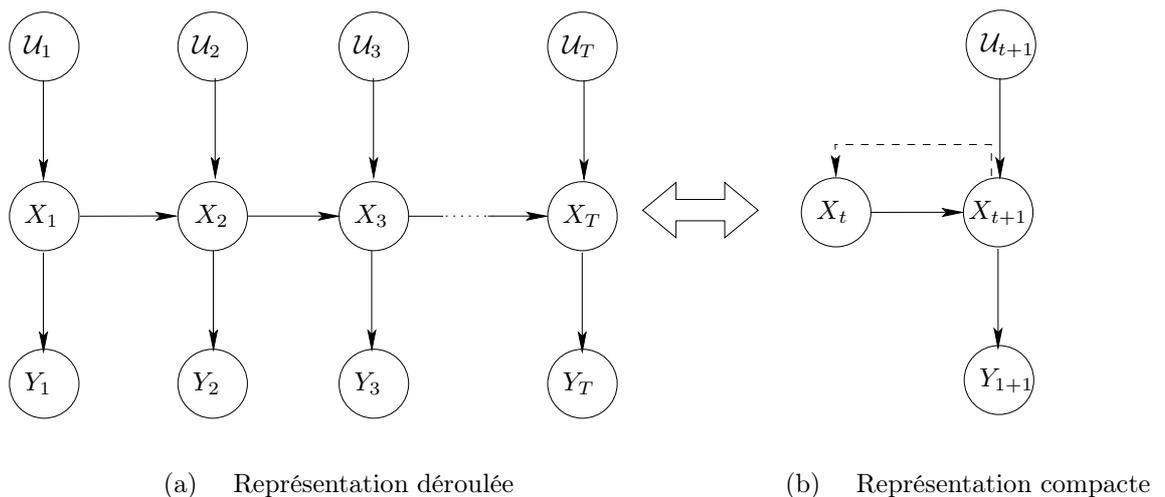


FIG. 2.17 – 2-TBN pour l'analyse des séquences temporelles

Nous rappelons que la présence des joints sur un rail est vue comme une succession d'événements qui apparaissent les uns après les autres. Ces événements sont caractérisés par leur nature

$\{JS, JE, \text{ ou } JA\}$ et leur position pk . Le processus stochastique décrivant l'apparition d'un événement sur un rail est noté X . Son ensemble de valeurs est $val(X) = \{JS, JE, JA\}$. Les valeurs de la variable exogène \mathcal{U} correspondent aux différentes distances séparant deux joints consécutifs.

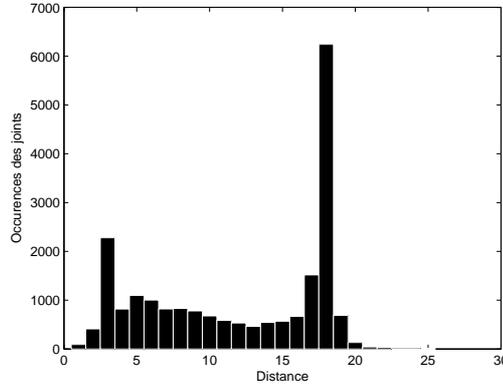


FIG. 2.18 – Histogramme des distances entre deux joints successifs

Les distances entre deux joints successifs (voir figure 2.18) étant très peu nombreuses au-delà de 22m, nous avons limité l'ensemble \mathcal{U} à $\{1, 2, 3, \dots, 22\}$. Ce dernier est supposé à modalités entières du fait de la précision métrique attachée aux informations stockées dans la base SIAM (voir §2.2.2). L'objectif de l'analyse des séquences de joints est donc de calculer les probabilités suivantes : $\forall x \in val(X) = \{JS, JE, JA\}$.

$$P(X_{t+1} = x | X_t, \mathcal{U}^{t+1}) \quad (2.33)$$

2.7.2 Les tables de probabilités conditionnelles

Le nœud X_{t+1} est caractérisé par 22 TPC de dimension 3×3 , puisque $|val(X)| = 3$ et $card(\mathcal{U}) = 22$. Les TPC ont la forme suivante :

		X_{t+1}		
		JS	JE	JA
X_t	JS	p_{11}^k	p_{12}^k	p_{13}^k
	JE	p_{21}^k	p_{22}^k	p_{23}^k
	JA	p_{31}^k	p_{32}^k	p_{33}^k

avec,

$$p_{ij}^k = P(X_{t+1} = j | X_t = i, \mathcal{U}_{t+1} = k) \quad (2.34)$$

pour tout $\{i, j\} \in: \{JS, JE, JA\} \times \{JS, JE, JA\}$. L'apprentissage des probabilités conditionnelles p_{ij}^k est effectué en utilisant le critère de maximum de vraisemblance (équation (2.23)), c'est à dire,

$$p_{ij}^k = \frac{Card\{\langle X_t = i, X_{t+1} = j \rangle | \mathcal{U}_t = k\}}{Card\{\langle X_t = i \rangle | \mathcal{U}_t = k\}} \quad (2.35)$$

Avec i et j les labels de deux événements successifs et $\mathcal{U}_t = k$ la distance qui les sépare. $Card\{\langle X_t = i, X_{t+1} = j \rangle | \mathcal{U}_t = k\}$: le nombre de successions de type (i, j) sachant que le temps entre l'événement i et j est égal à k .

$Card\{\langle X_t = i, | \mathcal{U}_t = k \rangle\}$: le nombre d'événement i .

2.7.3 Intégration des distances continues dans le 2-TBN

Comme indiqué précédemment et à cause de la résolution métrique de la base SIAM, la variable exogène a été considérée comme discrète. Cependant, cette hypothèse peut s'avérer contraignante lors de l'étape de la fusion avec la décision locale puisque la période d'échantillonnage du capteur est elle de l'ordre du millimètre. La localisation des joints détectés par le capteur à courants de Foucault sera donc disponible de façon quasi continue. Ainsi, la TPC du nœud X_{t+1} peut s'écrire sous la forme,

		X_{t+1}		
		JS	JE	JA
X_t	JS	$f_{11}(\mathcal{U})$	$f_{12}(\mathcal{U})$	$1 - f_{11}(\mathcal{U}) - f_{12}(\mathcal{U})$
	JE	$f_{12}(\mathcal{U})$	$f_{22}(\mathcal{U})$	$1 - f_{12}(\mathcal{U}) - f_{22}(\mathcal{U})$
	JA	$1 - f_{11}(\mathcal{U}) - f_{12}(\mathcal{U})$	$1 - f_{12}(\mathcal{U}) - f_{22}(\mathcal{U})$	$f_{11}(\mathcal{U}) + 2f_{12}(\mathcal{U}) + f_{22}(\mathcal{U}) - 1$

Nous devons noter que dans le cadre particulier de notre application la table de probabilité conditionnelle du nœud X_{t+1} est symétrique du fait que la fréquence des motifs observés sur les voies ne change pas selon le sens du parcours des rails. La somme sur les lignes de cette table est alors égale à un.

Après avoir défini la nouvelle structure de la TPC intégrant la variable exogène continue, nous devons estimer les fonctions de probabilité f_{11} , f_{12} et f_{22} qui correspondent respectivement aux successions JS-JS, JS-JE, JE-JE. Comme nous l'avons déjà vu, l'analyse des histogrammes normalisés de ces successions a relevé la présence de forte concentration de joints autour de quelques distances particulières due aux règles de pose et de maintenance des rails. Une estimation par mélange gaussien semble donc bien adaptée [Samé et al., 2006, Samé et al., 2007].

Afin de mettre en évidence l'efficacité de cette méthode, nous avons tracé sur les figures 2.19, 2.20 et 2.21 les histogrammes normalisés des successions étudiées et les résultats du mélange gaussien obtenus par l'algorithme EM [Dempster et al., 1977].

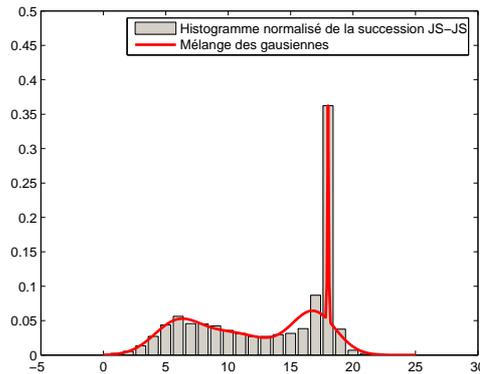


FIG. 2.19 – Estimation de la fonction f_{11}

Une fois les paramètres des mélanges gaussiens établis, ils seront utilisés pour le calcul des probabilités conditionnelles lors de l'inférence. En effet, connaissant la distance qui sépare une détection de la précédente, il est facile de calculer les probabilités conditionnelles à partir de

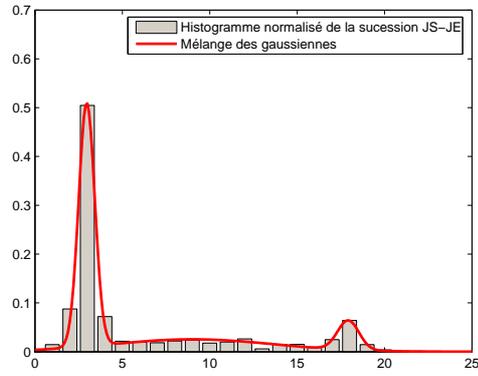


FIG. 2.20 – Estimation de la fonction f_{12}

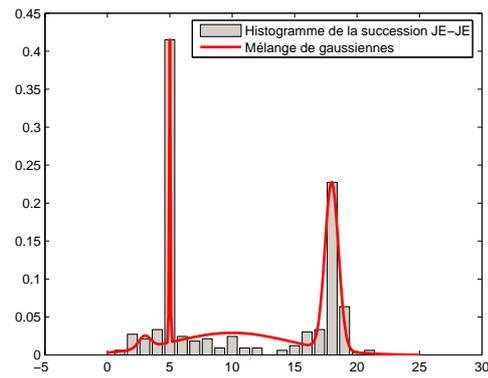


FIG. 2.21 – Estimation de la fonction f_{22}

2.7. Mise en évidence des limites des 2-TBN pour l'analyse des séquences de joints

l'équation (2.29). Le calcul de la distribution de probabilités du type de joint est donc facilement obtenu par le biais de l'équation (2.32). La classe la plus probable de l'événement considéré est déduite à partir de cette distribution.

2.7.4 Analyse des résultats du 2-TBN pour la classification des séquences temporelles

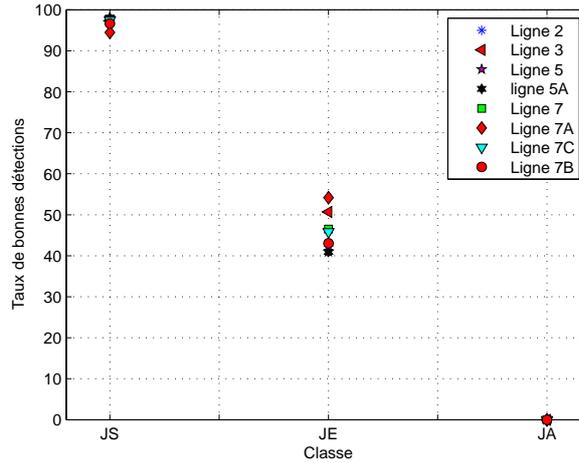


FIG. 2.22 – Application du 2-TBN sur l'ensemble des lignes de métro

La figure 2.22 est une illustration des résultats de l'application du 2-TBN sur l'ensemble des lignes de métro en utilisant une validation croisée. Autrement dit, pour chacune des lignes, nous avons estimé les probabilités conditionnelles grâce à toutes les autres lignes, puis, nous avons utilisé ces probabilités pour inférer la nature des points de la ligne précédemment mise de côté. Cette méthode nous permet d'éviter de biaiser les résultats obtenus par le 2-TBN, tout en nous assurant d'obtenir des résultats pour toutes les lignes. Sur cette figure, nous observons que la classe des JS a été bien détectée. Le taux des bonnes détections de cette classe est compris entre 94% et 98% selon les lignes de métro. Cependant, le taux de détection de la classe JE varie entre 40% et 60% ce qui est relativement faible comparé à celui des JS. Ce résultat peut s'expliquer par le fait que les JE sont largement sous représentés par rapport aux JS dans la base SIAM et par une plus grande complexité des motifs incluant les JA. Par ailleurs, la figure montre aussi que le 2-TBN n'était pas capable de détecter les joints d'appareil. Cela est certainement dû au fait que la classe des JA est très largement sous-représentée par rapport aux autres classes de joints puisque qu'elle représente uniquement 1.39% du nombre total des points de la base SIAM. De plus, la complexité des aiguillages, et des successions de joints qu'ils créent, milite pour une complexification du modèle pour la reconnaissance des JA : l'ordre 1 ne suffit pas. Cette remarque est également en partie valable pour les JE. Le chapitre suivant détaillera cette proposition. La matrice de confusion du 2-TBN appliqué à la séquence de joints est donnée par le tableau 2.3.

Remarque : La règle de décision utilisée pour déterminer la classe de d'une détection donnée est la règle du maximum traduite par l'équation :

$$\text{Arg} \max_{\{JS, JE, JA\}} \{[P(x = JS), P(x = JE), P(x = JA)]\} \quad (2.36)$$

TAB. 2.3 – Matrice de confusion du 2-TBN

Nature du joint	classification		
	JS	JE	JA
JS	97%	3%	0%
JE	52.4%	47.6%	0%
JA	64.9%	35.1%	0%

2.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons tout d'abord présenté les données utilisées pour notre application. Nous avons montré que les instants d'occurrence des événements (les points kilométriques) sont une grande source d'information sur la nature des joints. Ils doivent pouvoir jouer un rôle capital dans la prédiction. Pour cela, les points kilométriques ont été intégrés au processus de prédiction en tant que connaissances exogènes. Cette considération a introduit une non-homogénéité dans la dynamique des séquences étudiées. Des outils adaptés à ce type de données ont ainsi été présentés et comparés pour choisir la meilleure alternative pour notre contexte d'application : il s'agit des modèles probabilistes et plus précisément des IOHMM. Les réseaux bayésiens ont alors été introduits comme support graphique séduisant et convivial pour la modélisation des IOHMM de manière compacte.

La dernière partie de ce chapitre a été consacrée à l'application des réseaux bayésiens à deux tranches de temps (2-TBN) pour l'analyse des séquences de joints. Cette étude a révélé que, vu la nature des données de la RATP, les 2-TBN étaient insuffisamment efficaces pour la prévision des séquences de joints. Pour répondre à ces limites, une généralisation des réseaux bayésiens dynamiques d'ordre supérieur est introduite au chapitre suivant.

3

Proposition d'une Approche Hybride pour le Diagnostic des Défauts

Sommaire

3.1	Introduction	64
3.2	Réseaux probabilistes d'ordre supérieur	64
3.2.1	Les N-TBN pour la modélisation des chaînes de Markov d'ordre N-1	64
3.2.2	N-TBN pour la modélisation d'IOHMM d'ordre N-1	65
3.2.3	Apprentissage des paramètres d'un 3-TBN modélisant un IOHMM	68
3.3	Problèmes de la fusion de décisions et notation	71
3.3.1	Méthode Bayésienne Naïve	72
3.3.2	Mise en œuvre de la fusion bayésienne naïve par des RB	72
3.4	Application des N-TBN pour l'analyse des points singuliers de la voie	73
3.4.1	Apprentissage des paramètres du 3-TBN à partir de la base SIAM	74
3.4.2	Résultats des 3-TBN sur la base SIAM	78
3.4.3	Utilisation des RB collaboratifs pour l'analyse des séquences de joints	79
3.5	Méthodes d'insertion de défauts dans SIAM	81
3.6	Application des RB pour la fusion des approches locale et globale	83
3.7	Conclusion	84

3.1 Introduction

Afin de répondre aux limites des 2-TBN, relevées dans le chapitre précédent, pour l'analyse des séquences de joints de rail, ce chapitre présente une généralisation du concept des réseaux bayésiens dynamiques à deux tranches de temps. Le nouveau concept est appliqué sur la base SIAM pour faire la classification des points singuliers de la voie.

La démarche proposée dans cette étude pour le développement de l'approche hybride commence d'abord par une formalisation théorique de ce que nous appelons N-TBN (Réseaux Bayésiens à N-Tranches de temps) [Ben Salem et al., 2004, Bouillaut et al., 2004], comme généralisation des 2-TBN [Boyen et Koller, 1998]. Notre idée générale consiste à mettre en œuvre un outil permettant d'inférer automatiquement la nature d'un événement détecté en tenant compte d'un historique de large dimension. Le modèle développé est appliqué par la suite sur la base SIAM. A la fin du chapitre, nous expliquons la procédure de fusion bayésienne naïve entre ces modèles et l'approche basée sur le traitement des données mesurées en un point précis du rail (approche locale [Bentoumi, 2004, Oukhellou, 1997]).

3.2 Réseaux probabilistes d'ordre supérieur

Dans le chapitre 2, nous avons relevé l'insuffisance des réseaux bayésiens dynamiques à deux tranches de temps pour l'analyse des séquences temporelles aux motifs complexes. Ceci est d'autant plus vrai dans le cas de base de données de taille insuffisante et aux effectifs de classe hétérogènes. Nous proposons ici d'augmenter l'ordre des réseaux pour identifier plus efficacement les motifs de succession de joints.

3.2.1 Les N-TBN pour la modélisation des chaînes de Markov d'ordre N-1

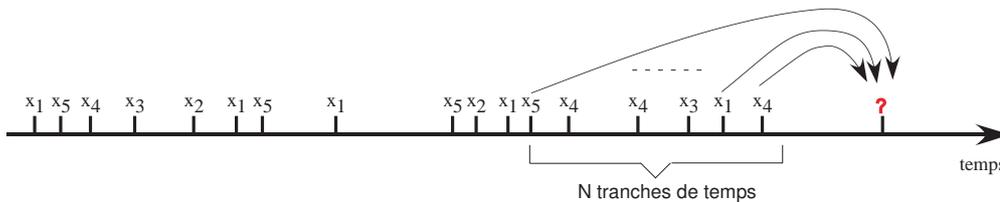


FIG. 3.1 – Principe général de la prédiction d'ordre N pour une chaîne de Markov

Nous appelons N-TBN, pour réseaux bayésiens à N-tranches de temps (*N-Time slice Bayesian Networks*), une généralisation des 2-TBN dans laquelle le mécanisme d'inférence tient compte des observations réalisées dans un historique de dimension $N - 1$ (voir figure 3.1) [Ben Salem et al., 2004, Bouillaut et al., 2004]. La dynamique d'un système décrit par une chaîne de Markov d'ordre $N - 1$ est la suivante :

$$x_{t+N-1} = f(x_{t+N-2}, \dots, x_t) \tag{3.1}$$

3.2. Réseaux probabilistes d'ordre supérieur

Les N-TBN permettent de modéliser cette dynamique. En effet, la représentation graphique du modèle bayésien (figure 3.2) met en évidence l'hypothèse suivante : la nature de l'événement courant dépend de l'historique des N-1 derniers événements observés. Autrement dit, le processus stochastique X respecte la propriété de Markov d'ordre N-1 se traduisant par l'équation suivante :

$$P(X_{t+N-1}|X_{t+N-2}, \dots, X_t, \dots, X_0) = P(X_{t+N-1}|X_{t+N-2}, \dots, X_t) \quad (3.2)$$

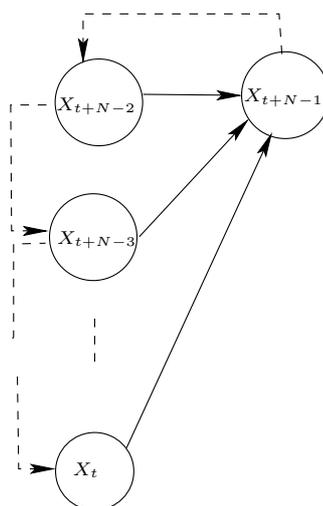


FIG. 3.2 – N-TBN pour la modélisation d'une chaîne de Markov discrète d'ordre N-1

La loi de la chaîne de Markov d'ordre N-1 est calculée par inférence grâce à l'équation suivante :

$$P(X_{t+N-1} = j) = \underbrace{\sum_{i_0 \in \text{val}(X)} \dots \sum_{i_{N-2} \in \text{val}(X)}}_{N-1 \text{ fois}} P(X_{t+N-1} = j | X_{t+N-2} = i_{N-2}, \dots, X_t = i_0) \times P(X_{t+N-2} = i_{N-2} | X_{t+N-3} = i_{N-3}, X_t = i_0) \times \dots \times P(X_t = i_0) \quad (3.3)$$

3.2.2 N-TBN pour la modélisation d'IOHMM d'ordre N-1

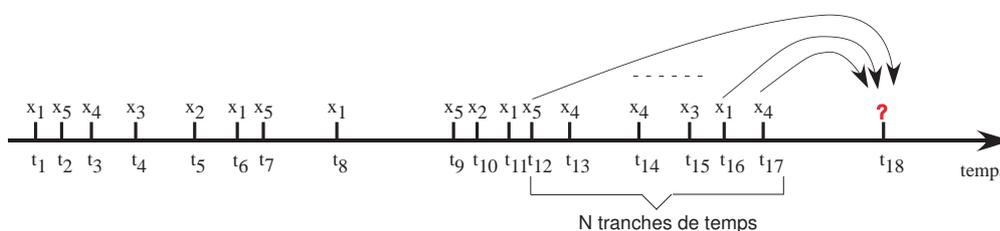


FIG. 3.3 – Principe général de la prédiction des séquences temporelles par un IOHMM d'ordre N-1

Nous rappelons qu'un IOHMM est décrit par trois processus dépendants :

Chapitre 3. Proposition d'une Approche Hybride pour le Diagnostic des Défauts

- X est un processus stochastique caché
- Y est un processus stochastique observable (Sorties)
- \mathcal{U} est l'ensemble des connaissances exogènes au système (Entrées)

Dans ce cas, la dynamique du système décrit par un IOHMM d'ordre $N - 1$ peut s'écrire,

$$\begin{cases} x_{t+N-1} = f(x_{t+N-2}, \dots, x_t, u_{t+N-1}, u_{t+N-2}, \dots, u_t) \\ y_{t+N-1} = h(x_{t+N-1}, u_{t+N-1}, u_{t+N-2}, \dots, u_t) \end{cases} \quad (3.4)$$

La figure 3.4 représente un N-TBN modélisant un IOHMM d'ordre $N - 1$. Dans le modèle, nous n'observons pas directement $\{X_t\}$, mais nous disposons d'observations $\{Y_t\}$ à valeurs dans un espace d'état fini $val(Y)$. Nous devons noter que les observations Y_t sont mutuellement indépendantes et que chaque observation ne dépend que de l'état X_t . Cette propriété s'exprime de la façon suivante :

$$P(Y_t, \dots, Y_0 | X_t, \dots, X_0) = \prod_{k=0}^t P(Y_k | X_k) \quad (3.5)$$

L'équation 3.3 peut être approximée par :

$$P(X_{t+N-1} = j) = \underbrace{\sum_{i_0 \in val(X)} \dots \sum_{i_{N-2} \in val(X)} P(X_{t+N-1} = j | X_{t+N-2} = i_{N-2}, \dots, X_t = i_0)}_{N-1 \text{ fois}} \times P(X_{t+N-2} = i_{N-2}) \times \dots \times P(X_t = i_0) \quad (3.6)$$

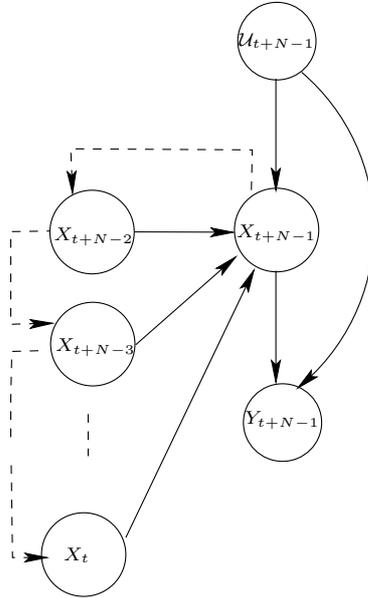


FIG. 3.4 – Approximation d'un IO-HMM par un réseau bayésien dynamique à N-tranches de temps

La structure du réseau bayésien dynamique étant établie, l'inférence permet de calculer la distribution de probabilité sur la variable observable Y en deux étapes :

3.2. Réseaux probabilistes d'ordre supérieur

1. Calcul de la distribution de probabilité de X_{t+N-1}
2. Dédire la distribution de probabilité de Y_{t+N-1}

La première phase est assurée grâce à l'équation suivante :

$$P(X_{t+N-1} = j | \mathcal{U}_{t+N-1}) = \underbrace{\sum_{i_0 \in \text{val}(X)} \cdots \sum_{i_{N-2} \in \text{val}(X)}}_{N-1 \text{ fois}} P(X_{t+N-1} = j | X_{t+N-2} = i_{N-2}, \dots, X_t = i_0, \mathcal{U}_{t+N-1}) \times P(X_{t+N-2} = i_{N-2} | \dots, X_t = i_0, \mathcal{U}_{t+N-1}) \times \cdots \times P(X_t = i_0) \quad (3.7)$$

L'écriture matricielle de cette dernière équation donne :

$$\mathbf{P}_t = \mathbf{P}_0 \Pi_0 \Pi_1 \cdots \Pi_t \quad (3.8)$$

avec \mathbf{P}_0 la loi initiale du processus X , $\mathbf{P}_t = [P(X_{t+N} = x_1), P(X_{t+N} = x_2), \dots]$ et Π_t la matrice de transition conditionnée par l'entrée \mathcal{U}_{t+N} :

$$\Pi_t = \begin{bmatrix} p_{11}^{\mathcal{U}_{t+N-1}} & p_{12}^{\mathcal{U}_{t+N-1}} & \cdots \\ p_{21}^{\mathcal{U}_{t+N-1}} & \ddots & \cdots \\ \vdots & & \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

avec,

$$p_{ij}^{\mathcal{U}_{t+N-1}} = P(X_{t+N-1} = j | i\text{ème combinaison de } Pa(X_{t+N-1}), \mathcal{U}_{t+N-1})$$

Quant à la deuxième phase de l'inférence, elle résulte simplement d'un calcul matriciel liant la variable X à Y :

$$[P(Y_{t+N} = y_1, Y_{t+N} = y_2, \dots)] = [P(X_{t+N} = x_1), P(X_{t+N} = x_2), \dots] \mathcal{M}_{\mathcal{U}_{t+N-1}} \quad (3.10)$$

où $\mathcal{M}_{\mathcal{U}_{t+N-1}}$ est la distribution de génération.

$$\mathcal{M}_{\mathcal{U}_{t+N-1}} = \begin{bmatrix} g_{11}^{\mathcal{U}_{t+N-1}} & g_{12}^{\mathcal{U}_{t+N-1}} & \cdots \\ g_{21}^{\mathcal{U}_{t+N-1}} & \ddots & \cdots \\ \vdots & & \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

avec,

$$g_{ij}^{\mathcal{U}_{t+N-1}} = P(Y_{t+N-1} = j | i\text{ème combinaison de } Pa(Y_{t+N-1}), \mathcal{U}_{t+N-1})$$

En résumé, la mise en œuvre d'un N-TBN pour la modélisation d'un IOHMM requiert généralement l'estimation de deux matrices différentes :

- La matrice de transition qui correspond à la TPC du nœud X_{t+N}
- La distribution de génération (matrice d'observation) qui correspond à la TPC nœud Y_{t+N} .

Dans la suite, nous expliquons la méthode d'apprentissage de la matrice de transition Π_k ainsi que la distribution de génération $\mathcal{M}_{\mathcal{U}_{t+N-1}}$ dans le cadre particulier du 3-TBN afin de simplifier les notations. La méthode d'apprentissage proposée peut être transposée facilement à un ordre supérieur à 3.

3.2.3 Apprentissage des paramètres d'un 3-TBN modélisant un IOHMM

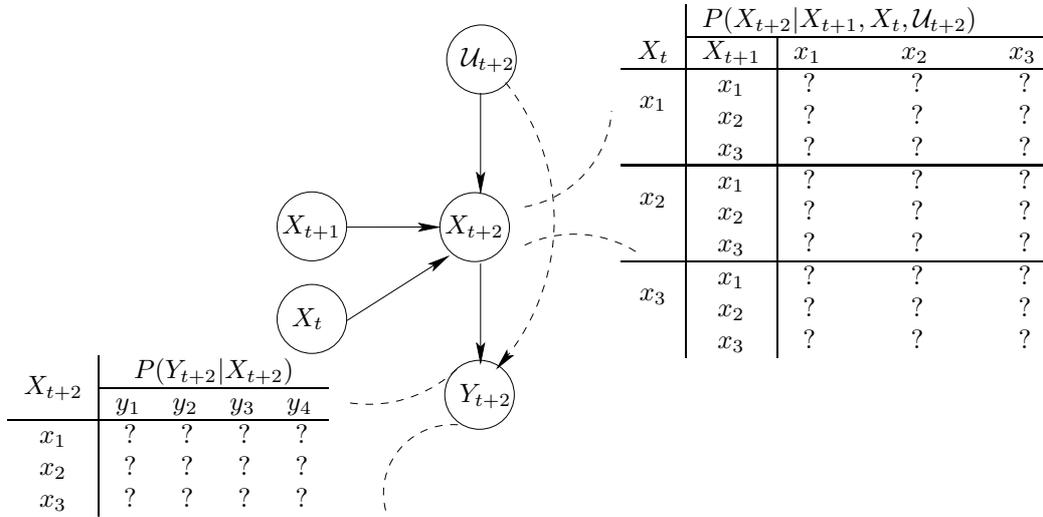


FIG. 3.5 – Structure d'un 3-TBN

La figure 3.5 met en évidence les différentes TPC devant être apprises dans un 3-TBN. Il s'agit des TPC des nœuds enfants X_{t+2} et Y_{t+2} dont les modalités respectives sont supposées égales à $val(x) = \{x_1, x_2, x_3\}$ et $val(Y) = \{y_1, y_2, y_3, y_4\}$. Dans un 3-TBN modélisant un IOHMM, la description du réseau nécessite :

1. L'estimation des probabilités de transition de X_{t+2} .
2. L'estimation de la distribution de génération de Y_{t+2} .

Apprentissage des probabilités de transition à partir d'une base de données discrètes

\mathcal{U}_{t+2} est un parent direct du nœud X_{t+2} . L'apprentissage de la matrice de transition dépend ainsi de la nature de la variable exogène \mathcal{U}_{t+2} . Dans un cadre général, deux cas peuvent être distingués :

1. Variable exogène discrète.
2. Variable exogène continue.

3.2. Réseaux probabilistes d'ordre supérieur

Cas d'une variable exogène discrète : Dans ce cas, pour chaque valeur de \mathcal{U}_{t+2} est associée une TPC de la forme :

		$P(X_{t+2} X_{t+1}, X_t, \mathcal{U}_{t+2})$		
		X_{t+1}	x_1	x_2
x_1	x_1	$p_{111}^{\mathcal{U}_{t+2}}$	$p_{121}^{\mathcal{U}_{t+2}}$	$p_{131}^{\mathcal{U}_{t+2}}$
	x_2	$p_{211}^{\mathcal{U}_{t+2}}$	$p_{221}^{\mathcal{U}_{t+2}}$	$p_{231}^{\mathcal{U}_{t+2}}$
	x_3	$p_{311}^{\mathcal{U}_{t+2}}$	$p_{321}^{\mathcal{U}_{t+2}}$	$p_{331}^{\mathcal{U}_{t+2}}$
x_2	x_1	$p_{112}^{\mathcal{U}_{t+2}}$	$p_{122}^{\mathcal{U}_{t+2}}$	$p_{132}^{\mathcal{U}_{t+2}}$
	x_2	$p_{212}^{\mathcal{U}_{t+2}}$	$p_{222}^{\mathcal{U}_{t+2}}$	$p_{232}^{\mathcal{U}_{t+2}}$
	x_3	$p_{312}^{\mathcal{U}_{t+2}}$	$p_{322}^{\mathcal{U}_{t+2}}$	$p_{332}^{\mathcal{U}_{t+2}}$
x_3	x_1	$p_{113}^{\mathcal{U}_{t+2}}$	$p_{123}^{\mathcal{U}_{t+2}}$	$p_{133}^{\mathcal{U}_{t+2}}$
	x_2	$p_{213}^{\mathcal{U}_{t+2}}$	$p_{223}^{\mathcal{U}_{t+2}}$	$p_{233}^{\mathcal{U}_{t+2}}$
	x_3	$p_{313}^{\mathcal{U}_{t+2}}$	$p_{323}^{\mathcal{U}_{t+2}}$	$p_{333}^{\mathcal{U}_{t+2}}$

avec,

$$p_{lij}^{\mathcal{U}_{t+2}} = P(X_{t+2} = j | X_{t+1} = i, X_t = l, \mathcal{U}_{t+2}) \quad (3.12)$$

pour tout $\{i, j, l\} \in \{x_1, x_2, x_3\}^3$.

Ces probabilités conditionnelles peuvent être estimées à partir d'une base de données selon le principe du maximum de vraisemblance, soit :

$$p_{lij}^{\mathcal{U}_{t+2}} = \frac{\text{Card}\{\langle (l, t_l), (i, t_i), (j, t_j) \rangle | \mathcal{U}_{t+2}\}}{\text{Card}\{\langle (l, t_l); (i, t_i) \rangle | \mathcal{U}_{t+2}\}} \quad (3.13)$$

Avec $\langle (l, t_l), (i, t_i), (j, t_j) \rangle$ une séquence temporelle de trois événements successifs réalisés respectivement aux instants t_l, t_i et t_j .

$\text{Card}\{\langle (l, t_l), (i, t_i), (j, t_j) \rangle | \mathcal{U}_{t+2}\}$: le nombre de successions de type (l, i, j) conditionnées par \mathcal{U}_{t+2} contenant des temps d'apparition.

Cas d'une variable exogène continue : La procédure d'apprentissage des probabilités de transition est similaire à celle effectuée pour les 2-TBN dans §2.7.3 du chapitre précédent. Au nœud X_{t+2} est associée une unique TPC contenant des fonctions de probabilités conditionnelles variant en fonction de la variable exogène et non des probabilités de transition indexées par l'ensemble des valeurs de la variable exogène comme dans le cas discret.

		X_{t+2}		
		x_1	x_2	x_3
x_1	x_1	$f_{111}(\mathcal{U}_{t+2})$	$f_{112}(\mathcal{U}_{t+2})$	$1 - f_{111}(\mathcal{U}_{t+2}) - f_{112}(\mathcal{U}_{t+2})$
	x_2	$f_{121}(\mathcal{U}_{t+2})$	$f_{122}(\mathcal{U}_{t+2})$	$1 - f_{121}(\mathcal{U}_{t+2}) - f_{122}(\mathcal{U}_{t+2})$
	x_3	$f_{131}(\mathcal{U}_{t+2})$	$f_{132}(\mathcal{U}_{t+2})$	$1 - f_{131}(\mathcal{U}_{t+2}) - f_{132}(\mathcal{U}_{t+2})$
x_2	x_1	$f_{211}(\mathcal{U}_{t+2})$	$f_{212}(\mathcal{U}_{t+2})$	$1 - f_{211}(\mathcal{U}_{t+2}) - f_{212}(\mathcal{U}_{t+2})$
	x_2	$f_{221}(\mathcal{U}_{t+2})$	$f_{222}(\mathcal{U}_{t+2})$	$1 - f_{221}(\mathcal{U}_{t+2}) - f_{222}(\mathcal{U}_{t+2})$
	x_3	$f_{231}(\mathcal{U}_{t+2})$	$f_{232}(\mathcal{U}_{t+2})$	$1 - f_{231}(\mathcal{U}_{t+2}) - f_{232}(\mathcal{U}_{t+2})$
x_3	x_1	$f_{311}(\mathcal{U}_{t+2})$	$f_{312}(\mathcal{U}_{t+2})$	$1 - f_{311}(\mathcal{U}_{t+2}) - f_{312}(\mathcal{U}_{t+2})$
	x_2	$f_{321}(\mathcal{U}_{t+2})$	$f_{322}(\mathcal{U}_{t+2})$	$1 - f_{321}(\mathcal{U}_{t+2}) - f_{322}(\mathcal{U}_{t+2})$
	x_3	$f_{331}(\mathcal{U}_{t+2})$	$f_{332}(\mathcal{U}_{t+2})$	$1 - f_{331}(\mathcal{U}_{t+2}) - f_{332}(\mathcal{U}_{t+2})$

Les fonctions de probabilités $f(\mathcal{U}_{t+2})$ approximent de façon continue les occurrences de chaque type de succession en fonction de la valeur de la variable exogène. L'estimation de ces fonctions peut être effectuée par plusieurs approches.

La première approche que nous proposons est paramétrique. Elle peut être utilisée lorsque ces fonctions ne sont caractérisées par aucun a priori sur leurs natures et leurs formes. Dans ce cas, il est possible d'utiliser une estimation par des fonctions constantes et continues par morceaux :

$$\begin{aligned} f_{lij} : \text{val}(\mathcal{U}_{t+2}) &\rightarrow \mathbb{R} \\ (\mathcal{U}_{t+2}) &\rightarrow f_{lij}(\mathcal{U}_{t+2}) = p_{lij}^{\lfloor \mathcal{U}_{t+2} \rfloor} \end{aligned} \quad (3.14)$$

avec, $\lfloor \cdot \rfloor$ la partie entière inférieure, et :

$$p_{lij}^{\mathcal{U}_{t+2}} = P(X_{t+2} = j | X_{t+1} = i, X_t = l, \mathcal{U}_{t+2}) \quad (3.15)$$

pour tout $\{i, j, l\} \in \{x_1, x_2, x_3\}^3$. Ces paramètres peuvent être calculés à partir d'une base de données discrètes selon le principe maximum de vraisemblance décrit précédemment.

La seconde approche d'estimation des fonctions de probabilité proposée est non-paramétrique. Il s'agit d'approximer ces fonctions par des mélanges gaussiens dont les paramètres sont calculés par l'algorithme EM [Dempster et al., 1977]. Dans ce cas, les fonctions de probabilités sont de la forme :

$$f_{lij}(\mathcal{U}_{t+2}, \theta) = \sum_{n=1}^N \alpha_n \mathcal{N}(\mathbf{m}_n, \Sigma_n) \quad (3.16)$$

avec,

$$\mathcal{N}(\mathbf{m}_n, \Sigma_n) = \frac{1}{2\pi |\Sigma_n|^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathcal{U}_{t+2} - \mathbf{m}_n)^T \Sigma_n^{-1} (\mathcal{U}_{t+2} - \mathbf{m}_n)\right) \quad (3.17)$$

où ;

$$\left\{ \begin{array}{ll} |\Sigma_n| & \text{est le déterminant de la matrice de covariance } \Sigma_n \\ \mathcal{U}_{t+2} & \text{vecteur d'entrée} \\ \theta = (\alpha_n, \mathbf{m}_n, \Sigma_n) & \text{vecteur des paramètres à estimer} \end{array} \right.$$

Apprentissage de la distribution de génération

Nous rappelons que dans le cadre général, la loi du processus observable Y est donnée par la formule suivante :

$$P(Y_{t+2}) = P(X_{t+2}) \mathcal{M}_{\mathcal{U}_{t+2}} \quad (3.18)$$

avec $\mathcal{M}^{\mathcal{U}_{t+2}}$ la distribution de génération conditionnée par la variable exogène. L'écriture matricielle de cette dernière équation donne :

$$P(Y_{t+2}) = \begin{bmatrix} P(Y_{t+2} = y_1) \\ P(Y_{t+2} = y_2) \\ P(Y_{t+2} = y_3) \\ P(Y_{t+2} = y_4) \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} P(X_{t+2} = x_1) \\ P(X_{t+2} = x_2) \\ P(X_{t+2} = x_3) \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \mathcal{U}_{t+2} & \mathcal{U}_{t+2} & \mathcal{U}_{t+2} & \mathcal{U}_{t+2} \\ g_{11} & g_{12} & g_{13} & g_{14} \\ \mathcal{U}_{t+2} & \mathcal{U}_{t+2} & \mathcal{U}_{t+2} & \mathcal{U}_{t+2} \\ g_{21} & g_{22} & g_{23} & g_{24} \\ \mathcal{U}_{t+2} & \mathcal{U}_{t+2} & \mathcal{U}_{t+2} & \mathcal{U}_{t+2} \\ g_{31} & g_{32} & g_{33} & g_{34} \end{bmatrix} \quad (3.19)$$

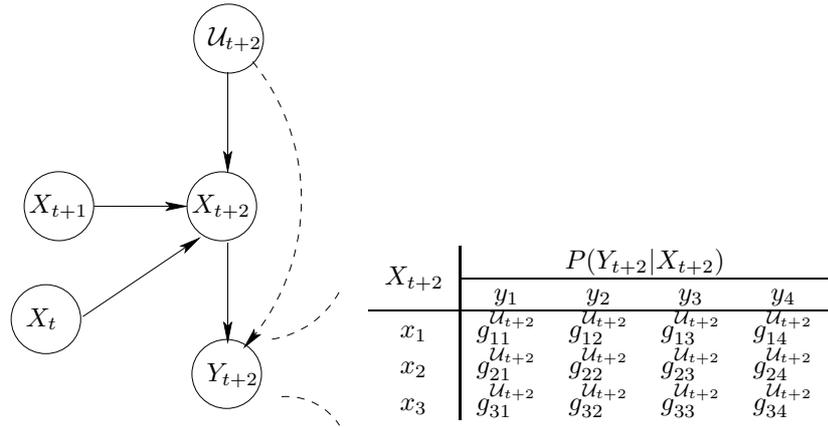


FIG. 3.6 – Apprentissage de la distribution de génération

L'algorithme de Baum-Welch [Baum et Eagon, 1967, Baum et al., 1970, Baum, 1972], une forme particulière de l'algorithme EM [Dempster et al., 1977], permet d'estimer ces paramètres selon le critère du maximum de vraisemblance. Pour plus de détails théoriques sur cet algorithme, nous faisons référence aux travaux de [Bengio, 1999].

Après avoir expliqué la mise en œuvre des N-TBN pour la classification des séries temporelles, nous introduisons dans la suite le problème de la fusion entre l'approche locale et l'approche globales.

3.3 Problèmes de la fusion de décisions et notation

Soit $X_{1:N}$ un ensemble composé de N objets notés $\{x_1, \dots, x_N\}$. Chaque objet est associé à une classe; l'ensemble des classes possibles est défini par $\Omega = \{\omega_1, \dots, \omega_K\}$. L'ensemble de classifieurs apportant des informations sur la classe d'un individu sera noté $\mathcal{C} = \{c_1, \dots, c_F\}$.

Les résultats fournis par chaque classifieur peuvent être de types différents, mais toute décision ne peut être qu'un élément de Ω ou une union d'éléments unitaires de Ω . Nous notons $\Omega^1 \dots \Omega^F$ les ensembles décrivant les décisions possibles des classifieurs.

La sortie d'un classifieur c_j ($j \in [1, \dots, F]$) concernant l'individu x_i ($i \in [1, \dots, N]$) peut avoir deux formats différents. Le premier est une valeur qualitative qui désigne la décision prise, c'est à dire la classe la plus probable d'un événement notée $D_j(x_i)$. Le deuxième type de sortie est une valeur numérique qui désigne la densité de probabilité d'appartenance de l'individu x_i aux différentes classes. Elle sera notée $P_j(x_i)$. Enfin, la probabilité donnée par le classifieur c_j de l'individu x_i appartenant à la classe ω_k ($i \in [1, \dots, K]$) sera notée $P_j^k(x_i)$.

Le problème de fusion consiste donc à décider à partir des $D_j(x)$ et $P_j(x)$, la classe ω_k de l'individu x . Plusieurs méthodes de fusion ont été testées, telles que la bayésienne naïve, la moyenne, *Behavior Knowledge Space* [Huang et Suen, 1995], *Decision Templates* [Kuncheva et al., 2001], théorie des fonctions de croyance,... Une comparaison entre ces méthodes a été réalisée dans les travaux de [Côme et al., 2006]. Notre objectif n'étant pas d'analyser toutes les méthodes de fusion, dans la suite nous présentons uniquement celle qui a été retenue pour la fusion des

approches locale et globale. Ce choix particulier de la méthode est justifié par son efficacité [Mitchell, 1997, Witten et al., 2005] dans plusieurs domaines [Langley et al., 1992] et pour son adéquation avec notre outil de modélisation (les réseaux bayésiens).

3.3.1 Méthode Bayésienne Naïve

La fusion bayésienne naïve est une méthode de fusion qui utilise les sorties quantitatives (probabilités) des classifieurs. Connaissant les densités de probabilités $P_j(x)$ données à la sortie de chaque classifieur, cette méthode permet de calculer la probabilité $P(x \in \omega | \Omega^1, \dots, \Omega^F)$. La classe de l'individu est alors déterminée selon $\text{Arg max}_{\omega_k} \{P(x \in \omega_k | \Omega^1, \dots, \Omega^F)\}$.

Selon le théorème de Bayes :

$$P(x \in \omega | \Omega^1, \dots, \Omega^F) = \frac{P(\Omega^1, \dots, \Omega^F | x \in \omega) P(x \in \omega)}{P(\Omega^1, \dots, \Omega^F)} \quad (3.20)$$

Par conséquent,

$$\text{Arg max}_{\omega_k} \{P(x \in \omega_k | \Omega^1, \dots, \Omega^F)\} = \text{Arg max}_{\omega_k} \left\{ \prod_{i=1}^F P(x \in \omega_k | \Omega^i) \right\} \quad (3.21)$$

Bien que l'indépendance entre les sorties des classifieurs soit une hypothèse forte et difficile à vérifier, la fusion bayésienne naïve est très utilisée dans la pratique car elle donne généralement des résultats efficaces [Langley et al., 1992, Mitchell, 1997, Witten et al., 2005]. Pour utiliser cette méthode, il suffit de disposer des sorties de quelques classifieurs sous forme d'une estimation des probabilités a priori des différentes classes. Dans le cadre de notre application il existe deux classifieurs : classification issue de l'approche locale et celle issue de l'approche globale.

3.3.2 Mise en œuvre de la fusion bayésienne naïve par des RB

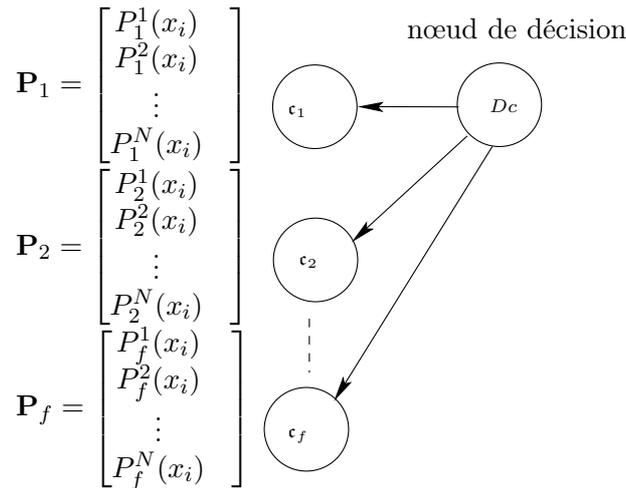


FIG. 3.7 – Réseaux bayésiens naïfs pour la fusion des classifieurs

Les réseaux bayésiens permettent de mettre en œuvre la méthode de fusion bayésienne naïve dans une structure très simple [Leray, 2006]. Cette structure, donnée par la figure 3.7, est appelée réseau bayésien naïf. La classification des événements est réalisée grâce à l'équation 3.21.

3.4 Application des N-TBN pour l'analyse des points singuliers de la voie

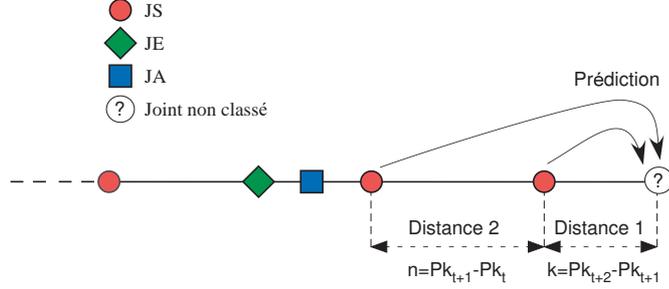


FIG. 3.8 – Principe de la prédiction dans le processus stochastique X

La figure 3.8 est une illustration graphique de l'hypothèse de Markov d'ordre 2 pour la prédictions des joints. Ce graphe souligne que la prédiction du futur est basée sur la connaissance du présent et du passé le plus proche. L'inférence de la nature d'une détection à l'instant $t + 2$ repose alors sur la connaissance des événements aux instants t et $t + 1$. Si la distribution de probabilités conditionnelles de X_{t+2} sachant les états passés est une fonction de X_t et X_{t+1} seuls, alors ;

$$P(X_{t+2} | \mathcal{X}^{t+1}, \mathcal{U}^{t+2}) = P(X_{t+2} | X_{t+1}, X_t, u_{t+1}, u_{t+2}) \quad (3.22)$$

avec :

$$\begin{cases} \mathcal{X}^{t+1} = \{X_0, X_1, \dots, X_{t+1}\} & \text{séquence de joints observée jusqu'à } t \\ \mathcal{U}^{t+2} = \{k, n\} \in [1, \dots, 22] \times [1, \dots, 22] & \text{vecteur d'entrée : } k = Pk_{t+2} - Pk_{t+1}, \\ & n = Pk_{t+1} - Pk_t \end{cases} \quad (3.23)$$

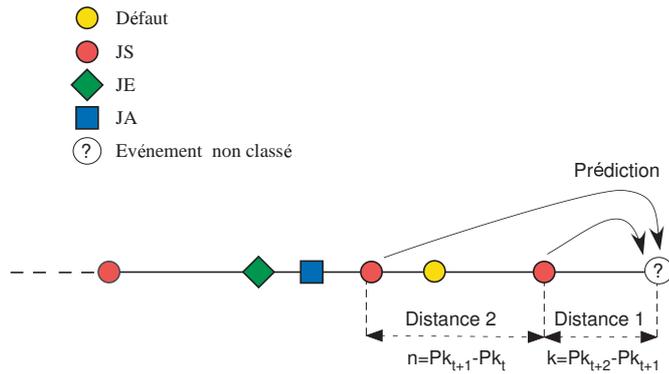


FIG. 3.9 – Principe de la prédiction du modèle 3-TBN

Dans le cas général, si la séquence à étudier contient le motif recherché (joints de rails) entouré de séquences n'ayant aucun rapport (défauts), il faut alors employer deux processus : un pour la séquence recherchée X et un Y pour les autres séquences. Le 3-TBN utilisé pour la prédiction de points singuliers de la voie est donné sur la figure 3.6. Par l'introduction de deux processus

stochastiques dépendants X et Y , ce réseau permet de déterminer la nature d'une détection selon le principe donné par la figure 3.9 : Il s'agit de déterminer à partir des informations concernant les deux derniers joints la nature d'une nouvelle détection, c'est-à-dire, JS ou JE ou JA ou D (classe des défauts). Ainsi, lorsque la voie est parcourue et des événements (joints et défauts) apparaissent, nous n'observons pas la suite des états $\{JS, JE, JA\}$, qui forment un chaîne de Markov. Par contre, nous supposons que chaque état de la sortie émet, indépendamment des autres, une variable x que l'on observe. Dans ce modèle, nous supposons intrinsèquement que les séquences de joints sont dictées par un processus caché X décrivant la structure des voies. Les processus X et Y prennent leurs valeurs dans des ensembles discrets et finis :

$$\begin{cases} val(X) &= \{JS, JE, JA\} \\ val(Y) &= \{JS, JE, JA, D\} \end{cases} \quad (3.24)$$

La distribution de probabilités du processus X est obtenue par inférence suivant l'équation :

$$\begin{aligned} P(X_{t+2} = j|k, n) &= \sum_{i \in val(X)} \sum_{l \in val(X)} P(X_{t+2} = j|X_{t+1} = i, X_t = l, k, n) \cdots \\ &\cdots P(X_{t+1} = i)P(X_t = l) \end{aligned} \quad (3.25)$$

La rétropropagation du temps dans le 3-TBN est effectuée sur deux étapes simultanées : à chaque pas d'itération la distribution de probabilités du nœud X_{t+2} est transmise à X_{t+1} , et celle de X_{t+1} à X_t . La distribution de probabilité de Y_{t+2} est alors obtenue par :

$$P(Y_{t+2}) = P(X_{t+2})\mathcal{M}_{kn} \quad (3.26)$$

avec \mathcal{M}_{kn} la distribution de génération conditionnée par la variable exogène. L'écriture matricielle de cette dernière équation donne :

$$P(Y_{t+2}) = \begin{bmatrix} P(Y_{t+2} = JS) \\ P(Y_{t+2} = JE) \\ P(Y_{t+2} = JA) \\ P(Y_{t+2} = D) \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} P(X_{t+2} = JS) \\ P(X_{t+2} = JE) \\ P(X_{t+2} = JA) \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} g_{11}^{kn} & g_{12}^{kn} & g_{13}^{kn} & g_{14}^{kn} \\ g_{21}^{kn} & g_{22}^{kn} & g_{23}^{kn} & g_{24}^{kn} \\ g_{31}^{kn} & g_{32}^{kn} & g_{33}^{kn} & g_{34}^{kn} \end{bmatrix} \quad (3.27)$$

3.4.1 Apprentissage des paramètres du 3-TBN à partir de la base SIAM

L'objectif de ce paragraphe est d'expliquer la mise en œuvre des méthodes d'apprentissage, présentées précédemment, sur la base SIAM.

3.4. Application des N-TBN pour l'analyse des points singuliers de la voie

Apprentissage de la matrice de transition pour le 3-TBN

Lorsque l'ensemble des distances entre les joints est supposé discret et fini ($val(\mathcal{U}) = [1, \dots, 22]$), le nœud X_{t+2} est caractérisé par 22×22 tables ayant cette forme :

X_t	X_{t+1}	X_{t+2}		
		JS	JE	JA
JS	JS	p_{111}^{kn}	p_{112}^{kn}	p_{113}^{kn}
	JE	p_{121}^{kn}	p_{122}^{kn}	p_{123}^{kn}
	JA	p_{131}^{kn}	p_{132}^{kn}	p_{133}^{kn}
JE	JS	p_{211}^{kn}	p_{212}^{kn}	p_{213}^{kn}
	JE	p_{221}^{kn}	p_{222}^{kn}	p_{223}^{kn}
	JA	p_{231}^{kn}	p_{232}^{kn}	p_{233}^{kn}
JA	JS	p_{311}^{kn}	p_{312}^{kn}	p_{313}^{kn}
	JE	p_{321}^{kn}	p_{322}^{kn}	p_{323}^{kn}
	JA	p_{331}^{kn}	p_{332}^{kn}	p_{333}^{kn}

avec,

$$p_{lij}^{kn} = P(X_{t+2} = j | X_{t+1} = i, X_t = l, u_{t+2} = k, u_{t+1} = n) \quad (3.28)$$

pour tout $\{i, j, l\} \in: \{JS, JE, JA\}^3$.

Les probabilités conditionnelles sont estimées à partir de la base SIAM en utilisant le critère du maximum de vraisemblance. D'après l'équation (3.13) :

$$p_{lij}^{kn} = \frac{Card\{\langle (l, Pk_t), (i, Pk_{t+1}), (j, Pk_{t+2}) \rangle \mid Pk_{t+2} - Pk_{t+1} = k, Pk_{t+1} - Pk_t = n\}}{Card\{\langle (l, Pk_t), (i, Pk_{t+1}) \rangle \mid Pk_{t+2} - Pk_{t+1} = k, Pk_{t+1} - Pk_t = n\}} \quad (3.29)$$

Avec $\langle (l, Pk_t), (i, Pk_{t+1}), (j, Pk_{t+2}) \rangle$ une séquence temporelle de trois joints successifs. Pk_t , Pk_{t+1} et Pk_{t+2} sont les points kilométriques associés à cette succession.

Si seuls les deux derniers événements sont considérés, sachant que chacun peut prendre 3 états, et que les distances considérées sont comprises entre 1m et 22m, nous devons estimer $3^3 \times 22^2$ probabilités conditionnelles soit plus de 13000. Toutefois, ce nombre peut être réduit. En effet,

$$\sum_{j=1}^3 p_{lij}^{kn} = 1 \quad (3.30)$$

$\forall \{i, j\} \in \{1, 2, 3\}^2$ et $\forall \{k, n\} \in [1, \dots, 22]^2$. Les TPC deviennent ainsi,

X_t	X_{t+1}	X_{t+2}		
		JS	JE	JA
JS	JS	p_{111}^{kn}	p_{112}^{kn}	$1 - p_{111}^{kn} - p_{112}^{kn}$
	JE	p_{121}^{kn}	p_{122}^{kn}	$1 - p_{121}^{kn} - p_{122}^{kn}$
	JA	p_{131}^{kn}	p_{132}^{kn}	$1 - p_{131}^{kn} - p_{132}^{kn}$
JE	JS	p_{211}^{kn}	p_{212}^{kn}	$1 - p_{211}^{kn} - p_{212}^{kn}$
	JE	p_{221}^{kn}	p_{222}^{kn}	$1 - p_{221}^{kn} - p_{222}^{kn}$
	JA	p_{231}^{kn}	p_{232}^{kn}	$1 - p_{231}^{kn} - p_{232}^{kn}$
JA	JS	p_{311}^{kn}	p_{312}^{kn}	$1 - p_{311}^{kn} - p_{312}^{kn}$
	JE	p_{321}^{kn}	p_{322}^{kn}	$1 - p_{321}^{kn} - p_{322}^{kn}$
	JA	p_{331}^{kn}	p_{332}^{kn}	$1 - p_{331}^{kn} - p_{332}^{kn}$

Or, comme la fréquence des motifs observés sur les voies ne change pas selon le sens du parcours des rails ; c'est à dire,

$$\frac{\text{Card}\{\langle (l, Pk_t), (i, Pk_{t+1}), (j, Pk_{t+2}) \rangle \mid Pk_{t+2} - Pk_{t+1} = k, Pk_{t+1} - Pk_t = n\}}{\text{Card}\{\langle (l, Pk_t); (i, Pk_{t+1}) \rangle \mid Pk_{t+2} - Pk_{t+1} = k, Pk_{t+1} - Pk_t = n\}} = \frac{\text{Card}\{\langle (j, Pk_{t+2}), (i, Pk_{t+1}), (l, Pk_t) \rangle \mid Pk_{t+1} - Pk_t = n, Pk_{t+2} - Pk_{t+1} = k\}}{\text{Card}\{\langle (i, Pk_{t+1}), (l, Pk_t) \rangle \mid Pk_{t+2} - Pk_{t+1} = k, Pk_{t+1} - Pk_t = n\}} \quad (3.31)$$

ainsi d'après l'équation (3.29) :

$$p_{ij}^{kn} = p_{ji}^{nk} \quad (3.32)$$

Les paramètres p_{ij}^{kn} de la TPC associés aux distances $u_{t+2} = Pk_{t+2} - Pk_{t+1} = n$ et $u_{t+1} = Pk_{t+1} - Pk_t = k$ sont égaux aux probabilités conditionnelles p_{ji}^{nk} de la TPC associée aux distances $u_{t+2} = Pk_{t+2} - Pk_{t+1} = k$ et $u_{t+1} = Pk_{t+1} - Pk_t = n$. Dans ce cas, les TPC sont :

X_t	X_{t+1}	X_{t+2}		
		JS	JE	JA
JS	JS	p_{111}^{kn}	p_{112}^{kn}	$1 - p_{111}^{kn} - p_{112}^{kn}$
	JE	p_{121}^{kn}	p_{122}^{kn}	$1 - p_{121}^{kn} - p_{122}^{kn}$
	JA	p_{131}^{kn}	p_{132}^{kn}	$1 - p_{131}^{kn} - p_{132}^{kn}$
JE	JS	p_{211}^{kn}	p_{212}^{kn}	$1 - p_{211}^{kn} - p_{212}^{kn}$
	JE	p_{221}^{kn}	p_{222}^{kn}	$1 - p_{221}^{kn} - p_{222}^{kn}$
	JA	p_{231}^{kn}	p_{232}^{kn}	$1 - p_{231}^{kn} - p_{232}^{kn}$
JA	JS	$1 - p_{111}^{nk} - p_{112}^{nk}$	$1 - p_{112}^{nk} - p_{212}^{nk}$	$p_{111}^{nk} + p_{212}^{nk} + 2p_{112}^{nk} - 1$
	JE	$1 - p_{121}^{nk} - p_{122}^{nk}$	$1 - p_{122}^{nk} - p_{222}^{nk}$	$p_{121}^{nk} + p_{222}^{nk} + 2p_{122}^{nk} - 1$
	JA	$1 - p_{131}^{nk} - p_{132}^{nk}$	$1 - p_{132}^{nk} - p_{232}^{nk}$	$p_{131}^{nk} + p_{232}^{nk} + 2p_{132}^{nk} - 1$

Dans le cas où les distances sont continues, la TPC du nœud X_{t+2} a la forme suivante :

X_t	X_{t+1}	X_{t+2}		
		JS	JE	JA
JS	JS	$f_{111}(d_1, d_2)$	$f_{112}(d_1, d_2)$	$1 - f_{111}(d_1, d_2) - f_{112}(d_1, d_2)$
	JE	$f_{121}(d_1, d_2)$	$f_{122}(d_1, d_2)$	$1 - f_{121}(d_1, d_2) - f_{122}(d_1, d_2)$
	JA	$f_{131}(d_1, d_2)$	$f_{132}(d_1, d_2)$	$1 - f_{131}(d_1, d_2) - f_{132}(d_1, d_2)$
JE	JS	$f_{211}(d_1, d_2)$	$f_{212}(d_1, d_2)$	$1 - f_{211}(d_1, d_2) - f_{212}(d_1, d_2)$
	JE	$f_{221}(d_1, d_2)$	$f_{222}(d_1, d_2)$	$1 - f_{221}(d_1, d_2) - f_{222}(d_1, d_2)$
	JA	$f_{231}(d_1, d_2)$	$f_{232}(d_1, d_2)$	$1 - f_{231}(d_1, d_2) - f_{232}(d_1, d_2)$
JA	JS	$1 - f_{111}(d_1, d_2) - f_{112}(d_1, d_2)$	$1 - f_{211}(d_1, d_2) - f_{212}(d_1, d_2)$	$1 - f_{111}(d_1, d_2) + f_{212}(d_1, d_2) + 2f_{112}(d_1, d_2)$
	JE	$1 - f_{121}(d_1, d_2) - f_{122}(d_1, d_2)$	$1 - f_{221}(d_1, d_2) - f_{222}(d_1, d_2)$	$1 - f_{121}(d_1, d_2) + f_{222}(d_1, d_2) + 2f_{122}(d_1, d_2)$
	JA	$1 - f_{131}(d_1, d_2) - f_{132}(d_1, d_2)$	$1 - f_{231}(d_1, d_2) - f_{232}(d_1, d_2)$	$1 - f_{131}(d_1, d_2) + f_{232}(d_1, d_2) + 2f_{132}(d_1, d_2)$

3.4. Application des N-TBN pour l'analyse des points singuliers de la voie

où,

$$f_{lij}(d_1, d_2, \theta) = \sum_{n=1}^N \alpha_n \mathcal{N}(\mathbf{m}_n, \Sigma_n) \quad (3.33)$$

avec,

$$\mathcal{N}(\mathbf{m}_n, \Sigma_n) = \frac{1}{2\pi |\Sigma_n|^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{d} - \mathbf{m}_n)^T \Sigma_n^{-1} (\mathbf{d} - \mathbf{m}_n)\right) \quad (3.34)$$

où ;

$$\begin{cases} |\Sigma_n| & \text{est le déterminant de la matrice de covariance } \Sigma_n \\ \mathbf{d} = (d_1, d_2) & \text{vecteur contenant les distances } d_1 \text{ et } d_2 \\ \theta = (\alpha_n, \mathbf{m}_n, \Sigma_n) & \text{vecteur des paramètres à estimer} \end{cases}$$

Pour illustration, les figures 3.10 et 3.11 montrent l'exemple du mélange gaussien obtenu pour la fonction $f_{111}(d_1, d_2)$.

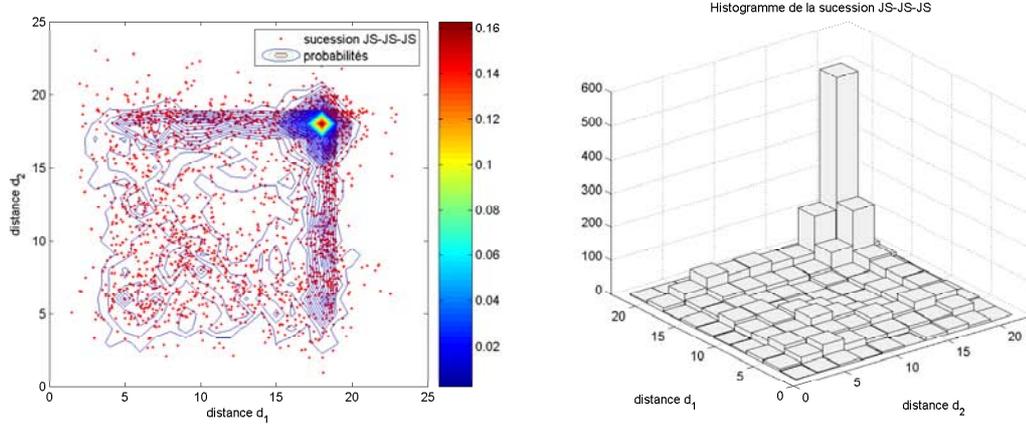


FIG. 3.10 – Succession JS-JS-JS : probabilité (à gauche) histogramme (à droite)

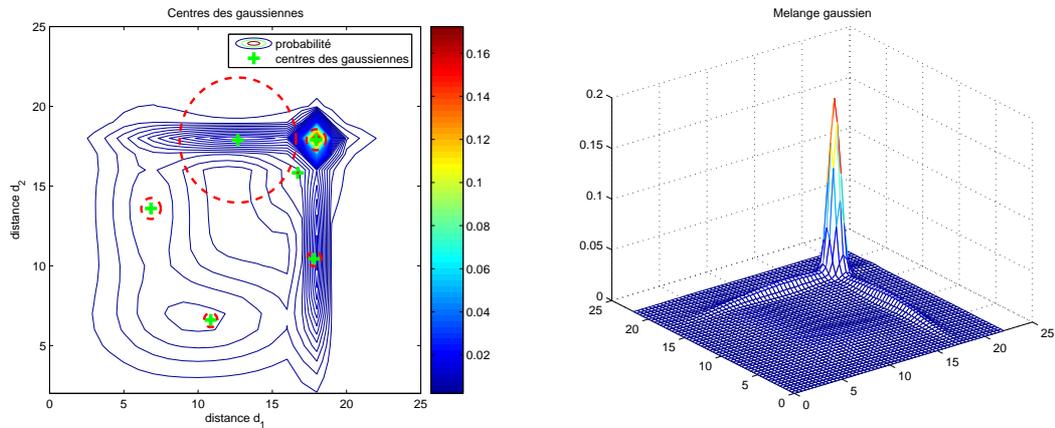


FIG. 3.11 – Mélange gaussien pour la succession JS-JS-JS

Apprentissage de la distribution de génération

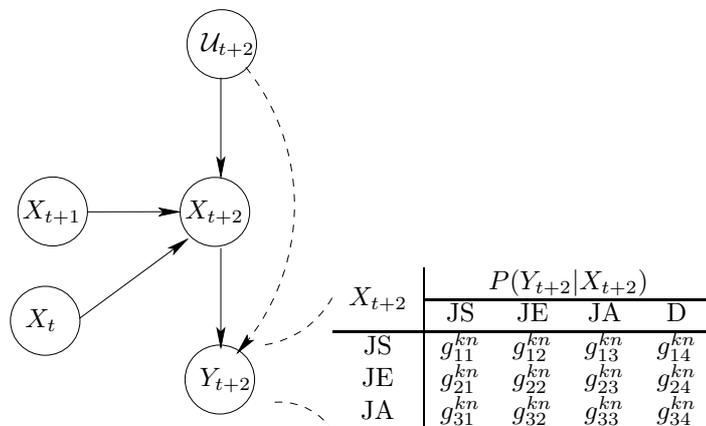


FIG. 3.12 – La distribution de génération

La TPC de Y_{t+1} est interprétée comme une matrice de confusion entre la nature exacte des événements et les prédictions faites au niveau du processus X . Nous devons remarquer que les probabilités de génération sont conditionnées par les valeurs de la variable exogène, puisque la confusion entre les vraies valeurs des événements et celles estimées dépend des distances de séparation des points singuliers. Le nœud Y_{t+2} sera alors caractérisé par une famille de 22×22 TPC de dimension 3×4 (figure 3.12). Les paramètres de ces matrices sont apprises par l'algorithme de Baum-Welch [Baum et Eagon, 1967, Baum et al., 1970, Baum, 1972].

3.4.2 Résultats des 3-TBN sur la base SIAM

L'application du 3-TBN de la figure 3.6 sur la base SIAM donne les résultats suivants :

TAB. 3.1 – Matrice de confusion du 3-TBN

classification			
Nature du joint	JS	JE	JA
JS	97.4%	2.6%	0%
JE	50.6%	49.2%	0.2%
JA	40.2%	57.1%	2.8%

La règle de décision utilisée pour déterminer la classe de d'une détection donnée est la règle du maximum traduite par l'équation :

$$\text{Arg} \max_{\{JS, JE, JA\}} \{[P(x = JS), P(x = JE), P(x = JA)]\} \quad (3.35)$$

La comparaison des résultats fournis par le réseau bayésien dynamique à trois tranches de temps et celui à deux tranches de temps (Table 2.3) montre que l'augmentation de l'ordre du réseau probabiliste a permis de déceler quelques joints d'appareils. Cependant, le taux des bonnes détections de cette classe reste toujours très insatisfaisant. Nous pouvons donc conclure que

3.4. Application des N-TBN pour l'analyse des points singuliers de la voie

l'augmentation de l'ordre du TBN n'a pas permis d'améliorer la reconnaissance des motifs, en particulier ceux correspondant aux joints d'appareil. Une augmentation supplémentaire de l'ordre serait peut être utile. En revanche, cette nouvelle augmentation engendrait une explosion exponentielle du nombre de paramètres à estimer. Par exemple, l'utilisation d'un réseau bayésien à 4 tranches de temps nécessite l'apprentissage de $3^4 \times 22^3$ soit plus de 862000 probabilités de transition. Ceci rend l'utilisation des N-TBN d'ordre supérieur à 3 difficile, vue la taille et les particularités de notre jeu de données.

Grâce à la flexibilité de l'outil choisi dans cette étude (les RBD), une autre voie a été étudiée pour remédier aux problèmes rencontrés lors de l'application des 3-TBN à notre jeu de données. En effet, nous montrons dans la suite que l'introduction d'un nouveau réseau bayésien, lié à la détection de la classe JA et collaborant avec le 3-TBN déjà développé, permet d'améliorer nettement les résultats.

3.4.3 Utilisation des RB collaboratifs pour l'analyse des séquences de joints



FIG. 3.13 – Schéma d'un cœur d'aiguillage

La figure 3.13 présente le schéma général d'un cœur d'aiguillage, caractérisé par deux joints d'appareil encadrés de deux soudures. La quasi-totalité des JA peut être caractérisée par un nombre limité de sous motifs d'ordre 4. L'analyse de la base SIAM a révélé que ces derniers sont caractérisés par 3 trois distances de succession $\{u_{t+1}, u_{t+2}, u_{t+3}\}$ avec :

$$\begin{cases} u_{t+1} \in \{3m, 4m\} \\ u_{t+2} = 5m \\ u_{t+3} \in \{3m, 4m\} \end{cases} \quad (3.36)$$

Afin de tenir compte de ces connaissances sur la structure des voies ferrées, nous avons construit un nouveau RBD à quatre tranches de temps (4-TBN) qui sert uniquement à la distinction de la classe des JA et évoluant en parallèle avec le 3-TBN précédemment développé. Le réseau résultant est appelé RB collaboratif (Figure 3.14). Le 4-TBN comporte 4 nœuds représentant une seule variable aléatoire Q à quatre instants successifs. Ce réseau recherche l'existence de motifs répondants aux critères décrits par l'équation 3.36 à valeurs dans un espace fini $val(Q) = \{\overline{JA}, JA\}$. L'ensemble des valeurs de la variable exogène est donnée par :

$$val(\mathcal{U}_{t+3}^2) = \{u_{t+1}, u_{t+2}, u_{t+3}\} \quad (3.37)$$

La prise de décision dans le nœud Df (pour décision finale) entre les deux réseaux collaboratifs est effectuée selon la table de décision suivante :

Y_{t+3}^1	Y_{t+3}^2	Df
JS	JS	JS
	JE	JS
	JA	JA
	D	JS
JE	JS	JE
	JE	JE
	JA	JA
	D	JE
JA	JS	JA
	JE	JA
	JA	JA
	D	JA

Les résultats du réseau bayésien complet sur la base SIAM sont résumés dans le tableau 3.2. D'après ces résultats, l'ajout du modèle de détection de joints d'appareils a amélioré de façon significative les résultats de la détection JA, mettant à profit leur structure unique et bien identifiable. En effet, le taux de bonnes détections augmente de 2.8% pour le 3-TBN seul à 78.5% pour le réseau bayésien collaboratif.

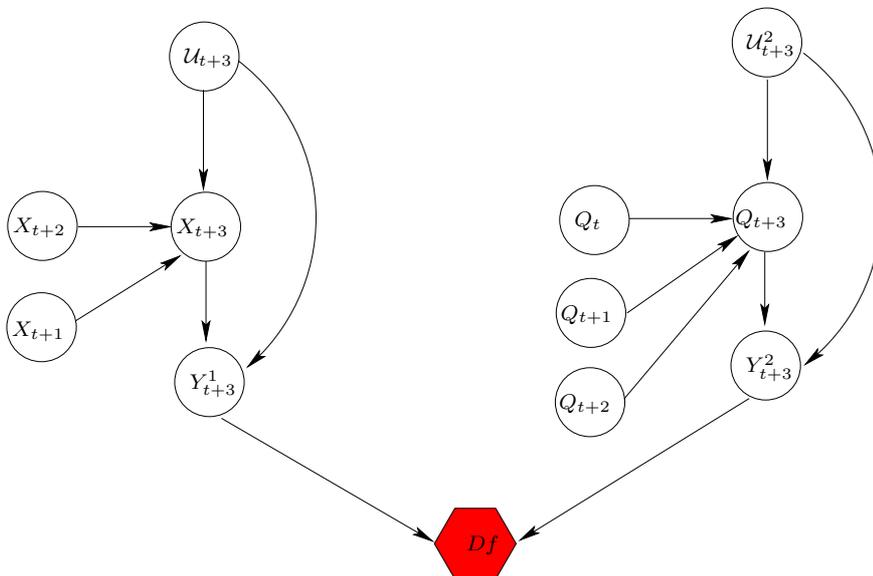


FIG. 3.14 – RB collaboratif pour la classification de défauts de rails

La procédure de mise en œuvre des modèles probabilistes pour la classification des joints étant maintenant présentée, le paragraphe suivant introduit la méthode d'insertion de défauts de rail dans la base de données (ne contenant initialement que des informations sur les points singuliers).

TAB. 3.2 – Matrice de confusion du RB collaboratif

Nature du joint	classification		
	JS	JE	JA
JS	97.4%	2.6%	0%
JE	45.8%	53.7%	0.5%
JA	10.4%	11.1%	78.5%

3.5 Méthodes d'insertion de défauts dans SIAM

Pour mettre au point le système de fusion entre les deux sources (approche locale + approche globale), il est nécessaire de disposer d'un ensemble d'individus pour lequel les sorties des deux sources d'informations sont disponibles et pour lequel les véritables sources d'informations sont connues. Ce dernier est appelé ensemble test et nous permet d'évaluer les performances de la méthode de fusion. Cependant, la base SIAM, telle qu'elle a été fournie par la RATP, ne contient pas d'informations sur les véritables défauts recherchés. Elle recense uniquement les informations concernant la succession des joints sur la voie. Il est alors indispensable de fournir un ensemble qui contienne à la fois les défauts et les joints de rails pour tester les méthodes de fusion et en tirer des conclusions significatives. Les bases de données construites pour l'évaluation du capteur ont été constituées à l'aide d'enregistrements collectés sur site, mais dont seulement certaines parties ont été retenues (celles présentant de mauvais états du rail, ou celles situées à l'aplomb de points singuliers du rail). En réalité, aucune relation spatiale n'existe entre les observations de ces bases dont les points kilométriques ont été ignorés. Sur ce constat, nous avons décidé d'insérer les défauts de façon artificielle en se basant sur des études statistiques effectuées par la RATP permettant la spécification de la loi de dégradation des rails. Il s'agit de faire un tirage aléatoire selon la connaissance de quelques paramètres décrivant la loi de dégradation du rail.

Loi d'insertion de défauts dans la base SIAM

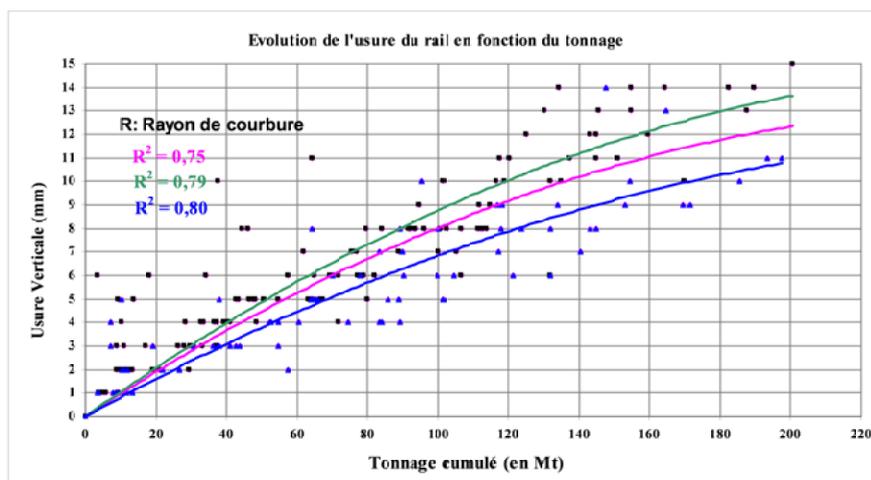


FIG. 3.15 – Variation de l'usure du rail en fonction du tonnage cumulé et du rayon de courbure

L'apparition de défauts dépend réellement de plusieurs facteurs. En se basant sur les études réalisées par la RATP (Exemple : voir figure 3.15), nous avons pu constater que la dégradation d'un rail dépend essentiellement du tonnage cumulé et du rayon de courbure du rail. Toutefois, la mise en œuvre d'une loi de dégradation intégrant simultanément ces deux paramètres est extrêmement ardue et nécessite des travaux de recherche très importants. De plus, plusieurs modes de dégradation coexistent (fatigue, usure...). Ceci nous a amené donc à choisir, tout en assurant une cohérence vis à vis des résultats statistiques, de ne considérer que le tonnage cumulé.

Par ailleurs, les variations de type d'exploitation des trains étant peu nombreuses sur une zone donnée, le tonnage cumulé peut être assimilé à une fonction quasi-linéaire de l'âge de rail. Ainsi, les informations sur le tonnage cumulé peuvent être transposées directement aux informations sur l'âge des rails. Cette identification permet alors d'utiliser directement les âges des portions de rails comme paramètres de la loi de probabilité d'apparition de défauts.

Grâce à des études antérieures [Portefaix, 1981], la loi d'apparition de défauts est approximée par une loi de Weibull de paramètres strictement positifs α (paramètre d'échelle) et β (paramètre de forme).

$$f_G(t) = \begin{cases} \frac{\beta}{\alpha} \left(\frac{t}{\alpha}\right)^{\beta-1} \exp\left\{-\left(\frac{t}{\alpha}\right)^\beta\right\} & \text{si } t \geq 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.38)$$

La probabilité d'occurrence d'un défaut est donnée par la fonction de répartition de la loi de Weibull :

$$F(x) = P(G \leq g) = \begin{cases} \int_0^g \frac{\beta}{\alpha} \left(\frac{t}{\alpha}\right)^{\beta-1} \exp\left\{-\left(\frac{t}{\alpha}\right)^\beta\right\} dt & \text{si } t \geq 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.39)$$

Afin de simuler des défauts suivant cette loi de Weibull, il est nécessaire de choisir les paramètres α et β de la loi de Weibull. Les valeurs adoptées pour l'exploitation du modèle sont [Portefaix, 1981] :

$$\begin{cases} \alpha = 80 \\ \beta = 3 \end{cases} \quad (3.40)$$

Il faut toutefois noter que cette loi n'intervient que pour calculer la probabilité de défauts sur une portion de rail en connaissant son âge. Connaissant les âges de rails un tirage aléatoire peut être effectué pour insérer les défauts.

La base de donnée obtenue, après insertion des défauts grâce au processus que nous venons de décrire, sera nommée *SIAM2* dans la suite de ce rapport. *SIAM2* est alors constituée des classes {JS,JE,JA,D} (D pour défaut) et elle sera utilisée dans la suite de ce mémoire, pour l'évaluation finale des méthodes.

Loi de variation d'âge des rails

Dans le paragraphe précédent, il a été indiqué que la procédure d'insertion des défauts dans la base *SIAM2* est réalisée d'une façon probabiliste selon une loi de Weibull de paramètres connus. Cette dernière sert à calculer la probabilité d'apparition de défauts connaissant l'âge de la portion de rail. Un défaut sera inséré dans un point kilométrique particulier selon un tirage aléatoire selon le modèle de Weibull [Portefaix, 1981] . Ainsi, la connaissance des âges des portions de rails est indispensable pour l'aboutissement de la méthode. Cependant, nous ne disposons pas de données

3.6. Application des RB pour la fusion des approches locale et globale

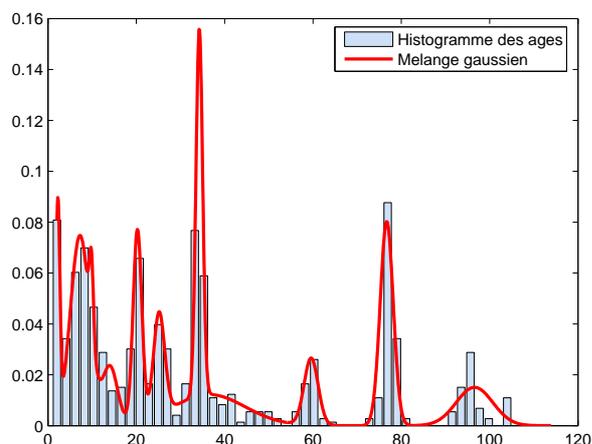


FIG. 3.16 – Estimation de l'historgramme des âges par mélange gaussien

précises sur l'âge de chaque portion de rail. Nous avons seulement quelques statistiques qui nous permettent d'établir l'historgramme des âges de rails sur le réseau métro en entier. Afin de pallier à ce problème, nous proposons de déterminer l'ensemble des âges des rails selon un tirage aléatoire par rapport à une loi de probabilité. Pour y parvenir, nous proposons d'approximer l'historgramme des âges par une loi de probabilité. L'algorithme de maximisation de vraisemblance EM est utilisé pour l'approximation de cette loi par un mélange gaussien. Les résultats de cette procédure sont donnés sur la figure 3.16.

3.6 Application des RB pour la fusion des approches locale et globale

Nous avons évoqué dans le chapitre 1 notre motivation pour l'utilisation des méthodes hybrides pour le diagnostic des défauts. Jusqu'à présent nous avons élaboré un modèle probabiliste qui se base sur la formalisation des connaissances a priori et qui sert à diagnostiquer des défauts de rails. Nous entamons dans cette dernière partie la fusion entre ce modèle et l'approche existante (approche locale).

Afin de valider l'apport de l'approche globale pour l'amélioration de la qualité du diagnostic et d'analyser le comportement des différentes méthodes de fusion, les résultats de classification donnés par le capteur à courants de Foucault sont nécessaires. Compte tenu de la remarque faite au paragraphe précédent sur la non existence de base de données référencées aux points kilométriques, l'injection de défauts est faite aléatoirement selon les lois détaillées au paragraphe 3.5. La réponse du capteur et de son classifieur associé sera également simulée en tenant compte des matrices de confusion réellement constatées [Bentoumi, 2004]. Celle-ci sera en réalité la sortie d'un réseau de neurones à 1 couche et 4 neurones à fonction d'activation radiale. Ainsi, le capteur virtuel, lors de son passage sur un point singulier de la voie, génère un vecteur forme (distribution de probabilité selon les quatre classes) en utilisant la densité de sa classe.

Le réseau bayésien de la figure 3.17 a été utilisé pour fusionner les résultats issus de la décision locale et ceux issus de la décision globale. Les résultats de cette fusion sont donnés par la figure

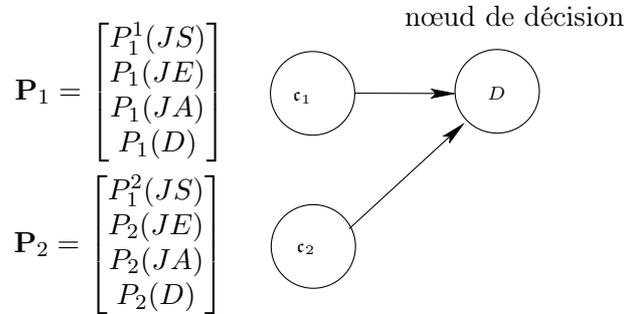


FIG. 3.17 – RB pour la fusion des approches globale et locale

3.18. Nous devons noter que les résultats de fusion sont spécifiques à une seule ligne du réseau (la ligne 7); et que pour s'assurer des analyses significatives des performances de l'approche proposée pour la fusion, une simulation par une méthode de Monte Carlo a été mise en œuvre. Autrement dit, pour différents tirages aléatoires selon le modèle de Weibull décrit précédemment pour l'insertion de Weibull de [Portefaix, 1981] (plus précisément 900 tirages); et pour chacun de ces tirages un taux de bonne classification est calculé. Les résultats affichés sur la figure correspondent donc aux taux de bonnes détections pour chaque tirage.

Par ailleurs, afin d'étudier l'impact de la procédure d'insertion de défauts sur les performances de la fusion, nous avons tracé sur cette figure la variation du taux de bonnes détections des défauts en fonction du tirage aléatoire effectué pour insérer les défauts. Nous observons que le taux de bonnes détections des défauts est sensiblement constant. Ainsi, l'hypothèse déjà annoncée sur la robustesse des résultats de fusion vis à vis la variation du taux d'insertion de défauts est vérifiée. Grâce à la méthode hybride, fusionnant l'approche globale et locale (fusion entre l'IO-HMM général, IO-HMM spécialisé(JA) et réseaux de neurones), proposée dans ces travaux de recherche, les résultats intrinsèques du capteur à courants de Foucault ont été améliorés de près de 13 points.

3.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons expliqué la démarche qui nous a amené à répondre aux objectifs scientifiques et industriels fixés pour la première partie de nos travaux. Il s'agit de développer une approche hybride de diagnostic se reposant sur la combinaison d'une approche locale (mesures issues d'un capteur à courant de Foucault) et d'une approche globale (formalisation de connaissances sur la structure des rails). L'approche proposée pour le développement d'un système de diagnostic est donc partagée en deux grandes parties : Modélisation de la structure des rails sous

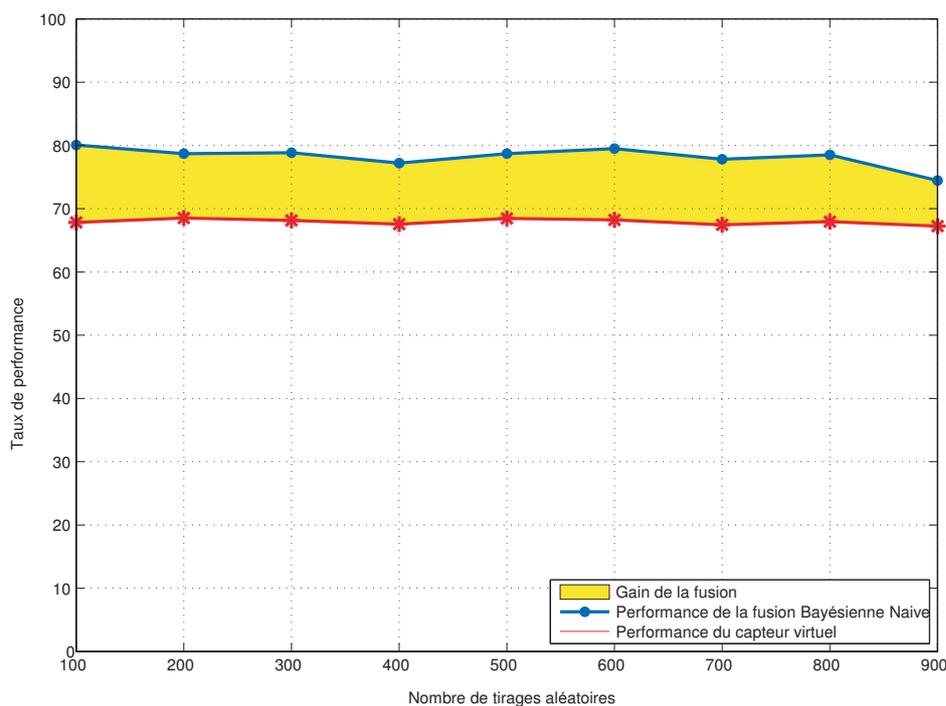


FIG. 3.18 – Résultats de la fusion des approches globale et locale par RB

forme de séquences temporelles, fusion des décisions.

La première partie de ce chapitre a été consacrée au développement d'une approche probabiliste décrivant les successions de joints de rails à l'aide des modèles probabilistes. Dans ce cadre, nous avons proposé une généralisation du concept des réseaux bayésiens à 2-Tranches de temps que nous avons appelé N-TBN. Les 2-TBN et les 3-TBN ont été appliqué à notre problématique, mais leurs résultats étaient insuffisants à cause de la nature très spécifique de notre jeu de données. Profitant de la flexibilité des réseaux bayésiens, nous avons pu améliorer notre modèle en utilisant les réseaux bayésiens collaboratifs. Il s'agit de combiner les 3-TBN, développés dans un premier temps, avec un RB réservé à la détection de la classe sous représentée dans le jeu de données (les JA). Cette procédure a été testée par simulation sur les données et a été retenue grâce à son efficacité (+13 points de bonnes détections sur les 4 classes).

La procédure de diagnostic étant améliorée, nous entamons dans le chapitre suivant la deuxième phase de nos travaux : l'optimisation de la maintenance conditionnelle en se basant sur les résultats du processus de diagnostic.

4

Proposition d'une Approche pour l'Optimisation de la Maintenance Conditionnelle des Systèmes à N-Composants

Sommaire

4.1	Introduction	89
4.2	Présentation générale de l'approche	89
4.2.1	La maintenance conditionnelle pour les systèmes à n-composants	89
4.2.2	Phases de la méthodologie proposée	90
4.2.3	Exemple académique pour l'illustration de la faisabilité de l'approche proposée	90
4.3	Formulation du problème de la maintenance conditionnelle	92
4.3.1	Problème des décisions séquentielles en maintenance	93
4.3.2	Modélisation des états d'un système et des actions de maintenance	93
4.3.3	Modélisation des récompenses	95
4.3.4	Stratégie de maintenance	96
4.3.5	Critères de performance	97
4.3.6	Processus décisionnels de Markov pour l'optimisation des stratégies de maintenance	97
4.4	Modélisation de la dégradation des systèmes à N-composants	99
4.4.1	Modélisation des états d'un système à partir des états de ses composants	100
4.4.2	Modèle de défaillance des composants à taux de défaillance constants	100
4.4.3	Dégradation des composants à taux de défaillance variables au cours du temps	101
4.4.4	Modélisation des dépendances fonctionnelles entre les composants	103
4.4.5	Mise en œuvre du modèle de dégradation sur l'exemple étudié	104
4.5	Modèles de décision pour les systèmes à N-composants	105
4.5.1	Formalisation de l'espace d'actions d'un système à partir des actions élémentaires de ses composants	106
4.5.2	Processus décisionnels factorisés	107

4.5.3	Diagramme d'influence pour le modèle de décision	108
4.5.4	Mise en œuvre du modèle de décision sur l'exemple étudié	109
4.6	Application à l'optimisation de la maintenance conditionnelle des rails	115
4.6.1	Note d'intégrité pour la description des états de rails	116
4.6.2	Modèle de dégradation de rails	116
4.6.3	Élaboration du modèle de décision	118
4.7	Conclusion	122

4.1 Introduction

L'approche de diagnostic développée dans le cadre de ces travaux de recherche est insuffisante pour mener à bien la maintenance de l'organe considéré (ici le rail). Il importe de coupler au diagnostic, un processus d'aide à la décision. Cet autre processus clé repose sur l'analyse des conséquences des défauts et définit la meilleure décision de réparation ou de remise à niveau compte tenu d'un critère donné [Martorell et al., 1999]. L'ensemble d'activités et d'outils permet de choisir les meilleures stratégies selon des critères prédéfinis [Rao, 1996]. Ce sous processus fait l'objet de la deuxième phase de nos travaux en cohérence avec la démarche générale de notre proposition décrite dans le premier chapitre.

La démarche proposée commence par une formulation théorique du problème de décision en maintenance. Cette première partie explique les relations formelles entre les différentes entités intervenant dans la prise de décision. Après la formulation du problème, nous présentons la méthode que nous avons adoptée pour modéliser la dégradation d'un système à n-composants de manière factorisée. Ensuite, nous expliquons la procédure de construction du modèle de décision à partir du modèle de dégradation, des actions et des coûts de maintenance. Chaque phase de notre démarche est illustrée par un exemple afin de mieux comprendre notre proposition. La dernière partie de ce chapitre est consacrée à la mise en œuvre de notre proposition dans le cadre ferroviaire.

4.2 Présentation générale de l'approche

4.2.1 La maintenance conditionnelle pour les systèmes à n-composants

Dans le chapitre 1, nous avons montré que la maintenance conditionnelle, forme particulière de la maintenance préventive, est bien adaptée à notre contexte industriel puisqu'elle permet aux exploitants ferroviaires de disposer de nouvelles formes de maintenance maîtrisant à la fois la sécurité et la disponibilité des installations pour un moindre coût. Cependant, la mise en œuvre d'une telle politique nécessite une vision globale du système où chaque composant est considéré dans son contexte. L'optimisation des stratégies de maintenance ne doit pas ainsi se limiter à la seule vision du composant siège de la défaillance, mais à l'étude du système dans sa globalité. Visant à améliorer la performance globale du système, notre proposition consiste à mettre en œuvre une méthode générique pour optimiser les actions de maintenance d'un système à partir de tous ses états. Autrement dit, le rôle du processus d'aide à la décision est de fournir pour chaque état du système global, déduit de la combinaison des états isolés des composants, la meilleure action de maintenance. Dans notre proposition, les actions de maintenance sont donc conditionnées par les états du système ; c'est à dire, le passage d'un système aux performances considérées comme acceptables vers un système aux performances non acceptables. Ceci constitue la condition de l'élaboration de la maintenance conditionnelle. Pour chacun des états du système, nous proposons d'associer une mesure de performance au niveau système qui se quantifie sous la forme d'un critère cumulatif intégrant les coûts directs et indirects. Le processus d'aide à la décision sert à allouer pour chaque état du système global, l'action la plus adéquate pour maximiser les performances du système global mesurées par le critère cumulatif. Cependant, afin d'intégrer une incertitude au niveau du choix des actions, par exemple à cause d'une disponibilité incertaine de l'équipe de maintenance à un instant donné, le processus d'aide à la décision doit fournir pour chaque état du système une distribution de probabilité décrivant les transitions du système vers tous ces états en fonction des actions de maintenance.

4.2.2 Phases de la méthodologie proposée

La méthodologie préconisée dans ces travaux de recherche pour la modélisation du processus d'aide à la décision, contribuant à l'optimisation de la maintenance conditionnelle, définit dans un premier temps les mécanismes de construction du modèle de décision. Dans notre proposition, ce modèle de décision résulte d'une combinaison des modèles probabilistes de dégradation et des méthodes d'aide à la décision. La méthodologie se décline en (Figure 4.1) :

1. Formalisation théorique du problème de décision en maintenance en un problème de décisions séquentielles : cette étape vise à expliquer notre démarche théorique pour résoudre le problème d'optimisation de la maintenance à travers la description des interactions entre les différentes entités intervenant dans le processus d'aide à la décision. L'optimisation de maintenance est vue comme un problème de décisions séquentielles. Dans un cadre général, la résolution de ce type de problème nécessite une formulation théorique de ces différentes grandeurs :
 - les processus de dégradation des composants (modèles stochastiques) ;
 - les actions de maintenance et leurs impacts sur la dégradation des composants ;
 - les critères de performance en se basant sur la notion des récompenses ;

En s'appuyant sur ces différentes grandeurs, des algorithmes d'optimisation, sont utilisés pour calculer la meilleure stratégie.

2. Elaboration du modèle de dégradation : après la formalisation théorique du problème d'optimisation de la maintenance conditionnelle dans un cadre général et l'identification des différentes grandeurs intervenant dans cette formalisation, nous introduisons ensuite les systèmes à n-composants. Ceci commence par la modélisation de la dégradation de ces systèmes à partir des modèles de dégradation des composants isolés tout en tenant compte des dépendances fonctionnelles entre ces derniers. Le but de cette étape est de fournir un cadre de modélisation simple à base de réseaux bayésiens dynamiques pour suivre la dégradation d'un système à n-composants d'une manière factorisée. L'enjeu de cette phase est de résoudre une problématique majeure, très souvent rencontrée dans la littérature dans le domaine de l'optimisation de la maintenance des systèmes à n-composants [Marquez et Heguedas, 2002] et qui concerne l'explosion combinatoire de l'espace des états.
3. Elaboration du modèle de décision : dans cette étape, nous expliquons le processus de construction proposé du modèle de décision à partir du modèle de dégradation développé dans la phase précédente.

4.2.3 Exemple académique pour l'illustration de la faisabilité de l'approche proposée

La méthodologie proposée dans ce chapitre est une approche générique qui peut être appliquée dans plusieurs domaines. Cependant, dans le cas particulier de rails, sa mise œuvre ne met pas en évidence toutes ses phases. Ainsi, un exemple pédagogique, pour l'illustration de notre proposition, est décliné tout au long de la description des phases de l'approche. Néanmoins, l'application sur la maintenance des rails est traitée à la fin du chapitre.

4.2. Présentation générale de l'approche

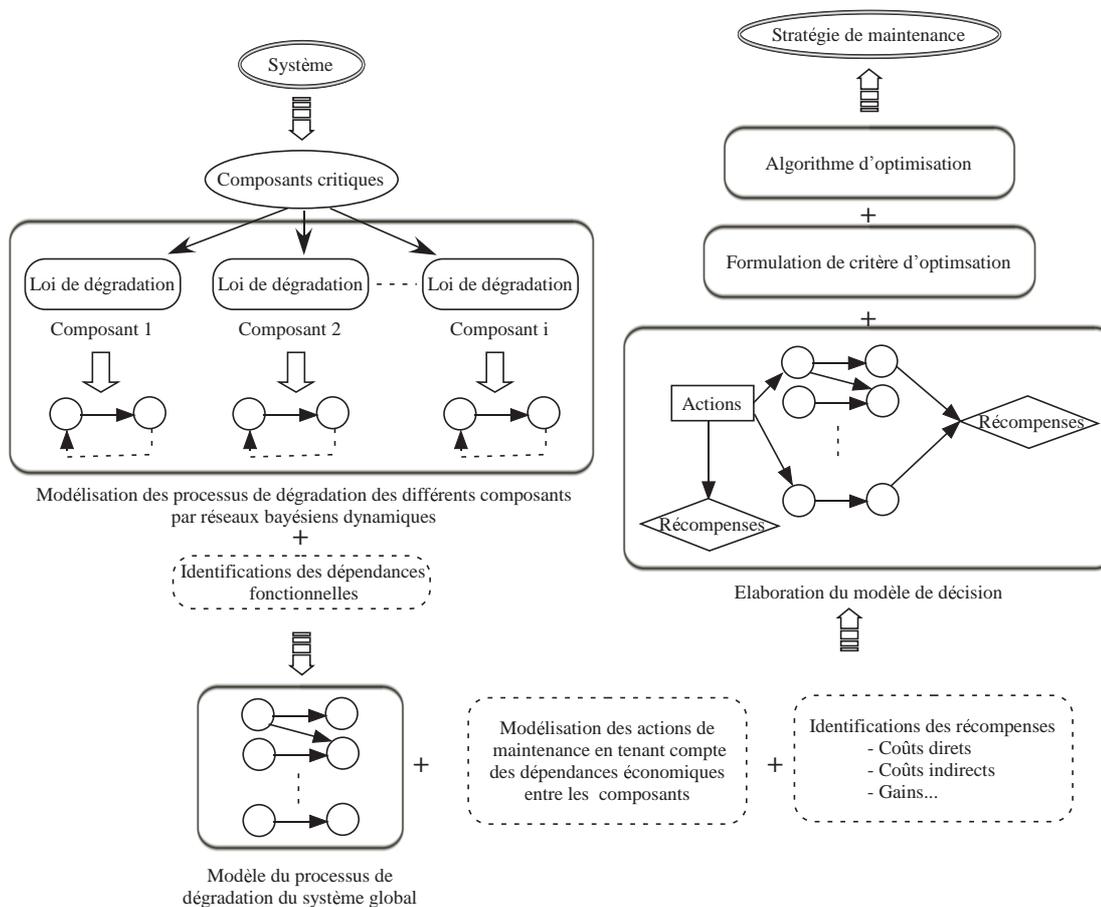


FIG. 4.1 – Les différentes phases de l'approche proposée pour l'optimisation de la maintenance

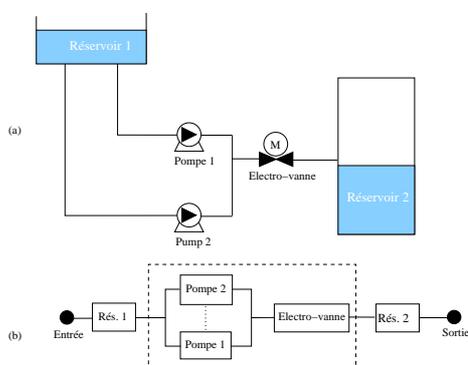


FIG. 4.2 – (a) Exemple de système à n-composants (b) Diagramme de fiabilité

La figure 4.2(a) illustre l'exemple du système académique traité. Ce système est composé de 2 réservoirs, deux pompes en redondance active, et une electro-vanne. En fonctionnement normal, les deux pompes fonctionnent simultanément à 50% de leurs régimes nominaux afin de maintenir un niveau constant dans le réservoir. La vanne sert à réguler le débit. Cependant, dès que l'une de deux pompes défaille, la deuxième est sollicitée davantage afin d'assurer le bon fonctionnement du système global en augmentant le régime nominal de son fonctionnement. Dans ce cas de figure, la pompe, sollicitée davantage, se dégrade plus rapidement. Les processus de dégradations des deux pompes sont alors fonctionnellement dépendants.

Nous supposons que les défaillances des composants d'un système suivent des lois géométriques de paramètres différents. Le diagramme de fiabilité qui modélise cette situation est donné sur la figure 4.2(b). La dépendance fonctionnelle entre les deux pompes, décrite précédemment, est illustrée par un trait interrompu. Par rapport à cet exemple, nous nous intéressons uniquement au sous-système constitué des deux pompes et de l'electro-vanne.

Dans cet exemple, les actions de maintenance sont supposées parfaites et instantanées . Autrement dit, après une intervention de maintenance, le composant maintenu revient instantanément à son état neuf. L'objectif du processus d'aide à la décision est d'assister l'opérateur à prendre la meilleure décision sur un horizon temporel étendu en lui fournissant la stratégie de maintenance optimale se basant sur les actions suivantes :

- (1) ne rien faire
- (2) réparer pompe 1
- (3) réparer pompe 2
- (4) réparer pompe 1 & pompe 2
- (5) réparer électro-vanne

L'action (4) est particulière puisqu'elle regroupe deux actions de maintenance élémentaires : c'est une action de maintenance opportuniste [Dekker et al., 1997]. Ce type d'action a été introduit volontairement dans l'exemple étudié afin d'illustrer l'aptitude de notre proposition pour intégrer la notion de la maintenance opportuniste dans le critère d'optimisation.

Dans un cadre plus général, le choix des actions de maintenance opportunistes nécessite une étude préalable intégrant des critères de groupement tels que ;

- Économique ;
- Géographique ;
- Soutien Logistique Intégré (SLI) : Disponibilité de la main d'œuvre, disponibilité des pièces de rechange, transport...

La spécification de ces critères sort du cadre de ces travaux de thèse. Nous n'irons pas à ce niveau de détail.

4.3 Formulation du problème de la maintenance conditionnelle

L'optimisation des stratégies de maintenance est considérée comme un problème complexe. En effet, lorsqu'un système se détériore ou défaille, l'opérateur doit choisir l'action de mainte-

4.3. Formulation du problème de la maintenance conditionnelle

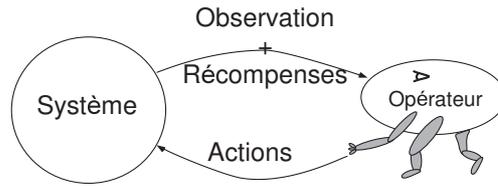


FIG. 4.3 – Interaction de l’opérateur avec son environnement

nance, parmi un ensemble prédéfini, la plus adéquate pour minimiser les coûts de maintenance sur un horizon de temps étendu. Plus précisément, à partir des perceptions faites au sein d’un environnement, l’opérateur cherche, au travers des expériences itérées, à trouver un comportement décisionnel optimal (voir figure 4.3).

La stratégie la plus simple est certainement de choisir l’action qui maximise la fonction d’utilité (espérance de coûts) à chaque transition. Mais, selon le principe d’optimalité de Bellman [Bellman, 1957], la somme cumulative des coûts n’est pas nécessairement optimale. Par conséquent, l’opérateur doit suivre une stratégie prédéfinie pour assurer le maximum des gains sur un horizon donné. Dans les paragraphes suivants, nous donnons les éléments nécessaires pour formuler le problème d’optimisation de la maintenance conditionnelle.

4.3.1 Problème des décisions séquentielles en maintenance

Une stratégie de maintenance est considérée comme un ensemble de décisions qui se produisent l’une après l’autre. La prise de décision en maintenance peut se ramener donc à un problème de décisions séquentielles. La figure 4.4 (a) est une illustration graphique de cette idée en précisant les différentes entités intervenant dans le processus de décision : les actions (a), les états (S) et les récompenses (R). Nous nous appuyons sur la théorie des MDP (Markovian Decision Processes)[Puterman, 1994] pour notre modélisation.

4.3.2 Modélisation des états d’un système et des actions de maintenance

Dans une politique de maintenance conditionnelle, les instants de décision sont gouvernés par les perceptions faites sur le système. A chaque instant, le système peut être dans un nombre fini d’états. L’ensemble de ces états est noté $\mathcal{S} = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$. Grâce aux actions appliquées aux instants de décisions, le système se déplace selon une distribution de probabilité donnée sur un ensemble d’états possibles dont les performances sont potentiellement différentes. Cette incertitude est liée à l’efficacité de l’action. L’état du système est alors modélisé par une variable aléatoire temporelle S_t qui prend ses valeurs dans l’ensemble \mathcal{S} . La transition entre les états auront lieu aux instants $\{0, \dots, t, t + \Delta t, \dots\}$. Pour simplifier, les instants seront notés $\{0, \dots, t, t + 1, \dots\}$.

Les transitions entre les états du système, aux instants de décisions, sont décrites par une distribution de probabilité conditionnelle $P(S_{t+1}|S_t, S_{t-1}, \dots, S_1)$. Toutefois, l’utilisation d’un long historique $\{S_t, S_{t-1}, \dots, S_1\}$ complique davantage le modèle mathématique et le rend très difficilement exploitable. Pour simplifier ce problème, nous supposons que les transitions se déroulent dans un cadre Markovien (voir figure 4.4(b)). Formellement, cela revient à dire : connaissant S_t, S_{t+i} avec $i > 0$ sont indépendants de S_{t-j} avec $j > 0$. Bien que simple, cette propriété permet généralement de bien représenter les propriétés statistiques des problèmes de décisions

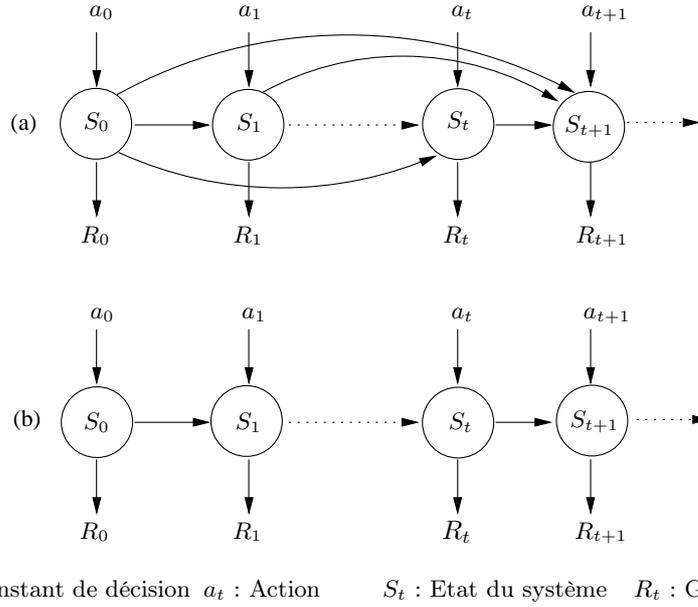


FIG. 4.4 – (a) Problème de prise de décision séquentielle général (b) Problème de prise de décision séquentielles Markovien

séquentielles. Nous pouvons alors écrire,

$$P(S_{t+1}|S_t, S_{t-1}, \dots, S_1) = P(S_{t+1}|S_t) \quad (4.1)$$

Les processus de décision intègrent la notion d'action. Cette dernière correspond à une influence volontaire portée sur le système pour le faire transiter d'un état à un autre. Les actions servent donc à modifier la trajectoire intrinsèque d'un système. Pour décrire l'évolution spontanée (intrinsèque) du système, l'action «ne rien faire» doit être ainsi intégrée dans l'ensemble d'actions \mathcal{A}_t . Dans un cadre plus général, l'ensemble des actions peut dépendre du temps. Autrement dit, à chaque instant de décision l'opérateur admet un ensemble d'actions spécifique à l'instant d'exécution de l'action. Il est certain que cette hypothèse fournit un cadre théorique de modélisation d'actions de maintenance plus large. Cependant, motivés par le fait qu'en maintenance les actions sont généralement indépendantes du temps, nous nous limitons dans ces travaux à ce cas particulier. En effet, dans un cadre général, l'opérateur de maintenance dispose d'un ensemble des actions qui sont préétablies à l'avance. Elles sont donc indépendantes du temps. Pour plus de détails, sur les problèmes de décisions séquentielles considérant un ensemble d'actions dépendant du temps nous nous référons aux travaux de [Sutton et Barto, 1998, Puterman, 1994]. Dans cette étude, l'ensemble d'action est noté :

$$\mathcal{A} = \{a_1, \dots, a_{N_a}\} \quad (4.2)$$

Après chaque transition, l'opérateur doit sélectionner immédiatement une action de maintenance qui fait déplacer le système selon une distribution de probabilité sur l'ensemble des états prédéfinis. Une famille de distributions de probabilité $P(S_{t+1}|S_t, A_t = a_k)$ peut être alors introduite. Si l'action de maintenance a_k choisie pour transiter de s_i à s_j est menée avec efficacité, alors

$$P(S_{t+1} = s_j | S_t = s_i, A_t = a_k) = 1$$

4.3. Formulation du problème de la maintenance conditionnelle

En posant l'hypothèse que le processus de transition est markovien :

$$p_{ij}^k = P(S_{t+1} = s_j | S_t = s_i, A_t = a_k) \quad (4.3)$$

p_{ij}^k est la probabilité de transition de l'état s_i à s_j suivant l'action a_k . Ainsi, les transitions entre les états du système sont décrites par une famille de matrices stochastiques de dimension $N \times N$ notées Π_k .

$$\Pi_k = \begin{bmatrix} p_{11}^k & \cdots & p_{1N}^k \\ \vdots & \ddots & \\ p_{N1}^k & \cdots & p_{NN}^k \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

avec $\forall i \in [1, \dots, N]$ et $k \in [1, \dots, N_a]$:

$$\sum_{j=1}^N p_{ij}^k = 1 \quad (4.5)$$

4.3.3 Modélisation des récompenses

La description des états, des actions et des transitions est insuffisante pour décrire un problème de prise de décisions séquentielles. En effet, en plus de cette description, nous avons besoin d'une quantification (mesure) de la performance des actions de maintenance. Cette mesure est appelée *récompense*¹⁴. Les récompenses servent à mesurer la performance d'une action et dire si l'état vers lequel le système transite est intéressant, sans effet ou néfaste. En maintenance, nous distinguons deux types différents de récompenses : les gains et les coûts directs (coûts liés directement à la mise en œuvre des actions de maintenance). Nous devons noter que dans ce paragraphe, nous cherchons seulement à établir une formalisation globale des récompenses sans détailler les différents types de coûts directs et indirects. [Léger, 1999], dans son mémoire de thèse, présente une étude détaillée sur les coûts de maintenance. La formalisation théorique des coûts directs et indirects est donnée dans la suite.

Les coûts indirects, appelés ici gains, désignent les récompenses liées aux conséquences d'une action de maintenance. Ils sont assignés au système, simplement parce qu'il s'est déplacé vers un nouvel état. Formellement, les gains r sont décrits par une application de l'ensemble des états du système \mathcal{S} dans l'ensemble des réels \mathbb{R} :

$$r : \mathcal{S} \rightarrow \mathbb{R} \quad (4.6)$$

Le terme *gains* est employé abusivement. Par exemple, lorsque qu'un composant critique défaille, la décision *ne rien faire* peut générer des pertes économiques liées à l'arrêt de la production.

¹⁴appelée renforcement en intelligence artificielle

Dans un cadre général, nous avons :

$$\begin{cases} r(s_i) \geq 0 & : \text{ Si } s_i \text{ est un état de marche (nominal ou dégradé)} \\ r(s_i) < 0 & : \text{ Si } s_i \text{ état de panne} \end{cases}$$

Finalement, nous pouvons affecter une récompense au système directement liée à une décision dans certains états. En maintenance, cela sert à modéliser les coûts directs assignés aux actions de maintenance. Ils comportent les coûts de remplacement, coûts de réparation et les coûts de service [Boehm, 1981]. Formellement, les coûts directs sont décrits par une application c ,

$$c : \mathcal{S} \times \mathcal{A} \rightarrow \mathbb{R}^+ \quad (4.7)$$

En résumé, la transition du système de s_i à s_j quand l'opérateur exécute l'action a_k engendre à la fois des gains et des coûts directs. La récompense obtenue, suite à cette transition est naturellement donnée en additionnant des gains et en soustrayant les coûts. Ainsi, la récompense reçue à l'instant t est calculée comme suit,

$$R_{t+1} = r(S_{t+1} = s_j) - c(S_t = s_i, A_t = a_k) \quad (4.8)$$

Dans le cas d'une non efficacité de certaines actions de maintenance, les transitions entre les états du système sont probabilistes. Ainsi, il n'est pas possible de prédire de façon certaine la trajectoire du système. La formulation des récompenses 4.8 ne peut pas être alors exploitée directement. Il faut alors s'intéresser à l'espérance des récompenses :

$$\begin{aligned} \mathcal{R}_{ij}^k &= E(R_{t+1} | S_{t+1} = s_j, S_t = s_i, A_t = a_k) \\ &= p_{ij}^k R_{t+1} \end{aligned} \quad (4.9)$$

4.3.4 Stratégie de maintenance

Une stratégie de maintenance comporte des décisions qui modifient la trajectoire d'un système. Dans le cas de la maintenance conditionnelle des systèmes à n-composants, la stratégie de maintenance consiste à associer une action de maintenance pour chaque état du système, combinaison des états de ses composants (en sachant que la stratégie est appliquée quand la condition est «vraie»). L'objectif est de déterminer l'action optimale vis à vis d'un critère donné. Dans un problème de prise de décisions séquentielles, nous devons distinguer en général deux propriétés primordiales.

- Tout d'abord, lorsqu'une stratégie peut déterminer précisément l'action à effectuer, elle est considérée comme déterministe. Dans le cas contraire, lorsqu'elle est déterminée par une distribution de probabilité permettant la sélection de l'action, elle est dite stochastique ;
- Ensuite, une stratégie peut se baser sur un long historique $h_i^t = \{S_i, \dots, S_{t-1}, S_t\}$ du processus, ou peut ne simplement considérer que l'état courant S_t : stratégie markovienne.

En maintenance conditionnelle, une stratégie, détermine pour un opérateur, la manière de se comporter par rapport à un état donné du système lorsque la condition est «vraie». Dans le cas d'un comportement déterministe, une stratégie π est définie formellement par une application qui fait correspondre à chaque état s_i une action a_k dans \mathcal{A} :

$$\pi_t : \mathcal{S} \rightarrow \mathcal{A} \quad (4.10)$$

$$s_i \rightarrow \pi_t(s_i) = a_k \quad (4.11)$$

4.3. Formulation du problème de la maintenance conditionnelle

Lorsque la stratégie ne dépend pas du temps, elle est dite stationnaire, c'est à dire,

$$\forall t, \pi_t(s_i) = \pi(s_i) \quad (4.12)$$

Dans notre étude, nous considérons seulement la recherche des stratégies déterministes, markoviennes et stationnaires.

4.3.5 Critères de performance

Il a été question jusqu'à présent de rechercher parmi une famille de stratégies de maintenance, celle qui optimise un critère de performance, dit aussi critère d'optimalité. Ce critère a pour ambition de mesurer la performance des stratégies de maintenance en maximisant les récompenses espérées. Cela revient toujours à évaluer une stratégie sur la base d'une mesure du cumul espéré des récompenses instantanées le long d'une trajectoire. Bien qu'il existe plusieurs façons différentes de formuler le critère de performance, toutes ces formulations sont fondées sur la somme des R_t .

Lorsque le problème de décisions séquentielles peut être divisé en plusieurs sous-séquences, il est possible de traiter l'optimisation de la stratégie de maintenance séparément sur différents horizons finis. Si $\{S_{t+1}, S_{t+2}, S_{t+3}, \dots\}$ désigne la trajectoire suivie par le système après l'instant t , et $\{R_{t+1}, R_{t+2}, R_{t+3}, \dots\}$ les récompenses instantanées correspondantes. Le critère de performance est l'espérance de la somme cumulée de ces récompenses :

$$Q_t = E(R_{t+1} + R_{t+2} + \dots + R_T) \quad (4.13)$$

où T est la longueur de l'horizon.

Par ailleurs, lorsque la division du problème de décisions séquentielles n'est pas réalisable, la formulation mathématique (4.13) du critère de performance devient non appropriée : la longueur de l'horizon devient $T = \infty$ et le cumul des récompenses peut diverger. Pour y remédier, un facteur d'intérêt $0 \leq \gamma < 1$, appelé aussi facteur d'oubli ou facteur de décroissance, atténuant géométriquement les récompenses dans le futur est intégré dans la formulation du critère de performance :

$$Q_t = E \left(\sum_{n=0}^{\infty} \gamma^n R_{t+n+1} \right) \quad (4.14)$$

Pour favoriser les transitions immédiates dans la prise de décision, γ doit être choisi proche de 0. Réciproquement, lorsque γ est proche de 1, les décisions prendront en compte un horizon plus long. Dans la suite, nous limiterons notre étude au critère pondéré par γ (équation 4.14). Par contre, nous devons signaler que tous les résultats présentés dans la suite peuvent être facilement transposés pour les autres formulations des critères d'optimisation.

4.3.6 Processus décisionnels de Markov pour l'optimisation des stratégies de maintenance

Nous avons expliqué jusqu'ici comment formuler un problème de décisions séquentielles en maintenance en décrivant toutes les variables intervenant dans l'évaluation de la performance d'une stratégie. Dans ce paragraphe, notre objectif est de montrer la connexion entre ces variables en introduisant le formalisme utilisé pour le calcul de la stratégie optimale. Il s'agit des

processus décisionnels de Markov communément appelé MDP pour *Markov Decision Processes*.

Un MDP est un processus stochastique contrôlé satisfaisant la propriété de Markov, assignant des récompenses aux transitions d'états [Puterman, 1994]. Dans sa formule la plus simple, il est défini par un quadruplet $\langle \mathcal{S}, \mathcal{A}, \mathcal{P}, \mathcal{R} \rangle$ où :

- $\mathcal{S} = \{s_i, i \in [1, N]\}$ un ensemble des états
- $\mathcal{A} = \{a_i, i \in [1, N_a]\}$ un ensemble d'actions
- $\mathcal{P} : \mathcal{S} \times \mathcal{S} \times \mathcal{A} \rightarrow [0, 1]$ est une fonction de transition. Elle donne la probabilité de passer entre les instants t et $t + 1$ de s_i à s_j sachant que l'action choisie à t est a_k .

$$p_{ij}^k = P(S_{t+1} = s_j | S_t = s_i, A_t = a_k)$$

- $\mathcal{R} : \mathcal{S} \times \mathcal{S} \times \mathcal{A} \rightarrow \mathbb{R}$ une fonction de récompenses sur les transitions d'états

Le principe général d'un MDP est illustré sur la figure 4.5. A chaque instant t de l'ensemble des instants de décisions, l'opérateur observe l'état courant $S_t = s_i \in \mathcal{S}$, puis applique sur le système une action $a_k \in \mathcal{A}$ qui l'amène selon \mathcal{P} dans le nouvel état $S_{t+1} = s_j$, et reçoit une récompense $R_t \in \mathbb{R}$. Dans les MDP, les actions sont considérées comme instantanées. Cette hypothèse peut se justifier en maintenance car le temps de réparation est en général très inférieur au temps de fonctionnement. Nous considérons ainsi les actions instantanées mais nous prendrons en considération l'impact de la durée de l'immobilisation du système dans l'évaluation des coûts indirects.

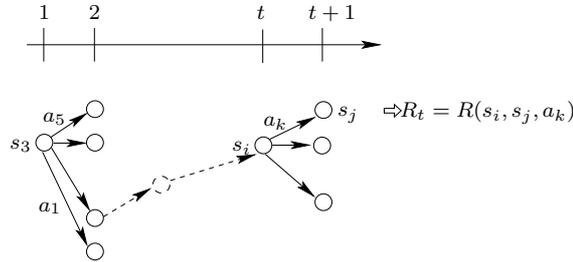


FIG. 4.5 – Principe général d'un MDP

L'objectif du processus d'aide à la décision en maintenance est de trouver la stratégie π^* qui maximise les gains des trajectoires. Afin de comparer différentes stratégies selon un critère de performance, une fonction de valeur est alors définie. Pour une stratégie π fixée, la fonction de valeur fait correspondre à tout état initial s_i la valeur espérée du critère considéré en suivant la trajectoire dictée par π à partir de s_i :

$$V^\pi(s_i) = E_\pi \left(\sum_{n=0}^{\infty} \gamma^n R_{t+n+1} | S_0 = s_i \right) \quad (4.15)$$

L'objectif d'un MDP est de rechercher et de caractériser, une des politiques, π^* vérifiant,

$$\forall \pi, \forall s_i \in \mathcal{S}, V^\pi(s_i) \leq V^{\pi^*}(s_i) \quad (4.16)$$

Pour résoudre cette dernière équation, plusieurs techniques sont envisageables : Programmation linéaire, Simulation de Monte Carlo ou Programmation Dynamique [Sutton et Barto, 1998].

4.4. Modélisation de la dégradation des systèmes à N-composants

L'obstacle majeur de la première méthode réside dans le fait qu'elle devient très lourde à mettre en œuvre lorsque la dimension de \mathcal{S} est grande car elle nécessite la résolution d'un système linéaire de $|\mathcal{S}|$ équations à $|\mathcal{S}|$ variables. Ceci est d'autant plus vrai dans le cas de la maintenance des systèmes à n-composants puisque le nombre d'états augmente d'une façon exponentielle avec le nombre de composants. La simulation de Monte Carlo ne garantit la convergence vers la valeur optimale que si le nombre de simulations est infini. La programmation dynamique est certainement la méthode la plus adaptée, et la plus utilisée pour résoudre un MDP dans le cadre d'un environ déterministe et stationnaire. Toutes les techniques utilisées dans cette optique se basent sur le principe d'optimalité de Bellman [Bellman, 1957] qui précise qu'une politique optimale d'un problème complet peut s'obtenir à partir de politiques optimales de sous-problèmes extraits du problème complet. Cela revient à dire que si nous savons trouver la solution optimale à partir de l'étape $t + 1$ quelque soit l'état s_{t+1} , nous saurons trouver la décision optimale à l'étape t pour tout état s_t . Le principe d'optimalité de Belleman est formalisé par l'équation d'optimalité de Hamilton-Jacobi-Bellman :

$$V^*(s_i) = \max_{a_k \in \mathcal{A}} \left\{ \sum_{s_n \in \mathcal{S}} p_{in}^k [\mathcal{R}_{in}^k + \gamma V^*(s_n)] \right\} \quad (4.17)$$

A partir de là, il existe plusieurs types d'algorithmes itératifs en programmation linéaire pour résoudre cette équation. Lorsque les paramètres du modèle sont connus, les algorithmes de résolution les plus utilisés sont : itération de la valeur (*value iteration*) et itération de la politique (*policy iteration*). Le deuxième algorithme est mieux adapté pour les MDP à horizon infini puisqu'il converge plus rapidement. Il est donc utilisé lors de l'implantation des exemples de cette étude. Nous nous référons aux ouvrages de [Sutton et Barto, 1998] et de [Puterman, 1994] pour plus de détails théoriques sur la conception et la mise en œuvre de ces algorithmes.

4.4 Modélisation de la dégradation des systèmes à N-composants

Après avoir formulé le problème d'optimisation de la maintenance conditionnelle à l'aide des processus décisionnels de Markov, nous expliquons dans la suite notre proposition pour la modélisation de la dégradation des systèmes à N-composants sous forme factorisée.

La section précédente a été consacrée à l'explication du problème de décisions séquentielles en maintenance conditionnelle. Nous avons vu que l'optimisation des stratégies de maintenance conditionnelle nécessite l'utilisation d'un modèle de dégradation du système. Ce modèle spécifie directement la fonction de transition \mathcal{P} .

La modélisation de la dégradation d'un système à n-composants est effectuée sur deux étapes :

1. Modéliser la dégradation des différents composants du système ;
2. A partir de ces modèles, établir un modèle de dégradation global en tenant compte des dépendances fonctionnelles¹⁵ entre les composants.

Les réseaux bayésiens dynamiques constituent un cadre adapté à la mise en œuvre de ces deux étapes de modélisation [Ben Salem et al., 2006]. Par ailleurs, dans la première phase de

¹⁵Les dépendances économiques entre les composants seront intégrées ultérieurement dans le modèle de décision

modélisation, nous devons distinguer deux familles de composants : Composants à taux de défaillance constants, et ceux à taux de défaillance variables. Ainsi, nous effectuerons des études séparées pour ces deux familles afin de montrer la flexibilité de la méthode que nous proposons.

On notera que les modèles présentés dans cette section représente l'évolution intrinsèque de la dégradation. Ils ne tiennent pas compte des actions de maintenance. Les effets de ces dernières sur la dégradation des composants et du système seront étudiés lorsque le modèle de décision sera introduit.

4.4.1 Modélisation des états d'un système à partir des états de ses composants

Considérons un système formé de N_c composants élémentaires notés $\{C^n, 1 \leq n \leq N_c\}$. Une variable aléatoire temporelle X^n , prenant ses valeurs dans un ensemble fini noté $val(X^n) = \{x_1^n, x_2^n, \dots\}$, est attribuée au processus de dégradation de C^n . L'ensemble des états du système, noté \mathcal{S} , est obtenu par la combinaison des états de ses composants :

$$\mathcal{S} = \{val(X^1) \times \dots \times val(X^{N_c})\} = \bigotimes_{n=1}^{N_c} val(X^n) \quad (4.18)$$

Ainsi, l'état du système à l'instant t est obtenu comme suit,

$$S_t = \{X_t^1, \dots, X_t^{N_c}\} \quad (4.19)$$

Où, X_t^i est l'état du composant C^i à t .

4.4.2 Modèle de défaillance des composants à taux de défaillance constants

Plusieurs modèles mathématiques ont été proposés pour modéliser la fiabilité des composants à taux de défaillance constants [Aven et Jensen, 1999]. Toutefois, les chaînes de Markov discrètes (DMC) à deux états restent les plus utilisés grâce à leur simplicité et efficacité [Gertsbach, 2000]. Dans ce cas, le composant peut être à tout instant dans l'un des deux états suivants : O (marche), F (défaillance) (voir figure 4.6(a)).

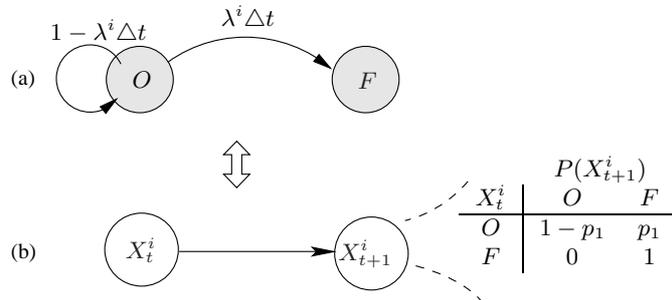


FIG. 4.6 – Modèle de dégradation d'un composant à taux de défaillance constant

Le 2-TBN équivalent à la chaîne de Markov de la figure 4.6(a) est donné sur le schéma 4.6(b). Ce modèle graphique comporte deux nœuds X_t^i et X_{t+1}^i représentant le processus de dégradation

4.4. Modélisation de la dégradation des systèmes à N -composants

X^i du composant i à deux instants successifs. L'ensemble des valeurs de cette variable est :

$$\text{val}(X_i) = \{O, F\} \quad (4.20)$$

Comme cela est indiqué dans le chapitre 2, un 2-TBN est complètement déterminé par sa topologie et quelques paramètres, à savoir la distribution de probabilité marginale des nœuds racines et les probabilités conditionnelles des nœuds enfants. Ainsi, après avoir établi la topologie du 2-TBN, la phase suivante consiste à déterminer ses paramètres. La probabilité marginale de X_t^i est directement donnée par la loi initiale \mathbf{P}_0 de la chaîne de Markov. Cependant, les probabilités conditionnelles de X_{t+1}^i nécessitent l'estimation des paramètres de fiabilité du composant.

Nous rappelons que les TPC sont des matrices stochastiques. Ainsi, nous devons déterminer uniquement les probabilités conditionnelles $P(X_{t+1}^i = O|X_t^i = F)$ et $P(X_{t+1}^i = F|X_t^i = O)$. $P(X_{t+1}^i = O|X_t^i = F)$ désigne la probabilité que le système se déplace naturellement de l'état de défaillance vers l'état de marche pour les systèmes non auto-réparables. Elle est alors égale à zéro. $P(X_{t+1}^i = F|X_t^i = O)$ désigne la probabilité que le système défaille dans le temps Δt séparant les instants de décision t et $t + 1$. C'est-à-dire,

$$P(X_{t+1}^i = F|X_t^i = O) = P(t \leq T \leq t + \Delta t | T > t) \quad (4.21)$$

où, T une variable aléatoire absolument continue et strictement positive représentant la durée avant l'apparition d'une défaillance. Afin de déterminer la valeur de $P(t \leq T \leq t + \Delta t | T > t)$, il faut se baser sur la définition de la défaillance.

Le taux de défaillance λ est défini par :

$$\lambda = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t \leq T \leq t + \Delta t | T > t)}{\Delta t} \quad (4.22)$$

Ainsi, si $\lambda \Delta t$ est petit, cette équation devient,

$$\lambda \Delta t \approx P(t \leq T \leq t + \Delta t | T > t) \quad (4.23)$$

En utilisant l'équation (4.21), la probabilité conditionnelle $P(X_{t+1}^i = F|X_t^i = O)$ est donnée par,

$$P(X_{t+1}^i = F|X_t^i = O) \approx \lambda \Delta t \quad (4.24)$$

Le terme $\lambda \Delta t$ peut être alors interprété comme la probabilité que le système soit défaillant dans l'intervalle $[t, t + 1]$. Finalement, et pour simplifier, la TPC du nœud X_{t+1}^i est écrite comme suit,

		$P(X_{t+1}^i)$	
	X_t^i	O	F
O		$1 - \lambda \Delta t$	$\lambda \Delta t$
F		0	1

4.4.3 Dégradation des composants à taux de défaillance variables au cours du temps

L'hypothèse de base des modèles markoviens à temps discret consiste à considérer que le temps de séjour dans chaque état est géométriquement distribué. Ainsi, ce type de modèle ne modélise que les composants à taux de défaillance constants [Bracquemond, 2001]. La loi géométrique

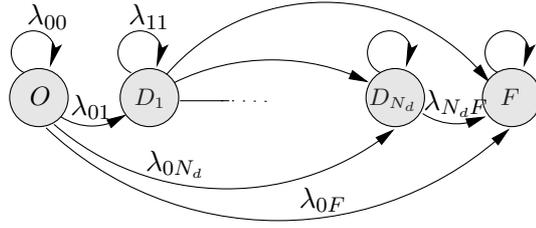


FIG. 4.7 – Modèle de dégradation d'un composant à taux de défaillance variable

n'est pas adaptée aux cas des composants à taux de défaillance variables [Ben Salem et al., 2006]. Une solution, pour approcher des taux de défaillances non constants, est d'introduire au sein du processus initial représenté par une DMC, un ensemble d'états en série (voir figure 4.7) géométriquement distribué [Cox, 1955b, Cox, 1955a].

Le 2-TBN équivalent à cette nouvelle DMC (voir figure 4.7(b).) a la même structure que le réseau bayésien temporel précédent. Par contre, ses paramètres sont distincts. En effet, il comporte deux nœuds X_t^i et X_{t+1}^i représentant une variable aléatoire sur deux pas de temps successifs dont l'ensemble des valeurs est,

$$val(X^i) = \{O, D_1, \dots, D_{N_d}, F\} \quad (4.25)$$

où N_d le nombre des états intermédiaire ajoutés, et $\{D_j, j \in [1, N_d]\}$ sont les états intermédiaires.

La TPC du nœud X_{t+1}^i a donc la forme suivante :

$$\mathcal{M} = \begin{bmatrix} \lambda_{00} & \lambda_{01} & 0 & \dots & 0 & \lambda_{0F} \\ 0 & \lambda_{11} & \lambda_{12} & 0 & \dots & 0 & \lambda_{1F} \\ \vdots & 0 & \ddots & \ddots & & & \vdots \\ 0 & \dots & & & \lambda_{N_d N_d} & \lambda_{N_d F} \\ 0 & \dots & & & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.26)$$

Même si elle ne modélise pas n'importe quelle distribution, la méthode des états intermédiaires est très utilisée en particulier pour approximer des distributions de type Weibull ou log-normal [Bobbio et al., 2001].

Soit \mathcal{M} la TPC du nœud X_{t+1}^i . \mathcal{M} peut se structurer sous la forme suivante :

$$\mathcal{M} = \begin{bmatrix} M_{\mathcal{O}} & M_{\mathcal{O}, \mathcal{F}} \\ M_{\mathcal{F}, \mathcal{O}} & M_{\mathcal{F}} \end{bmatrix} \quad (4.27)$$

où \mathcal{O} désigne l'ensemble des états de marche : $\mathcal{O} = \{O, D_1, \dots, D_{N_d}\}$, et \mathcal{F} soit l'ensemble des états de défaillance $\mathcal{F} = \{F_1, \dots, F_n\}$.

4.4. Modélisation de la dégradation des systèmes à N -composants

Si \mathbb{P} désigne la loi initiale, le taux de défaillance instantané est donné par la formule,

$$\begin{aligned}
 \lambda(t) &= P(X_t \in \mathcal{F} | X_k \in \mathcal{O}, k \in [1, t-1]) \\
 &= \frac{P(X_t \in \mathcal{F}, X_k \in \mathcal{O}, k \in [1, t-1])}{P(X_k \in \mathcal{O}, k \in [1, t-1])} \\
 &= \frac{\mathbb{P}_{\mathcal{O}} M_{\mathcal{O}}^{t-2} M_{\mathcal{O}, \mathcal{F}} \mathbf{I}_{|\mathcal{F}|}}{\mathbb{P}_{\mathcal{O}} M_{\mathcal{O}}^{t-2} \mathbf{I}_{|\mathcal{O}|}} \\
 &= \frac{\mathbb{P}_{\mathcal{O}} M_{\mathcal{O}}^{t-2} M_{\mathcal{O}, \mathcal{F}}}{\mathbb{P}_{\mathcal{O}} M_{\mathcal{O}}^{t-2} \mathbf{I}_{N_d+1}} \tag{4.28}
 \end{aligned}$$

4.4.4 Modélisation des dépendances fonctionnelles entre les composants

Pour introduire la notion de dépendance, nous nous basons sur le système présenté dans §4.2.2. Considérons particulièrement le sous système formé uniquement par les deux pompes en redondance active. Nous rappelons que pour assurer un débit constant, les deux pompes fonctionnent à moitié de leurs régimes nominaux. Lorsque l'une des pompes défaille, la deuxième doit fonctionner en plein régime pour garder le débit souhaité. Par conséquent, la deuxième pompe, plus sollicitée, se dégrade plus rapidement. Elle est donc caractérisée par deux régimes de dégradation différents.

L'analyse de cet exemple met en évidence un type particulier des dépendances entre les composants. Il s'agit de la dépendance fonctionnelle. Cette dernière notion décrit la variation de la vitesse de dégradation d'un composant en fonction des états de ses voisins. Bien que cette notion soit très importante dans l'industrie puisqu'elle est souvent rencontrée sur des cas réels, la majorité des modèles de dégradation proposés dans la littérature supposent que les composants sont indépendants pour éviter une trop grande complexité mathématique [Wang, 2002]. Dans la suite, nous montrons que l'utilisation des 2-TBN peut relaxer l'hypothèse de l'indépendance, souvent considérée dans la littérature, sans compliquer la structure des modèles.

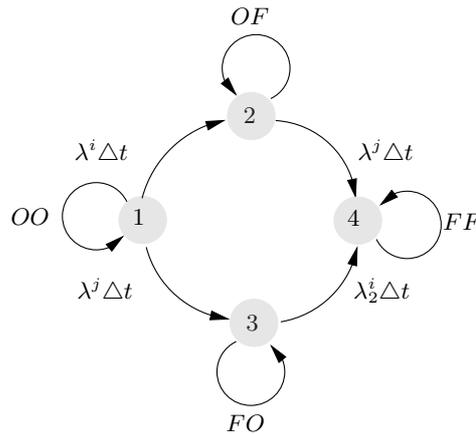


FIG. 4.8 – DMC représentant deux composants fonctionnellement dépendants

Soient X^i et X^j deux variables aléatoires représentant les processus de dégradations de deux composants C^i et C^j fonctionnellement dépendants. Le taux de défaillance de C^i est noté λ^i (constant) lorsque C^j fonctionne. Cependant, lorsque C^j tombe en panne, C^i est plus sollicité,

son taux de défaillance sera noté λ_2^i ($\lambda_2^i > \lambda^i$). Dans ce cas, le processus de dégradation de C^i est modélisé par un processus markovien dont le graphe est donné par la figure 4.8.

Il apparaît immédiatement que la modélisation par chaîne de Markov du processus de dégradation d'un composant devient plus lourde dès que le nombre de ces dépendances fonctionnelles considérées est supérieur à un. En effet, la taille du modèle Markovien explose puisque le nombre d'états de la chaîne augmente exponentiellement avec le nombre de composants. Cependant, en utilisant les 2-TBN, la modélisation des dépendances fonctionnelles entre les composants consiste simplement à relier les nœuds concernés par des arcs diachroniques. Par exemple, pour modéliser les dépendances de C^i et C^j , il suffit de relier les nœuds X_t^j à X_{t+1}^i (voir 4.9(b)). La TPC de X_{t+1}^i est alors dupliquée et sa taille augmente avec le nombre de dépendances.

X_t^j X_t^i		$P(X_{t+1}^i X_t^j)$	
		O	F
O	O	$1 - \lambda^i \Delta t$	$\lambda^i \Delta t$
	F	0	1
F	O	$1 - \lambda_2^i \Delta t$	$\lambda_2^i \Delta t$
	F	0	1

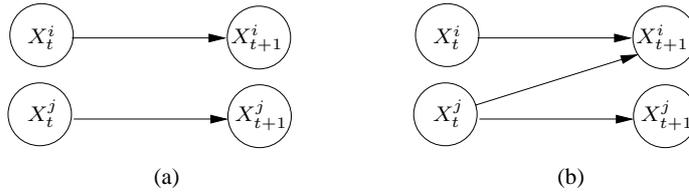


FIG. 4.9 – Exemple d'un modèle de dégradation d'un système formé par 2 composants (a) composants fonctionnellement indépendants (b) composants fonctionnellement dépendants

4.4.5 Mise en œuvre du modèle de dégradation sur l'exemple étudié

L'objectif de ce paragraphe est d'établir le modèle de dégradation du système formé par les deux pompes en redondance active, et l'électro-vanne. Ce modèle illustre l'évolution temporelle de la dégradation intrinsèque du système étudié sans tenir compte des actions de maintenance. En revanche, nous tenons à préciser que le but de cette application est d'étudier la faisabilité de notre proposition sur un exemple concret. Les valeurs choisies sont donc arbitraires.

Soient X^1 , X^2 et X^3 trois variables aléatoires binaires qui décrivent respectivement les processus de dégradation de la pompe 1, la pompe 2 et l'électro-vanne, avec ;

$$val(X^1) = val(X^2) = val(X^3) = \{O, F\} \quad (4.29)$$

leurs ensembles de valeurs ; avec O est l'état de marche et F l'état de défaillance. Comme les processus de dégradation des pompes 1 et 2 sont mutuellement dépendants fonctionnellement, le taux de défaillance d'une pompe est une fonction des états de l'autre. A titre d'exemple :

- Si la pompe 2 est en O , le taux de défaillance de la pompe 1 est $0.01h^{-1}$. Dans le cas contraire, il est égal à $0.015h^{-1}$.

4.5. Modèles de décision pour les systèmes à N-composants

- Si la pompe 1 est en O , le taux de défaillance de la pompe 2 est $0.02h^{-1}$, et devient $0.03h^{-1}$ lorsque la pompe 1 est en F .
- Le taux de défaillance de l'électro-vanne est $0.06h^{-1}$.

Nous supposons que l'unité du temps est $\Delta t = 1h$. L'équation 4.24 devient alors,

$$P(X_{t+1}^i = F | X_t^i = O) \approx \lambda \quad (4.30)$$

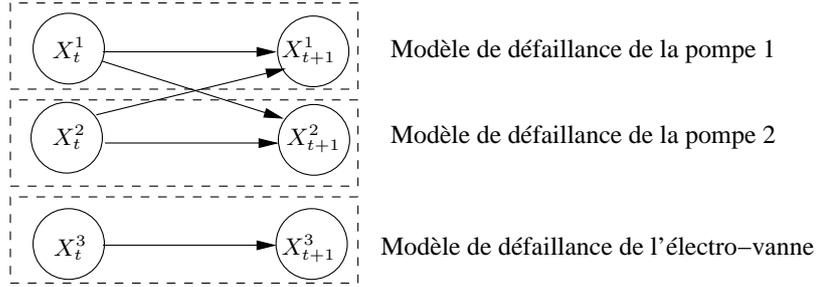


FIG. 4.10 – Modélisation du processus de défaillance de l'exemple étudié par TBN

4.5 Modèles de décision pour les systèmes à N-composants

Dans les paragraphes précédents, une approche de modélisation de la dégradation intrinsèque des systèmes à n-composants, se basant sur les réseaux bayésiens dynamiques, a été proposée. Bien entendu, le modèle de dégradation tout seul n'est pas suffisant pour construire un système d'aide à la décision puisqu'il n'englobe pas les actions de maintenance. Le modèle de dégradation doit être complété par un ensemble d'actions et par des algorithmes d'optimisation qui doivent permettre de choisir la stratégie de maintenance. Nous proposons d'utiliser les MDP et les 2-TBN dans un unique formalisme appelé Processus Décisionnels de Markov Factorisés (FMDP pour Factored Markov Decision Processes) [Boutilier et al., 1999] pour construire le modèle de décision.

Les actions de maintenance correspondent à des influences volontaires portées sur le système. L'exécution d'actions sert à modifier sa trajectoire intrinsèque. Pour modéliser ce type de perturbation extérieure, nous proposons dans un premier temps de développer un 2-TBN pour chaque action de maintenance. Le modèle associé à une action donnée, décrit l'impact de cette dernière sur l'évolution de la disponibilité au cours du temps.

Pour illustration, le 2-TBN de la figure 4.11 met en évidence l'intégration de l'action (3) dans le modèle de dégradation. Nous rappelons que l'action (3) n'affecte que la pompe numéro 2. Les actions de maintenance de l'exemple d'illustration étant supposées parfaites et instantanées, l'exécution de (3) à l'instant t sur le système engendre automatiquement un passage avec certitude de la pompe 2 vers l'état O à l'instant $t + 1$ indépendamment de son état antérieur et des états des autres composants. Cela se traduit par :

$$P(X_{t+1}^2 = O | X_t^2 = (*), X_t^1 = (*), a_k = (3)) = 1$$

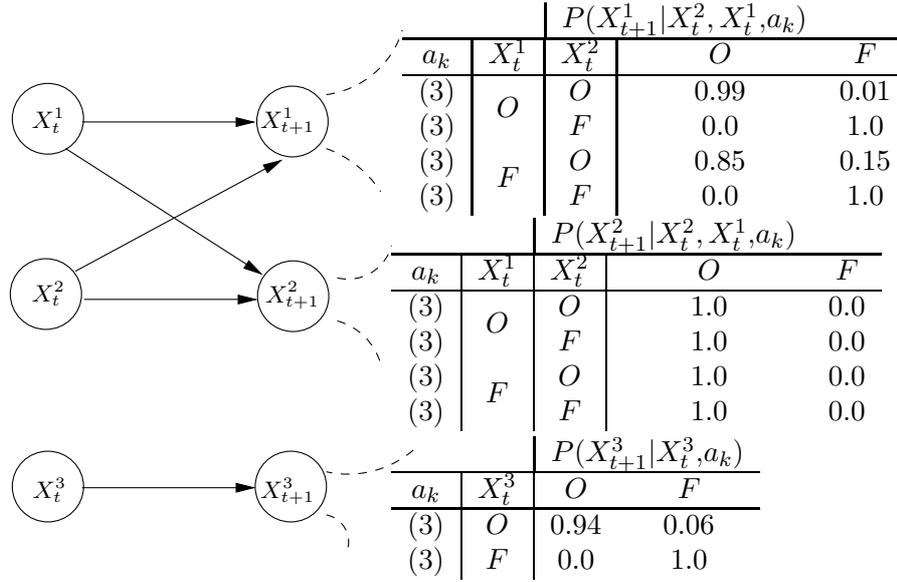


FIG. 4.11 – 2-TBN pour l'action «changer pompe 2»

Ainsi, afin d'intégrer cette action de maintenance dans le modèle de dégradation, seulement la TPC du nœud X_{t+1}^2 est affectée (voir figure 4.11).

4.5.1 Formalisation de l'espace d'actions d'un système à partir des actions élémentaires de ses composants

Soit $\{\mathcal{A}^n, n \in [1, N_c]\}$ les ensembles d'actions élémentaires relatifs aux composants C^n . Étant donné que le composant est l'entité élémentaire, l'ensemble d'actions de maintenance \mathcal{A} d'un système global est construit nécessairement à partir des \mathcal{A}^n . Cependant, nous proposons deux formulations théoriques différentes de \mathcal{A} selon qu'il existe des dépendances économiques entre les composants ou non :

- Dans le cas où les composants sont économiquement indépendants : \mathcal{A} est l'union des ensembles élémentaires des actions associées à chaque composant, c'est-à-dire,

$$\mathcal{A} = \bigcup_{n=1}^{N_c} \mathcal{A}^n \quad (4.31)$$

- Dans le cas où les composants sont économiquement dépendants : les actions de maintenance associées au système global sont obtenues par combinaison des ensembles élémentaires d'actions des différents composants. Dans ce cas,

$$\mathcal{A} \subseteq \bigotimes_{n=1}^{N_c} \mathcal{A}^n \quad (4.32)$$

L'utilisation de cette dernière formule (4.32) dans le modèle de décision tient compte des actions de maintenance opportunistes puisqu'elle autorise le regroupement d'actions élémentaires. Comme cela été précisé, la mise en œuvre de ce regroupement d'actions de maintenance requiert

une étude préétablie basée sur un ensemble de critères prédéfini. Dans ces travaux, nous ne présentons pas une étude détaillée de ce problème, mais nous illustrons néanmoins la méthodologie générale d'établissement d'actions opportunistes dans la figure 4.12.

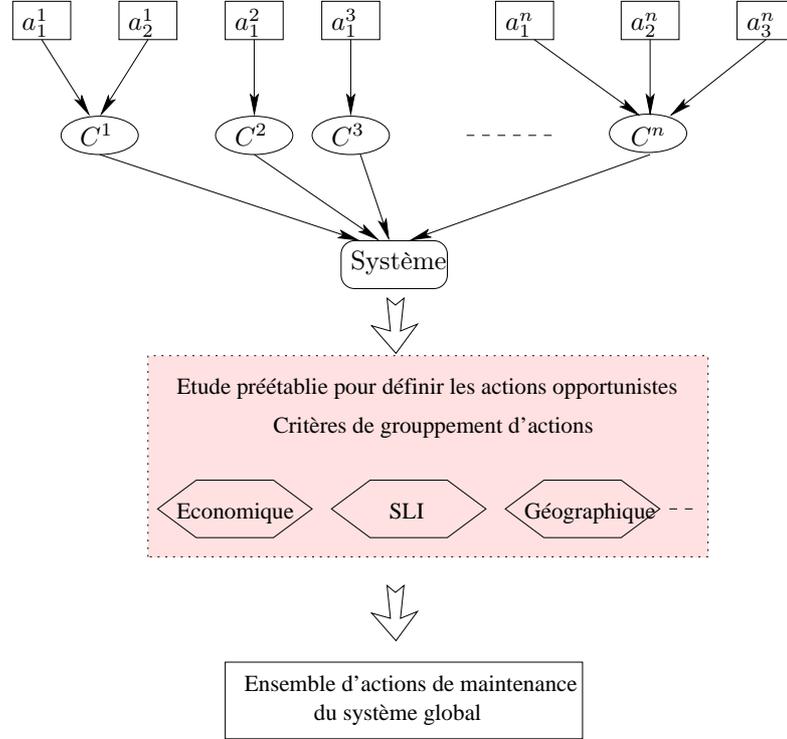


FIG. 4.12 – Procédure de modélisation des actions de maintenance opportuniste

4.5.2 Processus décisionnels factorisés

L'approche proposée pour la construction du modèle de décision résout un problème souvent rencontré dans la littérature : il s'agit de l'explosion de la taille des matrices Π_k . Ce problème à été souligné dans plusieurs travaux et notamment ceux de [Marquez et Heguedas, 2002]. En effet, en utilisant les modèles graphiques bayésiens, il est inutile de spécifier analytiquement les matrices Π_k . Leurs éléments peuvent être obtenus comme suit,

$$\begin{aligned} p_{ij}^k &= P(S_{t+1} = s_j | S_t = s_i, A_t = a_k) \\ &= P(X_{t+1}^1 = x_j^1, \dots, X_{t+1}^{N_c} = x_j^{N_c} | X_t^1 = x_i^1, \dots, X_t^{N_c} = x_i^{N_c}, A_t = a_k) \end{aligned} \quad (4.33)$$

avec,

$$\begin{cases} s_j &= \{x_j^1, \dots, x_j^{N_c}\} \\ s_i &= \{x_i^1, \dots, x_i^{N_c}\} \end{cases}$$

En utilisant l'équation (2.21), nous obtenons,

$$p_{ij}^k = \prod_{n=1}^{N_c} P(X_{t+1}^n = x_j^n | p_a(X_{t+1}^n) = x_i^n, A_t = a_k) \quad (4.34)$$

Cette dernière équation soulève la particularité des FMDP par rapport aux MDP. En effet, contrairement aux MDP, dans les FMDP l'espace d'états \mathcal{S} n'est pas explicite. Il est obtenu par les états des composants $\{X^1, \dots, X^{N_c}\}$.

Afin de mettre en évidence l'avantage de cette approche, considérons l'exemple d'un système formé de 7 composants élémentaires. Supposons que la dégradation de chaque composant est décrite par une variable aléatoire $\{X^i, i \in [1, \dots, 7]\}$ à deux états. Pour chaque action, le 2-TBN nécessite la spécification de 42 paramètres. Cependant, dans l'approche des MDP classiques, les matrices de transition Π_k nécessitent $128 \times 128 = 16284$ paramètres. Bien que cet exemple soit simple, il met en évidence l'avantage majeur de la factorisation du modèle par rapport à l'approche classiquement utilisée.

Au niveau implantation algorithmique, la représentation factorisée (modélisation par réseaux bayésiens dynamiques) est utilisée dans le modèle de décision pour calculer les probabilités de transition à l'aide l'équation (4.33). L'équation de Hamilton-Jacobi-Bellman (4.17) peut être alors redonnée sous une forme factorisée.

$$\max_{a_k \in \mathcal{A}} \left\{ \sum_{\substack{x_n^1 \in \text{val}(X^1) \dots \\ x_n^{N_c} \in \text{val}(X^{N_c})}} \left[\prod_{l=1}^{N_c} P(X_{t+1}^l = x_n^l | pa(X_{t+1}^l) = x_n^l, A_t = a_k) \right] \left[\mathcal{R}_{in}^k + \gamma V^* (\{x_n^1, \dots, x_n^{N_c}\}) \right] \right\} \quad (4.35)$$

4.5.3 Diagramme d'influence pour le modèle de décision

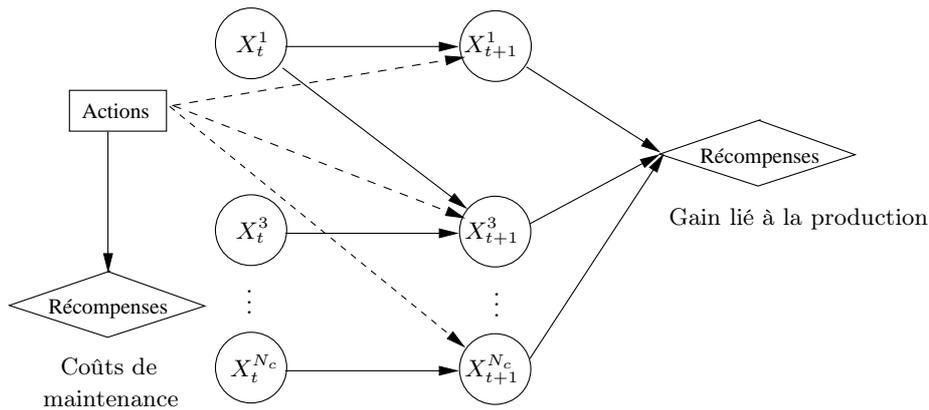


FIG. 4.13 – Exemple de diagramme d'influence

Jusqu'à présent, il a été question d'associer à chaque action de maintenance un 2-TBN. Cependant, dans un environnement déterministe, les diagrammes d'influence sont particulièrement bien adaptés. Ceux-ci sont une forme particulière des réseaux bayésiens enrichis de deux nouveaux types de nœuds (nœuds d'utilité et les nœuds de décision : voir figure 4.13),

[Levitt et al., 1989, Howard et Matheson, 1981]. Les diagrammes d'influence peuvent ainsi intégrer les actions, les coûts, et les transitions dans un unique graphe probabiliste.

Nous rappelons que les modèles de décision traités dans cette étude intègrent les coûts indirects liés à la perte ou la diminution de la production. Pour tenir compte de ce type de coûts, nous avons besoin de spécifier leurs valeurs pour tous les états du système. Cependant, lorsque la taille du système est grande, la dimension de la table du nœud d'utilité représentant les coûts indirects explose. Il est alors nécessaire de trouver un moyen efficace pour réduire la taille des tables des nœuds d'utilité.

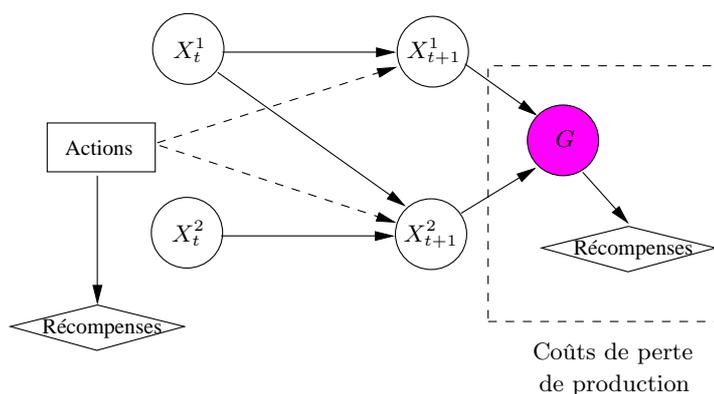


FIG. 4.14 – Nœuds intermédiaires dans les diagrammes d'influences

Bien que les coûts indirects soient assignés formellement à tous les états du système, dans la pratique, seulement un ensemble réduit d'états, combinaisons d'états de composants, agit sur la production. Il n'est pas alors nécessaire d'assigner un coût à tous les composants, mais uniquement à une combinaison particulière d'entre eux, en lien avec les performances les plus significatives. Cette combinaison est décrite par un ensemble de fonctions logiques élémentaires de type "ET" et "OU". Pour intégrer cette spécificité dans le modèle de décision, nous proposons d'introduire des nœuds intermédiaires G_i , jouant le rôle des fonctions logiques élémentaires ("ET" "OU") (voir figure 4.14). La structuration graphique de ces nœuds, traduite à travers les arcs de dépendances, reproduit le comportement de la fonction de structure. La figure 4.15 illustre la modélisation des différents fonctions logiques élémentaires par réseaux bayésiens [Weber et Jouffe, 2006].

4.5.4 Mise en œuvre du modèle de décision sur l'exemple étudié

Maintenant que les actions de maintenance et les processus de dégradations des composants sont spécifiés, il reste à y insérer les récompenses pour formaliser un FMDP relatif à l'exemple des vannes. Nous tenons à préciser que le choix des récompenses est effectué ici de façon arbitraire car l'objectif de ce paragraphe est simplement de montrer la faisabilité de notre proposition. Lorsqu'il est en état de marche, c'est à dire le débit souhaité est assuré à la sortie de l'électro-vanne, le système reçoit 700€. A cause de la diminution de la production impliquée par la défaillance d'une seule pompe, ces gains diminuent à 500€. Bien entendu, la panne simultanée des deux pompes ou/et celle de l'électro-vanne induit un arrêt du remplissage du reservoir. La fonction requise du système global est alors non assurée. Dans ce cas, le gain de l'arrêt non planifié s'établit à -300€. Une intervention de maintenance sur la pompe 1 coûte -30€ et -50€ sur la pompe 2. Par

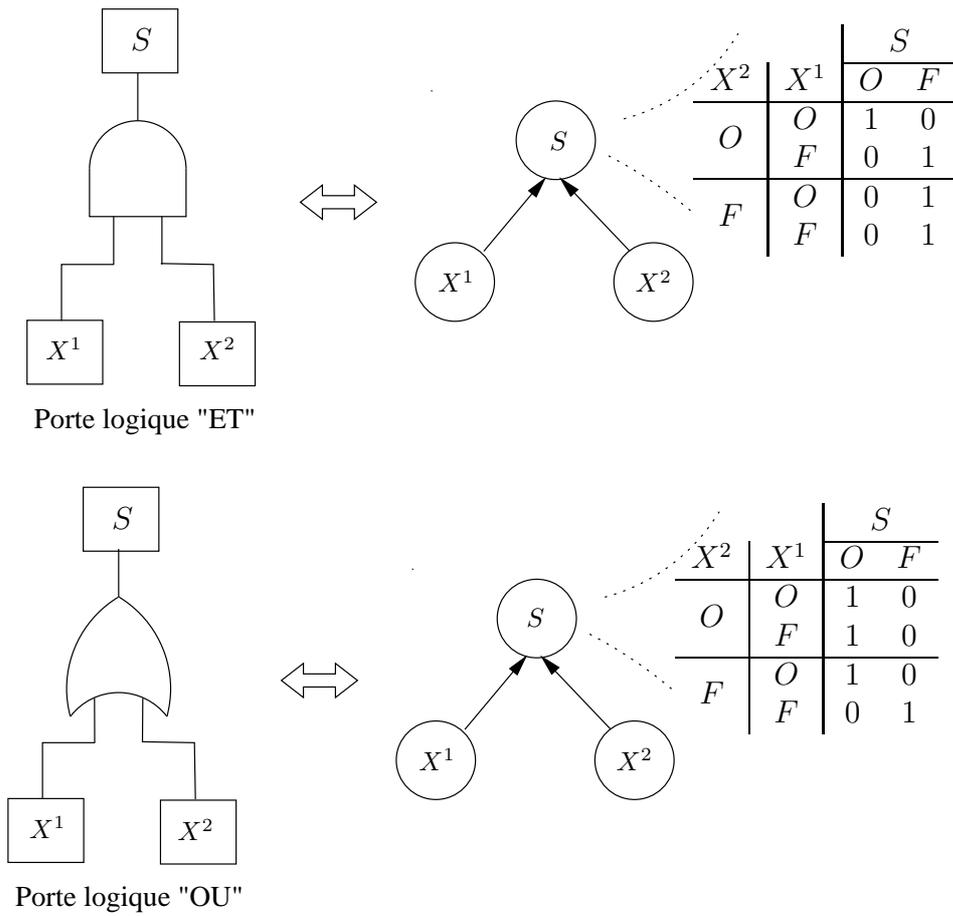


FIG. 4.15 – Modélisation des portes logiques par réseaux bayésiens [Bobbio et al., 2001, Weber et Jouffe, 2006]

ailleurs, la réparation simultanée des deux pompes coûte -70€.

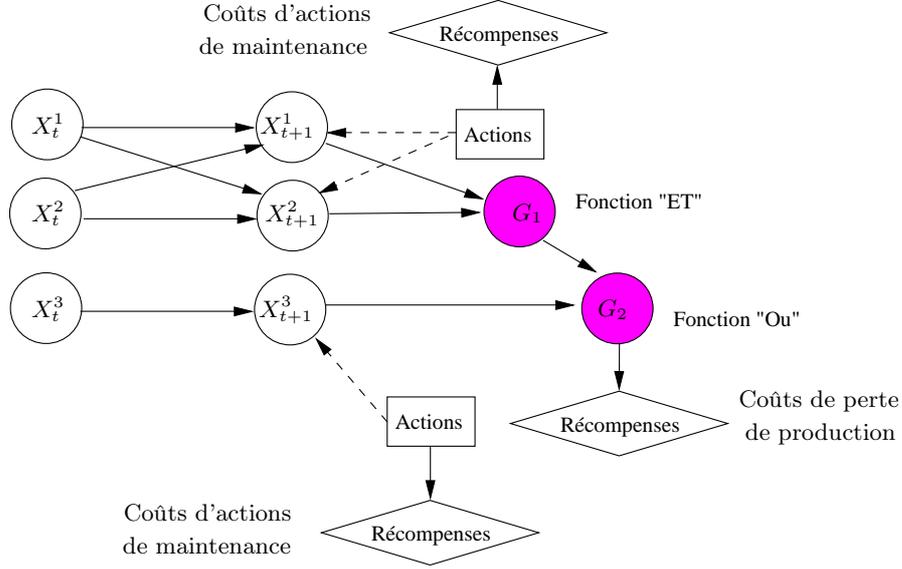


FIG. 4.16 – Diagramme d'influence de l'exemple des vannes

La figure 4.16 est l'illustration du modèle de décision pour l'exemple traité. Les TPC correspondantes sont données dans les tableaux 4.1, 4.2, 4.3, 4.4 et 4.5. Les action a_k sont celles introduites au paragraphe 4.2.3

Les probabilités de transition $p_{ij}^k = P(S_{t+1} = s_j | S_t = s_i, A_t = a_k)$, utilisées dans les algorithmes d'optimisation, sont calculées en utilisant l'équation (4.38). Par exemple, la probabilité de transition de l'état 2 à 4 (voir table 4.6 pour les différents états du système) est calculée comme suit :

$$\begin{aligned}
 p_{24}^k &= P(S_{t+1} = s_2 | S_t = s_4, A_t = a_k) \\
 &= P(X_{t+1}^1 = F, X_{t+1}^2 = O, X_{t+1}^3 = O | X_t^1 = F, X_t^2 = F, X_t^3 = O, A_t = a_k) \\
 &= \prod_{n=1}^3 P(X_{t+1}^n = x_2^n | p_a(X_{t+1}^n) = x_4^n, A_t = a_k) \\
 &= P(X_{t+1}^1 = F | X_t^1 = F, X_t^2 = F, A_t = a_k) \times P(X_{t+1}^2 = O | X_t^2 = F, X_t^1 = F, A_t = a_k) \\
 &\quad \cdots \times P(X_{t+1}^3 = O | X_t^3 = O, A_t = a_k) \tag{4.36}
 \end{aligned}$$

Pour cet exemple, la stratégie de maintenance conditionnelle optimale a été calculée en utilisant l'algorithme d'itération de la politique pour un facteur d'intérêt $\gamma = 0.99$. Les résultats de l'optimisation sont résumés dans le tableau 4.6. Afin d'analyser ces derniers, nous avons simulé et échantillonné un comportement du système sur une fenêtre de 300h ; ensuite, nous avons appliqué cette stratégie (figure 4.17).

Sur la figure 4.17, les variations de la disponibilité et du taux de défaillance de système global ont été données en fonction du temps en tenant compte des actions de maintenance. Bien que les

TAB. 4.1 – TPC de X^1

a_k	X_t^2	X_t^1	$P(X_{t+1}^1 X_t^1, X_t^2, a_k)$	
			O	F
(1)	O	O	0.99	0.01
(1)	(*)	F	0.0	1.0
(1)	F	O	0.985	0.015
(2) ou (4)	(*)	(*)	1.0	0.0

TAB. 4.2 – TPC de X^2

a_k	X_t^1	X_t^2	$P(X_{t+1}^2 X_t^2, X_t^1, a_k)$	
			O	F
(1) ou (2) ou (5)	O	O	0.98	0.02
(1) ou (2) ou (5)	O	F	0.0	1.0
(1) ou (2) ou (5)	F	O	0.97	0.03
(1) ou (2) ou (5)	F	F	0.0	1.0
(3) ou (4)	(*)	(*)	1.0	0.0

TAB. 4.3 – TPC de X^3

a_k	X_t^3	$P(X_{t+1}^3 X_t^3, a_k)$	
		O	F
(1) ou (2) ou (3) ou (4)	O	0.94	0.06
(1) ou (2) ou (3) ou (4)	F	0.0	1.0
(5)	(*)	1.0	0.0

TAB. 4.4 – TPC de G^2

X_{t+1}^3	G^1	$P(G^2 G^1, X_{t+1}^3)$		
		O	D	F
O	O	1.0	0.0	0.0
O	D	0.0	1.0	0.0
O	F	0.0	0.0	1.0
F	(*)	0.0	0.0	1.0

TAB. 4.5 – TPC de G^1

X_{t+1}^1	X_{t+1}^2	$P(G^1 X_{t+1}^1, X_{t+1}^2)$		
		O	D	F
O	O	1.0	0.0	0.0
O	F	0.0	1.0	0.0
F	O	0.0	1.0	0.0
F	F	0.0	0.0	1.0

TAB. 4.6 – Stratégie Optimale

X^1	X^2	X^3	S	Stratégie Optimale
O	O	O	s_1	(1)
F	O	O	s_2	(2)
O	F	O	s_3	(3)
F	F	O	s_4	(4)
O	O	F	s_5	(5)
F	O	F	s_6	(5)
O	F	F	s_7	(5)
F	F	F	s_8	(4)

4.5. Modèles de décision pour les systèmes à N -composants

taux de défaillances des composants sont constants, celui du système global est variable au cours du temps. Bien entendu, ce résultat est attendu puisque lorsque deux composants sont mis en parallèle (les deux pompes dans cet exemple), le taux de défaillance résultant est non constant [Aven et Jensen, 1999].

Outre la remarque faite sur le taux de défaillance, nous pouvons observer aussi que la fréquence de l'action numéro 5 (réparer électro-vanne) est plus élevée que celles des autres actions. Ceci peut se justifier par le fait que :

- La vanne se dégrade plus rapidement que les deux pompes.
- La redondance des pompes fait que la défaillance de l'une d'elles n'entraîne pas un arrêt immédiat du système. Cependant, la défaillance de l'électrovanne implique un arrêt immédiat de la production et par conséquent des pertes économiques considérables.

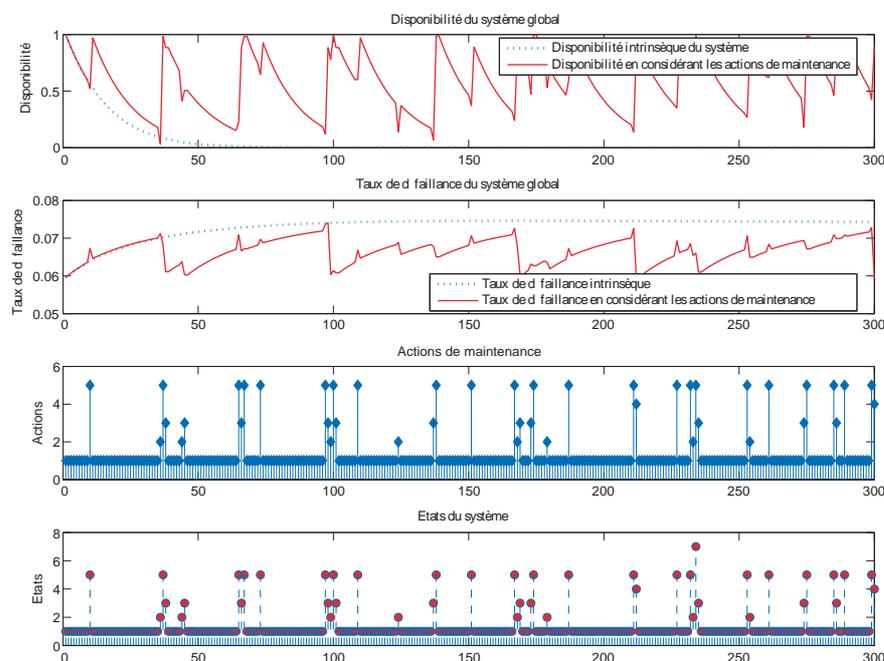


FIG. 4.17 – Simulation du comportement du système complet.

Afin d'étudier les variations de la disponibilité et de taux de défaillance au cours du temps du système complet, une simulation des différents états des composants a été effectuée selon le modèle de la 4.16. Un scénario de fonctionnement est alors défini selon les variables aléatoires décrites par le modèle. La stratégie de maintenance conditionnelle optimale calculée par l'algorithme d'itération de la valeur a été appliquée pour le scénario obtenu. Les variations du taux de défaillance et la disponibilité au cours du temps ont pu être alors mises en évidence.

Impact du facteur d'intérêt sur la stratégie de maintenance

Étant donné que le facteur d'intérêt intervient dans la formulation mathématique du critère d'optimalité de l'algorithme d'itération de la politique, une étude de sensibilité s'avère intéres-

sante. L'analyse de sensibilité a été effectuée sur l'exemple académique. L'algorithme d'itération de la politique à été appliqué ainsi pour différentes valeurs du facteur d'intérêt. Les valeurs choisies pour étudier l'impact de ce facteur sur la stratégie optimale calculée sont les suivantes :

Facteur d'intérêt	0.99	0.89	0.79	0.69	0.59	0.49	0.39	0.29	0.19	0.09
--------------------------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------

TAB. 4.7 – Variation de la stratégie optimale en fonction du taux d'intérêt

				Facteur d'intérêt									
X^1	X^2	X^3	S	0.99	0.89	0.79	0.69	0.59	0.49	0.39	0.29	0.19	0.09
O	O	O	s_1	(1)	(1)	(1)	(1)	(1)	(1)	(1)	(1)	(1)	(1)
F	O	O	s_2	(2)	(2)	(2)	(1)	(1)	(1)	(1)	(1)	(1)	(1)
O	F	O	s_3	(3)	(3)	(3)	(1)	(1)	(1)	(1)	(1)	(1)	(1)
F	F	O	s_4	(4)	(4)	(4)	(4)	(4)	(4)	(4)	(4)	(5)	(5)
O	O	F	s_5	(5)	(5)	(5)	(5)	(5)	(5)	(5)	(5)	(5)	(5)
F	O	F	s_6	(5)	(5)	(5)	(5)	(5)	(5)	(5)	(5)	(5)	(5)
O	F	F	s_7	(5)	(5)	(5)	(5)	(5)	(5)	(5)	(5)	(5)	(5)
F	F	F	s_8	(4)	(5)	(5)	(5)	(5)	(5)	(5)	(5)	(5)	(5)

Les résultats de la simulation sont résumés dans la tableau 4.7. Nous observons dans ce dernier que la stratégie calculée dépend du facteur d'intérêt. Ce résultat est notamment attendu puisque plus γ est petit, plus les transitions immédiates sont favorisées. Cependant, plus γ est choisi proche de 1, plus les décisions prendront en compte un horizon long.

Impact des récompenses sur la stratégie de maintenance

Après avoir étudié la sensibilité de la stratégie de maintenance calculée au facteur d'intérêt dans le paragraphe précédent, nous nous focalisons dans la suite à l'analyse des impacts des écarts entre les récompenses sur l'exemple étudié. Les scénarios ont été choisis de façon judicieuse afin de mettre en évidence l'intérêt du système d'aide à la décision par rapport à une démarche intuitive. Les scénarios considérés pour cette analyses sont les suivants :

1. Scénario 1 :

- coût de l'action (2) -30€
- coût de l'action (3) -50€
- coût de l'action (4) -60€
- coût de l'action (5) -70€
- coût de perte de la production -300€
- gain lorsque le système est dans un état parfait 700€
- gain lorsque la production est effectuée avec une seule pompe 500€.

2. Scénario 2 :

- coût de l'action (2) -30€
- coût de l'action (3) -50€
- coût de l'action (4) -70€

4.6. Application à l'optimisation de la maintenance conditionnelle des rails

- coût de l'action (5) -70€
- coût de perte de la production -100000€
- gain lorsque le système est dans un état parfait 7000€
- gain lorsque la production est effectuée avec une seule vanne 5000€.

3. Scénario 3 :

- coût de l'action (2) -30€
- coût de l'action (3) -50€
- coût de l'action (4) -80€
- coût de l'action (5) -70€
- coût de perte de la production -300€
- gain lorsque le système est dans un état parfait 700€
- gain lorsque la production est effectuée avec une seule vanne 500€.

L'algorithme d'itération de la politique a été appliqué pour les différents scénarios en posant que le facteur d'intérêt $\gamma = 0.99$. Les résultats sont affichés dans le tableau 4.8. Ces derniers montrent que la stratégie optimale dépend fortement des valeurs des récompenses puisque les stratégies calculées sont totalement différentes dans le cas des trois scénarios posés. Ce constat conforte davantage l'intérêt de l'utilisation d'un processus d'aide à la décision dans le calcul de la stratégie de maintenance optimale par rapport à une démarche intuitive consistant à réparer le composant en état de défaillance. Par exemple, lorsque l'une des deux pompes tombe en panne, la stratégie optimale, calculée par l'algorithme d'itération de la politique dans les conditions du deuxième scénario, consiste à remplacer les deux pompes à la fois. Ceci peut s'expliquer par le fait que, lorsque l'une des deux pompes tombe en panne, la probabilité de défaillance de la deuxième est assez élevée, il devient donc plus économique de la changer que d'attendre sa défaillance. Ces résultats mettent clairement en évidence l'intérêt de disposer d'un outil de décision pour élargir le choix des stratégies de maintenance selon les contraintes d'exploitation.

TAB. 4.8 – Stratégie optimale pour les différents scénarios posés

X^1	X^2	X^3	S	scénario 1	scénario 2	scénario 3
O	O	O	s_1	(1)	(1)	(1)
F	O	O	s_2	(2)	(4)	(2)
O	F	O	s_3	(4)	(4)	(3)
F	F	O	s_4	(4)	(4)	(4)
O	O	F	s_5	(5)	(5)	(5)
F	O	F	s_6	(5)	(5)	(5)
O	F	F	s_7	(5)	(5)	(5)
F	F	F	s_8	(4)	(4)	(4)

4.6 Application à l'optimisation de la maintenance conditionnelle des rails

Après avoir introduit les fondements théoriques de notre approche pour l'optimisation de la maintenance conditionnelle, ainsi que ses différentes phases, nous expliquons dans la suite sa

mise en œuvre dans le contexte ferroviaire.

Nous rappelons que la maintenance conditionnelle requiert un système de diagnostic pour identifier les différents états du système. Cependant, jusqu'ici nous avons présenté séparément le système de diagnostic des défauts de rails (chapitre 3) et le système d'aide à la décision conçu pour la maintenance conditionnelle. Dans cette section, nous faisons le lien entre ces deux processus dans le cadre de notre application. On notera que parmi les différents modes de dégradation des rails (fatigue, usure, corrosion, usure ondulatoire...), seul celui de la fatigue de surface (écaillage de la table) est illustré ici. Les actions de maintenance possibles sont le meulage (en cas de défaut de faible profondeur) ou le remplacement. La démarche resterait similaire pour les autres type de défauts, mais avec d'autres types d'actions de maintenance.

4.6.1 Note d'intégrité pour la description des états de rails

Le chapitre 3 a traité la problématique du diagnostic sans s'attarder sur la méthode d'identification des différents états du système. Dans la suite, nous détaillons la procédure mise en œuvre dans ces travaux pour identifier les différentes portions de rails et leur états à partir du diagnostic des défauts. En effet, les défauts de type écaillage de surface sont ponctuels mais il est rare qu'ils soient isolés. De plus, les actions de maintenance ne sont pas ponctuelles car le meulage comme le remplacement ne s'envisagent que pour des zones de taille suffisante ($L > 18\text{m}$ environ) ; d'où la nécessité de segmenter le rail en zones contiguës de longueur minimale et d'un niveau de dégradation quasiment constant, avant d'envisager l'évaluation de la politique de maintenance.

La démarche proposée est effectuée en deux étapes. La première consiste à convertir les mesures données par le système de diagnostic en une mesure directement exploitable pour la détermination des états de dégradation. Autrement dit, on construit une cartographie, appelée «note d'intégrité», contenant le nombre de défauts au mètre linéaire pour chaque point de la voie à partir des résultats du système de diagnostic (voir figure 4.18). Une fois que cette première phase est réalisée, nous pouvons procéder à la deuxième étape. Celle-ci consiste à effectuer un seuillage de la cartographie obtenue pour segmenter le rail en zones contiguës et homogènes en termes de dégradation de rails (voir figure 4.19). Dans ce cadre, nous avons convenu de définir deux seuils réglables pour identifier trois zones de dégradation différentes : Bon état, État dégradé, État critique. Finalement, la démarche décrite ici permet de partitionner le rail en plusieurs zones de dégradation qui seront considérées comme les composants dans le modèle de décision.

4.6.2 Modèle de dégradation de rails

Le rail est vu comme un système à n-composants dont les éléments sont les portions définies dans le §4.6.1. Soit X^i une variable aléatoire associée à la ième portion, avec :

$$val(X^i) = \{O, D_1, D_2\} \quad (4.37)$$

Où,

$$\begin{cases} O & : \text{Bon état} \\ D_1 & : \text{État dégradé} \\ D_2 & : \text{État critique} \end{cases}$$

Le 2-TBN modélisant la dégradation de chaque portion de rail est donné sur la figure 4.21.

4.6. Application à l'optimisation de la maintenance conditionnelle des rails

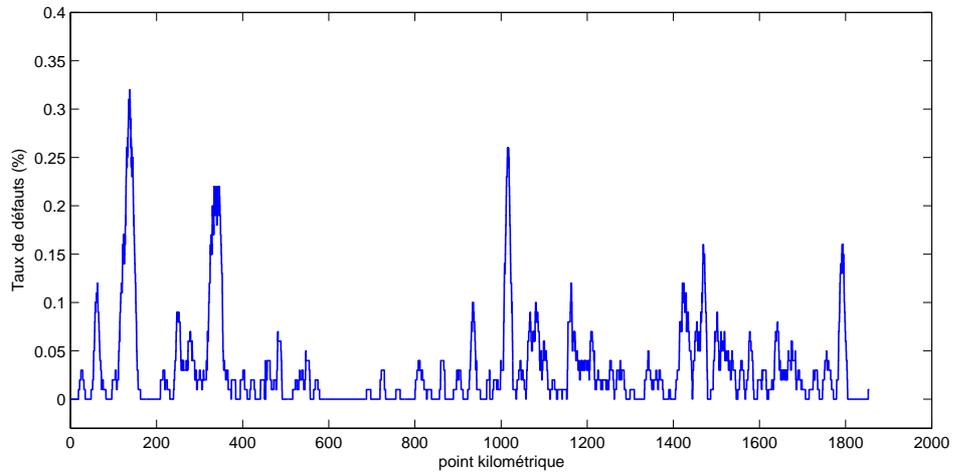


FIG. 4.18 – Exemple de note d'intégrité

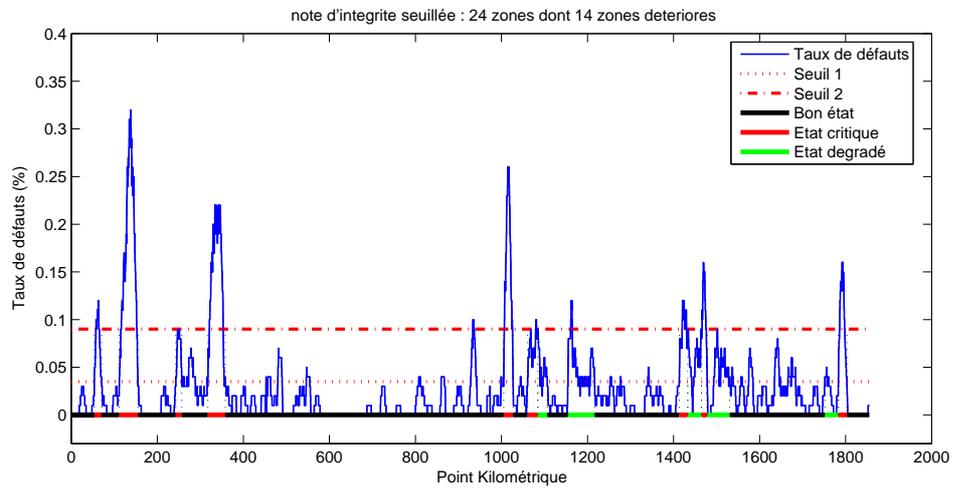


FIG. 4.19 – Note d'intégrité seuillée : premier exemple de seuillage

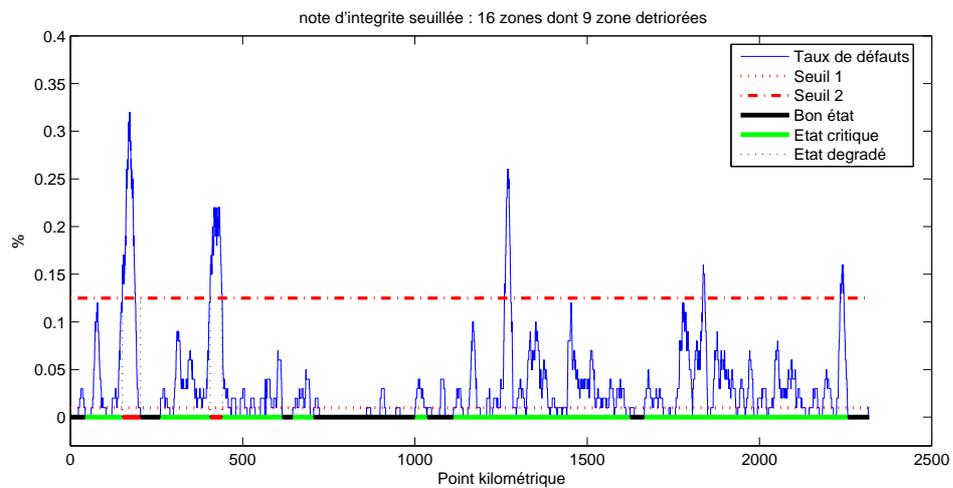


FIG. 4.20 – Note d'intégrité seuillée : deuxième exemple de seuillage



FIG. 4.21 – Modèle de dégradation d’une portion de rail

Par ailleurs, dans notre proposition le modèle de dégradation d’un système à n-composants doit être construit à partir des modèles de dégradation de ses composants en tenant compte des dépendances fonctionnelles. Cependant, les portions de rails sont fonctionnellement indépendantes puisque leurs processus de dégradation sont considérés indépendants. Le modèle de dégradation global est alors l’agrégation des modèles de dégradation de chaque portion (voir figure 4.22).

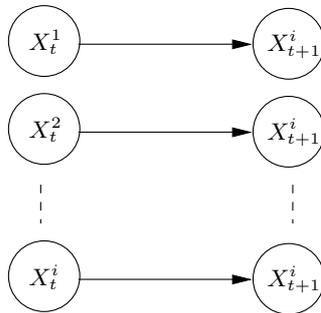


FIG. 4.22 – Modèle de dégradation d’un rail

4.6.3 Élaboration du modèle de décision

Le modèle de décision nécessite la spécification des actions de maintenance et les coûts associés. Les paragraphes suivants présentent l’intégration de ces deux entités dans un modèle de décision en vue de l’optimisation de la maintenance conditionnelle des rails.

Modélisation des actions de maintenance de rails

Étant donné que la définition de l’ensemble des actions d’un système à n-composants dépend des actions de maintenance élémentaires et des dépendances économiques entre les composants, il faut spécifier en premier lieu les actions de maintenance élémentaires que l’opérateur peut exercer sur une portion de rail donnée. Ensuite, en considérant les contraintes traduisant les dépendances économiques entre les différentes portions de rails, certaines actions élémentaires peuvent être regroupées.

Comme déjà indiqué et pour chaque portion de rail, l’opérateur dispose de plusieurs types d’actions comme le meulage, le rechargement, le retournement, le remplacement... Nous ne retiendrons par la suite que les deux principaux en réponse aux dégradations de surface : le Meulage ou le Renouvellement. La première action consiste à enlever la partie supérieure du rail dégradé alors que la deuxième action consiste à remplacer une portion donnée par une neuve. Cependant, lorsque ces portions sont relativement proches, l’opérateur peut décider de regrouper certaines actions pour des intérêts économiques ou de logistique. Ainsi, l’outil développé doit intégrer de façon automatique ce critère géographique pour le regroupement d’actions, et générer ainsi les

4.6. Application à l'optimisation de la maintenance conditionnelle des rails

actions de maintenance opportunistes. Pour y parvenir, nous avons introduit une variable paramétrable supplémentaire dans l'algorithme qui, à partir de la topologie de la portion de rail étudiée, génère de façon automatique l'ensemble des actions. La variable représente la distance maximale à partir de laquelle le groupement d'actions n'a plus d'intérêt économique. La valeur de cette variable pouvant être fixée par les experts.

Afin de mettre en évidence l'impact du critère géographique sur la définition des actions de maintenance, le système développé a été testé sur la voie segmentée en 9 zones dégradées ou critiques de la figure 4.20 pour deux valeurs différentes de la distance maximale de regroupement des actions (200m et 500m). Le tableau suivant présente les actions possibles pour une distance égale à 200 m.

Numéro de l'action	Nature de l'action
0	Ne rien faire
1	Changer la portion détériorée numéro 1
2	Changer la portion détériorée numéro 2
3	Changer la portion détériorée numéro 3
4	Changer la portion détériorée numéro 4
5	Changer la portion détériorée numéro 5
6	Changer la portion détériorée numéro 6
7	Changer la portion détériorée numéro 7
8	Changer la portion détériorée numéro 8
9	Changer la portion détériorée numéro 9
10	Meuler la portion détériorée numéro 1
11	Meuler la portion détériorée numéro 2
12	Meuler la portion détériorée numéro 3
13	Meuler la portion détériorée numéro 4
14	Meuler la portion détériorée numéro 5
15	Meuler la portion détériorée numéro 6
16	Meuler la portion détériorée numéro 7
17	Meuler la portion détériorée numéro 8
18	Meuler la portion détériorée numéro 9
19	Changer les portions détériorées numéro 4 et 5
20	Changer les portions détériorées numéro 5 et 6
21	Changer les portions détériorées numéro 3 et 4
22	Changer les portions détériorées numéro 1 et 2
23	Meuler les portions détériorées numéro 4 et 5
24	Meuler les portions détériorées numéro 5 et 6
25	Meuler les portions détériorées numéro 3 et 4
26	Meuler les portions détériorées numéro 1 et 2

Le tableau suivant, présente l'ensemble des actions obtenues pour un critère géographique de groupement égal à 500m ;

Numéro de l'action	Nature de l'action
0	Ne rien faire
1	Changer la portion détériorée numéro 1
2	Changer la portion détériorée numéro 2
3	Changer la portion détériorée numéro 3
4	Changer la portion détériorée numéro 4
5	Changer la portion détériorée numéro 5
6	Changer la portion détériorée numéro 6
7	Changer la portion détériorée numéro 7
8	Changer la portion détériorée numéro 8
9	Changer la portion détériorée numéro 9
10	Meuler la portion détériorée numéro 1
11	Meuler la portion détériorée numéro 2
12	Meuler la portion détériorée numéro 3
13	Meuler la portion détériorée numéro 4
14	Meuler la portion détériorée numéro 5
15	Meuler la portion détériorée numéro 6
16	Meuler la portion détériorée numéro 7
17	Meuler la portion détériorée numéro 8
18	Meuler la portion détériorée numéro 9
19	Changer les portions détériorées numéro 5,6 et 7
20	Changer les portions détériorées numéro 6 et 7
21	Changer les portions détériorées numéro 3, 4, 5 et 6
22	Changer les portions détériorées numéro 4, 5 et 6
23	Changer les portions détériorées numéro 5 et 6
24	Changer les portions détériorées numéro 1, 2, 3, 4, 5 et 6
25	Changer les portions détériorées numéro 2, 3, 4 et 5
26	Changer les portions détériorées numéro 3, 4 et 5
27	Changer les portions détériorée numéro 4 et 5
28	Changer les portions détériorées numéro 1, 2, 3 et 4
29	Changer les portions détériorées numéro 2, 3 et 4
30	Changer les portions détériorées numéro 3 et 4
31	Changer les portions détériorées numéro 1, 2 et 3
32	Changer les portions détériorées numéro 2 et 3
33	Changer les portions détériorées numéro 1 et 2
34	Meuler les portions détériorées numéro 5,6 et 7
35	Meuler les portions détériorées numéro 6 et 7
36	Meuler les portions détériorées numéro 3, 4, 5 et 6
37	Meuler les portions détériorées numéro 4, 5 et 6
38	Meuler les portions détériorées numéro 5 et 6
39	Meuler les portions détériorées numéro 1, 2, 3, 4, 5 et 6
40	Meuler les portions détériorées numéro 2, 3, 4 et 5
41	Meuler les portions détériorées numéro 3,4 et 5
42	Meuler les portion détériorée numéro 4 et 5
43	Meuler les portions détériorées numéro 1, 2, 3 et 4
44	Meuler les portions détériorées numéro 2, 3 et 4
45	Meuler les portions détériorées numéro 3 et 4
46	Meuler les portions détériorées numéro 1, 2 et 3
47	Meuler les portions détériorées numéro 2 et 3
48	Meuler les portions détériorées numéro 1 et 2

4.6. Application à l'optimisation de la maintenance conditionnelle des rails

Le principe de mise en œuvre des nœuds de décision pour la maintenance des rails est illustré dans la figure 4.23.

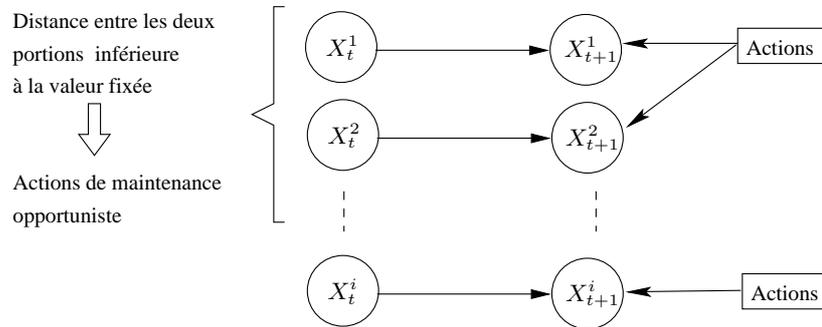


FIG. 4.23 – Construction des nœuds de décision : Un nœud de décision est associé à chaque groupe de portions de rail

Modélisation des coûts de maintenance des rails

Dans un modèle de décision, les récompenses sont liées de façon directe et/ou indirecte aux actions de maintenance. La figure 4.24 illustre la méthode de construction des nœuds d'utilité dans le diagramme d'influence. En application sur les rails, les coûts directs de maintenance sont faciles à déterminer. En effet, en connaissant la nature de l'action et la longueur de la portion mise en question, l'exploitant possède des méthodes rigoureuses permettant d'évaluer les coûts relatifs à chaque type d'actions. Les coûts indirects, tels que l'arrêt non planifié du métro, le mécontentement des habitants à cause des bruits, etc, sont plus difficiles à chiffrer et nécessitent une étude économique approfondie. Cependant, afin de montrer l'applicabilité de notre approche dans le contexte ferroviaire, nous nous sommes contentés de considérer les coûts directs liés aux actions de maintenance et le coût indirect global lié à la disponibilité des voies :

- Renouvellement du rail : 122 €/m (transport, étude, chantier, fourniture) dont 37 €/m de fourniture. Cette estimation est un coût moyen, établi pour un renouvellement de 500m de rail. Toutefois, un renouvellement ponctuel (moins grande longueur) coûtera au moins aussi cher puisque les mêmes moyens sont nécessaires.
- Meulage de voie courante : 19900€/km

Optimisation de la maintenance conditionnelle

Après avoir construit le modèle de décision, et ainsi décrit selon l'approche proposée le processus décisionnel de Markov permettant d'optimiser la maintenance conditionnelle des rails, l'algorithme d'itération de la politique a été appliqué sur l'exemple de la figure 4.20. La politique de maintenance conditionnelle a été calculée par cet algorithme pour un facteur d'intérêt égal à 0.99. Comme pour l'exemple des pompes, une table décrivant cette politique a été dressée. Cependant, elle n'a pas été présentée dans le rapport à cause de sa taille. Afin de déterminer l'action de maintenance optimale pour la portion étudiée définie par les seuillages, nous avons extrait de cette table l'action correspondante à la configuration en question. Cette action revient à meuler les portions dégradées 1,2,3 et 4.

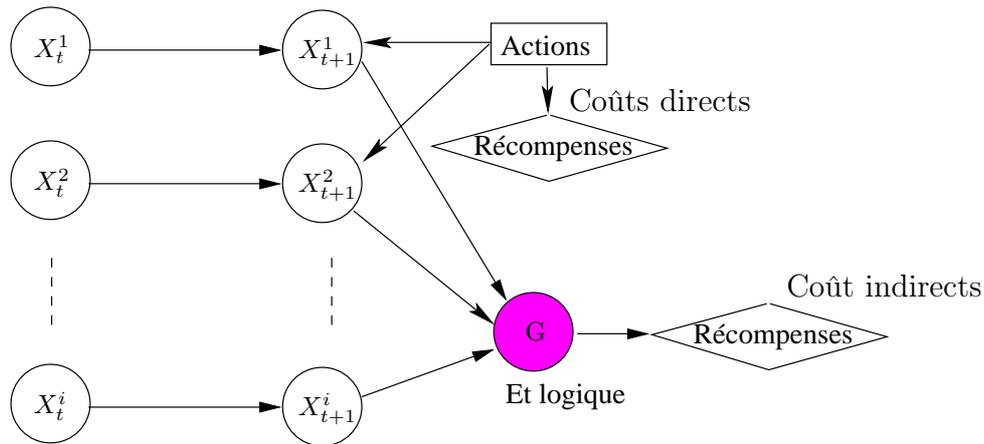


FIG. 4.24 – Construction des nœuds d'utilité : un nœud d'utilité est associé à chaque action pour modéliser les coûts de maintenance directs, alors que les coûts indirects sont modélisés par des nœuds d'utilité liés aux états des composants.

L'ensemble des actions de maintenance possibles étant dépendant des seuils choisis, la politique de maintenance optimale calculée dépend alors directement de leur réglage. Ainsi, il est nécessaire de réaliser une étude expérimentale approfondie pour choisir les meilleurs seuils.

Par ailleurs, dans les processus décisionnels de Markov, les coûts (directs et indirects) sont déterminants pour le calcul de la politique de maintenance optimale. Cependant, pour des raisons d'indisponibilité de données, nous nous sommes contentés d'intégrer les coûts directs et une agrégation dans une valeur arbitraire des coûts indirects (coût lié au nœud G de la figure 4.24) du modèle. Les résultats ainsi obtenus tiennent compte d'une liste non exhaustive des coûts.

4.7 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons proposé une nouvelle approche pour l'optimisation de la maintenance conditionnelle de systèmes à N-composants. Notre proposition repose sur l'hypothèse suivante : le passage d'un état avec des performances considérées comme acceptables vers un état avec des performances non acceptables constitue la condition de l'élaboration de la maintenance conditionnelle. Applicable aussi bien au niveau d'un composant seul qu'au niveau d'un système à n-composants, la méthodologie proposée repose sur la combinaison de deux phases :

- La modélisation de la dégradation du système global à partir des modèles de dégradations des composants. Les réseaux bayésiens dynamiques ont été utilisés comme support de modélisation pour leur simplicité de représentation et surtout pour leur adéquation avec la démarche que nous proposons (flexibilité).
- Le modèle de décision est obtenu à partir du modèle de dégradation en intégrant les actions de maintenance et les récompenses.

Dans cette proposition, les processus décisionnels de Markov et les réseaux bayésiens dynamiques, utilisés dans un seul concept appelé processus décisionnels de Markov factorisés, fournissent un cadre théorique de modélisation séduisant permettant de résoudre, dans un premier temps, le problème de l'explosion combinatoire de l'espace d'états, très souvent rencontré dans la

littérature, et d'intégrer en second lieu le concept de la dépendance fonctionnelle et économique dans les problèmes d'optimisation de maintenance des systèmes à n-composants.

Afin de montrer la faisabilité de notre approche, un exemple académique a été déroulé pour chaque phase de la proposition. Cet exemple a permis de faire la liaison entre les fondements théoriques de l'approche et la pratique.

Finalement, nous avons entamé la mise en œuvre de notre proposition dans le contexte ferroviaire par le développement d'une application permettant de calculer automatiquement la stratégie de maintenance optimale pour une portion de voie donnée. Cependant, nous avons relevé que certains paramètres de cette application, ne faisant pas l'objet de notre étude tels que : le calcul des seuils, des coûts, etc, ont un impact crucial sur le calcul de la stratégie optimale. Ces paramètres nécessitent donc des investigations faisant l'objet de perspectives à cette thèse.

Conclusion générale et Perspectives

Au delà des politiques de maintenance classiquement utilisées dans le ferroviaire, telles que la maintenance corrective ou systématique, nos travaux de thèse ont eu pour objet d'étudier de nouvelles formes de politiques de maintenance plus économiques et plus efficaces. Il s'agit des politiques de maintenance préventive, plus particulièrement la maintenance conditionnelle. Orientés par le contexte industriel de la thèse, deux sous-processus clés et complémentaires ont fait l'objet de notre étude : le diagnostic et l'aide à la décision. Dans le cadre d'une approche système, ces deux processus permettent de mettre en œuvre un processus de maintenance contribuant à l'optimisation des coûts d'une part, et à assurer la sécurité des installations ferroviaires d'autre part.

Dans le cadre du processus de diagnostic, l'objectif était de proposer une approche hybride et originale se basant sur la fusion de deux méthodes de diagnostic de natures différentes. La première, s'appuyant sur des mesures embarquées et sur des méthodes de traitement du signal, est l'approche locale développée dans le cadre de travaux antérieurs [Oukhellou, 1997, Bentoumi, 2004]. La deuxième approche, que nous avons désignée par globale, constitue l'apport de nos travaux. Elle se base sur l'élaboration de modèles statistiques permettant de classer les différents points singuliers rencontrés sur le rail et considérés comme faisant partie d'une séquence temporelle. Indépendamment de la mesure, et utilisant simplement la structuration des voies ferroviaires en séquences temporelles, les modèles probabilistes proposés permettent d'identifier efficacement les différents motifs présents sur la voie. Dans ce cadre, et parmi les résultats théoriques les plus intéressants, nous noterons particulièrement la généralisation des 2-TBN aux N-TBN qui ont été appliqués pour la classification des points singuliers de la voie. Plus généralement, ce type de réseaux peut être utilisé dans l'analyse de séquences temporelles lorsque l'hypothèse de Markov d'ordre 1 ne suffit pas à traduire les caractéristiques statistiques de la séquence étudiée. Ceci est d'autant plus justifié dans le cas où les classes des événements sont largement disproportionnées dans les bases de données à disposition pour l'apprentissage des paramètres des modèles. Enfin, l'approche locale et globale, combinées ensemble, ont permis de combler une partie des insuffisances du capteur à courants de foucault pour la classification des événements des voies ferrées. Sans rien changer au système de mesure en lui-même, cette fusion, appliquée sur des données de simulation, a permis de gagner 13 points sur le taux de bonne classification. Les résultats de cette opération offrent un diagnostic suffisamment fiable pour être utilisé comme ensemble d'entrée du processus d'aide à la décision en vue de choisir la meilleure action de maintenance.

Dans le cadre du processus d'aide à la décision, l'objectif était de développer une méthode générique permettant d'optimiser la maintenance préventive, et plus précisément la maintenance conditionnelle pour les systèmes à n-composants. Notre proposition fournit un cadre théorique de modélisation permettant d'intégrer à la fois, et dans un seul modèle, les dépendances économiques (actions de maintenance opportunistes), ainsi que les dépendances entre les processus

de dégradation des différents composants du système (dépendances fonctionnelles). L'approche proposée est fortement inspirée d'une méthode développée dans le domaine de l'intelligence artificielle et qui sert à l'apprentissage des robots [Boutilier et al., 1999]. Cette approche originale se base sur la combinaison du concept des réseaux bayésiens dynamiques et du formalisme de processus décisionnels de Markov. La mise en œuvre de notre proposition se décline en deux phases :

- La première étape consiste à fournir un cadre théorique permettant de décrire le modèle de dégradation du système à partir des processus de dégradation de ses composants. Grâce à leur faculté à modéliser les processus de dégradation de manière factorisée, les réseaux bayésiens dynamiques ont été utilisés comme outil de représentation. Profitant de leur flexibilité, l'utilisation des réseaux bayésiens dynamiques pour la modélisation des processus de dégradation a permis de modéliser concrètement les dépendances fonctionnelles entre les composants de façon très simple.
- Une fois le modèle de dégradation du système global figé, la deuxième phase consiste à compléter ce dernier par l'ensemble d'actions de maintenance ainsi que les récompenses associées (coûts directs et indirects). L'association du modèle de dégradation, des actions de maintenance et des récompenses forment le modèle de décision finale. Des diagrammes d'influence, extension des réseaux bayésiens intégrant des nœuds d'utilité et de décision, ont été utilisés pour représenter ce modèle. Afin de calculer la stratégie la plus économique sur un horizon fini ou infini, l'optimisation de la maintenance a été formalisée comme un problème de décisions séquentielles. Sa résolution est réalisée grâce aux algorithmes de programmation dynamique utilisés pour les processus décisionnels de Markov, tels que l'itération de la valeur, ou encore l'itération de la politique.

Par ailleurs, dans le cadre de la mise en œuvre pratique de nos travaux, notre proposition a été appliquée dans le contexte ferroviaire. Notre proposition a été appliquée pour l'optimisation de la stratégie de maintenance conditionnelle d'une portion de voie, relativement au problème de fatigue de surface. Après avoir diagnostiqué le rail par la fusion des approches globale et locale, une note d'intégrité du rail peut être donnée. Cette note permet de convertir les mesures données par le système de diagnostic en une mesure directement exploitable pour la détermination des états de dégradations. La note d'intégrité est une cartographie contenant le taux de détérioration pour chaque point de la voie à partir des résultats du système de diagnostic. Le seuillage de la note d'intégrité permet ensuite d'agrèger les différentes portions de rails caractérisées par des états de dégradation voisins.

En se basant sur une note d'intégrité seuillée, nous avons proposé une méthode de calcul de la stratégie de maintenance optimale. Dans cette méthode, la première étape est de générer automatiquement, le modèle de dégradation. Sur la base de ce modèle, le système informatique génère le modèle de décision en fournissant automatiquement l'ensemble des actions de maintenance et en calculant les différents coûts associés. Une fois que le modèle de décision est défini, le système peut calculer la stratégie de maintenance conditionnelle optimale par les algorithmes d'optimisation des MDP (Markov Decision Processes).

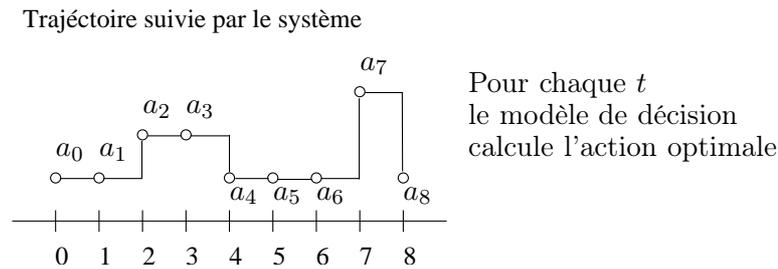


FIG. 25 – Principe de l'optimisation en maintenance prévisionnelle

Évolution vers la maintenance prévisionnelle

Nous rappelons que la maintenance conditionnelle et prévisionnelle (appelée encore prédictive) sont deux concepts particuliers de la maintenance préventive. Leur but est commun. Il consiste à intervenir prématurément avant la défaillance du bien. Toutefois, ces deux politiques de maintenance sont sensiblement différentes. En effet, en maintenance conditionnelle, l'opérateur cherche à calculer la stratégie de maintenance optimale pour toutes les configurations possibles des états d'un système. Dans ce cas, le rôle de l'aide à la décision est de calculer une stratégie optimale associant à chaque configuration du système une action optimale. Cependant, en maintenance prévisionnelle, le but est de planifier les actions de maintenance en donnant les instants et les natures de l'intervention de façon anticipée. En d'autres termes, en maintenance conditionnelle, les instants de décisions, donnés par le système de diagnostic, et les types d'actions, donnés par le processus d'aide à la décision, sont déterminés de façon indépendante. Contrairement à cela, le modèle de décision en maintenance prévisionnelle sert à déterminer simultanément la nature de l'action ainsi que son moment d'exécution. Dans ce cas, les stratégies de maintenance seront donc formées par un ensemble de couples (*temps, action*).

Dans ce sens, des premiers travaux, utilisant le principe d'inférence pour extrapoler l'état futur d'un système à partir de son état présent en connaissant sa loi de dégradation (voir figure 25), ont été entamés. Des premiers résultats de simulation très encourageants ont été obtenus. Cependant, afin de finaliser cette nouvelle proposition, une recherche théorique approfondie est nécessaire sur les algorithmes pouvant être utilisés pour la simulation du modèle RB qui est dans ce cas rendu difficile par les dépendances entre les variables. Les algorithmes actuels font appel à la simulation (inférence approximative).

Perspectives liées à ces travaux

Les perspectives liées à ces travaux de thèses à court terme concernent la mise en œuvre de notre proposition pour l'optimisation de la maintenance conditionnelle sur un support informatique ad-hoc en vue de son automatisation et de continuer la validation sur l'exemple industriel. Ensuite, à moyen terme, plusieurs axes de recherche complétant les propositions déjà établies ou levant certaines hypothèses de modélisation sont envisageables. Parmi ces axes peuvent être citées les perspectives suivantes :

- Optimiser la maintenance en utilisant des processus non stationnaires intégrant des coûts de maintenance et un ensemble d'actions de maintenance variables au cours du temps.
- Afin d'intégrer des critères d'optimisation autres que les seuls critères économiques dans

un même modèle de décision (tels que les critères de fiabilité ou encore de disponibilité), il est envisageable de puiser dans la théorie de la décision et de l'optimisation multicritères pour identifier des algorithmes adéquats à la problématique de la maintenance.

Par ailleurs, une perspective essentielle liée à ces travaux de recherche a été identifiée. Il s'agit de faire évoluer les modèles développés dans cette thèse pour la maintenance conditionnelle, vers des modèles permettant de tenir compte d'une politique de maintenance prévisionnelle.

Bibliographie

- [Adrot, 2000] Adrot, O. (2000). *Diagnostic à base de Modèles Incertains Utilisant l'Analyse par Intervalles : l'Approche Bornante*. Thèse, Institut National Polytechnique de Lorraine.
- [AFIS, 2005] AFIS (2005). Le système et sa définition. Technical report.
- [AFNOR, 2001] AFNOR (2001). *Terminologie de la maintenance*. Association Française de Normalisation.
- [Akaike, 1973] Akaike, H. (1973). Information theory and extension of the maximum likelihood principle. Dans *The 2nd International Symposium of Information Theory*, pages 267–281.
- [Akaike, 2006] Akaike, H. (2006). A bayesian extention of the minimum AIC procedure of autoregressive model. *Biometrika*, 66(1) :237–242.
- [Aknin et al., 1992] Aknin, P., Palco, D., et Ayasseand, J. B. (1992). Eddy currents sensor for the measurement of a lateral displacement. applications in the railway domain. *Sensors and actuators : Physical*, 31(1-3) :17–23.
- [Almeida et Bohorin, 1995] Almeida, A. T. et Bohorin, G. A. (1995). Decision theory in maintenance decision making. *Sensors and actuators : Physical*, 1(1) :39–45.
- [Anderwes et Bartlett, 2005] Anderwes, J. D. et Bartlett, L. M. (2005). A branching search approach to safety system design. *Reliability Engineering & System Safety*, 87(1) :23–30.
- [API, 2000] API (2000). Base resource document-risk based inspection. Technical Report Publ 581, American Petroleum Institute.
- [Aussem, 1995] Aussem, A. (1995). *Théorie et Application des Réseaux de neurones récurrents et dynamiques à la prédiction, à la modélisation et au contrôle adaptatif des processus dynamiques*. Thèse, Université René Descartes- Paris V.
- [Aussem et al., 2006] Aussem, A., Kebaili, Z., Corbex, M., et Marchi, F. (2006). Apprentissage de la structure de réseaux bayésien à partir des motifs fréquents corrélés : application à l'identification des facteurs environnementaux du cancer du nasopharynx,. *Revue des Nouvelles Technologies de l'Information (EGC 06)*, pages 651–662.
- [Aven et Jensen, 1999] Aven, T. et Jensen, U. (1999). *Stochastic Models in Reliability*. Springer, New York.
- [Avizienis, 1978] Avizienis, A. (1978). Fault-tolerance, the survival attribute of digital systems. Dans *Proceedings of the IEEE*, volume 66, pages 1109–1125.
- [Badea, 2003] Badea, L. (2003). Inferring large gene networks from microarray data : a constraint-based approach. Dans *IJCAI-2003 Workshop on Learning Graphical Models for Computational Genomics*.
- [Barigozzi et al., 2004] Barigozzi, A., Magni, L., et Scattolini, R. (2004). A probabilistic approach to fault diagnosis of industrial systems. *IEEE Transactions on Control System Technology*, 12(6S) :950–955.

- [Barlow et Hunter, 1960] Barlow, R. E. et Hunter, L. C. (1960). Optimum preventive maintenance policies. *Oper. Res.*, 8(1) :90–100.
- [Basseville et Cordier, 1996] Basseville, M. et Cordier, M. O. (1996). Surveillance et diagnostic des systèmes dynamiques : Approches complémentaires du traitement du signal et de l'intelligence artificielle. Technical Report 2861, INRIA.
- [Baum, 1972] Baum, L. E. (1972). An inequality and associated maximization technique in statistical estimation for probabilistic functions of a markov process. *Inequalities*, 3 :1–8.
- [Baum et Eagon, 1967] Baum, L. E. et Eagon, J. (1967). An inequality with applications to statistical estimation for probabilistic functions of markov processes to a model for ecology. *Bul. American Mathematical Society*, 73 :360–363.
- [Baum et al., 1970] Baum, L. E., Petrie, T., Soules, G., et Weiss, N. (1970). A maximization technique occurring in the statistical analysis of probabilistic functions of markov chains. *An. Math. Statistic*, 41 :164–171.
- [Bellman, 1957] Bellman, R. (1957). *Dynamic Programming*. Princeton University Press, New Jersey.
- [Ben Salem et al., 2004] Ben Salem, A., Bouillaut, L., Aknin, P., et Levy, D. (2004). Causal probabilistic network for a better maintenance of railway infrastructures. Dans *Colloque $\lambda\mu$ 14*, pages 681–686, Bourges.
- [Ben Salem et al., 2006] Ben Salem, A., Muller, A., et Weber, P. (2006). Bayesian networks in system reliability analysis. Dans *Proceedings of 6th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety of technical processes the (SAFEPROCESS)*, Beijing, P.R. China.
- [Bengio, 1999] Bengio, Y. (1999). Markovian models for sequential data. *Neural Computing Surveys*, 2 :129–162.
- [Bengio et Frasconi, 1995] Bengio, Y. et Frasconi, P. (1995). *An input/Output HMM architecture*. MIT Press, Cambridge, MA.
- [Bentoumi, 2004] Bentoumi, M. (2004). *Outils pour la Détection et la Classification. Application au Diagnostic de Défauts de Surface de rail*. Thèse, Université Henri Poincaré-Nancy 1.
- [Berg, 1976] Berg, M. (1976). Optimal replacement policies for two-unit machines with increasing running costs. *Stochastic Processes and Applications*, 5 :89–106.
- [Berruet et Ly, 1996] Berruet, P. et Ly, F. (1996). Terminologie et approche fonctionnelle de la supervision. Note interne NI/96/3, École Centrale de Lille.
- [Bishop, 2006] Bishop, C. M. (2006). *Pattern recognition and machine learning*. Springer, Berlin, Germany.
- [Biswas et al., 1997] Biswas, G., Kapadia, R., et Yu, X. W. (1997). Combined qualitative-quantitative steady state diagnosis of continuous valued systems. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 27 :167–185.
- [Bobbio et al., 2001] Bobbio, A., Portinale, L., Minichino, M., et Ciancamerla, E. (2001). Improving the analysis of dependable systems by mapping fault trees into bayesian networks. *Reliability Engineering and System Safety*, 71(3) :249–260.
- [Boehm, 1981] Boehm, B. W. (1981). *Software Engineering Economics*. PrenticeHall Englewood Cliffs, New Jersey.
- [Borgelt et Kruse, 2002] Borgelt, C. et Kruse, R. (2002). *Graphical Models - Methods for Data Analysis and Mining*. John Wiley & Sons.

- [Bouillaut et al., 2004] Bouillaut, L., Weber, P., Ben Salem, A., et Aknin, P. (2004). Use of causal probabilistic networks for the improvement of the maintenance of railway infrastructure. Dans *In proceeding of the IEEE Systems Man and Cybernetics (SMC 7)*, pages 6243–6249, Hague.
- [Boutilier et al., 1999] Boutilier, C., Dean, T., et Hanks, S. (1999). Decision-theoretic planning : Structural assumptions and computational leverage. *Artificial Intelligence Research*, 11 :1–94.
- [Bouyssou et al., 2006] Bouyssou, D., Dubois, D., Pirlot, M., et Prade, H. (2006). *Concepts et Méthodes pour l'Aide à la Décision : Risque et Incertain*. Hermes.
- [Box et Jenkins, 1976] Box, G. E. P. et Jenkins, G. M. (1976). *Time Series Analysis : Forecasting and Control*. Holden-Day, San Francisco.
- [Boyd, 1991] Boyd, M. A. (1991). *Dynamic Fault Tree Models : Techniques for Analyses of Advanced Fault Tolerant Computer Systems*. Thèse, Dept. of Computer Science, Duke University.
- [Boyen et Koller, 1998] Boyen, X. et Koller, D. (1998). Tractable inference for complex stochastic processes. Dans *Proceedings of the 14th Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI)*, pages 33–42.
- [Bracquemond, 2001] Bracquemond, C. (2001). *Modélisation stochastique du vieillissement en temps discret*. Thèse, Institut National Polytechnique de Grenoble (INPG).
- [Brockwell et Davis, 1987] Brockwell, P. et Davis, R. A. (1987). *Time Series Analysis : Forecasting and Control*. Springer-Verlag.
- [Brown et al., 2005] Brown, L., Tsamardinos, I., et Aliferis, C. (2005). A comparison of novel and state of the art polynomial bayesian network learning algorithms. Dans *Twentieth National Conference on Artificial Intelligence*, pages 739–745.
- [Brunet et al., 1990] Brunet, M., Jaume, D., Labarrere, M., Rault, A., et Verge, M. (1990). *Détection et diagnostic de pannes-approche par modélisation*. Hermès, Paris.
- [Bunn, 1984] Bunn, D. (1984). *Applied Decision Analysis*. McGraw-Hill, New York.
- [Buntine, 1991] Buntine, W. L. (1991). Theory refinement of bayesian networks. Dans *Proceedings of the 7th conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, pages 52–60. Morgan kaufmann Publishers Inc.
- [Castanier et al., 2005] Castanier, B., Grall, A., et Bérenguer, C. (2005). A condition-based maintenance policy with non-periodic inspections for a two-unit series system. *Reliability Engineering & System Safety*, 87(1) :109–120.
- [Chan et Asgarpour, 2005] Chan, G. K. et Asgarpour, S. (2005). Optimum maintenance policy with markov processes. *Electric Power Systems Research*.
- [Chatain, 1993] Chatain, J. N. (1993). *Diagnostic par Système Expert*. Hermès.
- [Chatfield, 1984] Chatfield (1984). *The Analysis of Time Series : Theory and Practice*. Chapman and Hall.
- [Chen et Trivedi, 2005] Chen, D. et Trivedi, K. S. (2005). Optimization for condition-based maintenance with semi-markov decision process. *Time Ser. Anal.*, 90 :25–29.
- [Cheng et al., 2002] Cheng, J., Greiner, R., Kelly, J., Bell, D., et Liu, W. (2002). Learning bayesian networks from data : An information-theory based approach. *Artificial Intelligence*, 137(1-2) :43–90.
- [Chillarge, 1996] Chillarge, R. (1996). What is software failure. *IEEE Transactions on Reliability*, 45(3) :354–355.

- [Clemen et Reily, 2001] Clemen, R. T. et Reily, T. (2001). *Making Hard Decisions*. Duxbury, USA, second edition.
- [Côme et al., 2006] Côme, E., Bouillaut, L., et Akin, A. (2006). Réseaux bayésiens dynamiques à variable exogène continue pour la classification des points singuliers d'une voie ferrée. Dans *International conference on processing and management of uncertainty in knowledge based systems*.
- [Cooper et Hersovits, 1992] Cooper, G. et Hersovits, E. (1992). A bayesian method for the induction of probabilistic networks from data. *Machine Learning*, 9 :309–347.
- [Cox, 1955a] Cox, D. R. (1955a). Model-based influence diagrams for machine vision. Dans *Proceedings of the Cambridge Philosophical Society*, pages 433–440.
- [Cox, 1955b] Cox, D. R. (1955b). A use of complex probabilities in the theory of stochastic processes. Dans *Proceedings of the Cambridge Philosophical Society*, volume 51, pages 313–319.
- [Dash et Druzdzel, 2003] Dash, D. et Druzdzel, M. (2003). Robust independence testing for constraint-based learning of causal structure. Dans *The Nineteenth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI03)*, pages 167–174.
- [Dean et Kanasawa, 1989] Dean, T. et Kanasawa, K. (1989). A model for reasoning about persistence and causation. *Computational Intelligence*, 5 :229–240.
- [Dechambre et Sessego, 2001] Dechambre, P. et Sessego, E. (2001). Maîtriser les coûts de cycle de vie de produit. un expérience : La maîtrise de coûts de la maintenance du matériel roulant ferroviaire à la ratp. Dans *AFIS : 2 ième Conférence Annuelle d'Ingénierie Système*.
- [Dekker et al., 1997] Dekker, R., Van der Duyn Schouten, F. A., et Wildeman, R. E. A. (1997). Review of multi-component models with economic dependence. *Time Ser. Anal.*, 45(3) :411–435.
- [Dempster et al., 1977] Dempster, A. P., Laird, N. M., et Rubin, D. B. (1977). Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. *Royal Statistical Association Society. Series B (Methodological)*, 39(1) :1–38.
- [Dorffner, 1996] Dorffner, G. (1996). Neural networks for time series processing. *Neural Network World*, 6(4) :447–468.
- [Dreyfus et al., 2002] Dreyfus, G., Martinez, J. M., Amuelides, M., Gordon, M. B., Badran, F., Thiria, S., et Héroult, L. (2002). *Réseaux de Neurones : Méthodologie et Applications*. Eyrolles, Paris.
- [Druzdzel et Van Der Gaag, 2000] Druzdzel, M. J. et Van Der Gaag, L. C. (2000). Building probabilistic networks : "where do the numbers come from?". *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 12(4) :481–486.
- [Dubuisson et al., 2001] Dubuisson, B., Boutleux, E., Dague, P., Denoeux, T., Didelet, E., Gandvalet, Y., et Masson, M. (2001). *Diagnostic, Intelligence Artificielle et reconnaissance des formes*. Kluwer Academic Publishers, Hermès.
- [Francastel, 1999] Francastel, J. C. (1999). *La fonction maintenance. De l'expression à la satisfaction du besoin*. AFNOR Editions.
- [Frangopol et al., 2004] Frangopol, D. M., Kallen, M. J., et Noortwijk, J. M. (2004). Probabilistic models for life-cycle performance of deteriorating structures : Review and future directions. *Progress in Structural Engineering and Materials*, 6(4) :197–12.

- [Frank, 1990] Frank, P. M. (1990). Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge based redundancy- a survey and new results. *Automatica*, 26 :459–474.
- [François, 2006] François, O. (2006). *De l'identification de structure de réseaux bayésiens à la reconnaissance de formes à partir d'informations complètes ou incomplètes*. Thèse, Institut National des Sciences Appliquées de Rouen.
- [François et Leray, 2005a] François, O. et Leray, P. (2005a). Apprentissage de structure dans les réseaux bayésiens et données incomplètes. *Revue des Nouvelles Technologies de l'Information*, (3) :127–132.
- [François et Leray, 2005b] François, O. et Leray, P. (2005b). Bayesian network structural learning and incomplete data. Dans *The International and Interdisciplinary Conference on Adaptive Knowledge Representation and Reasoning (AKRR 2005)*, pages 33–40.
- [Friedman, 1997] Friedman, N. (1997). Learning belief networks in the presence of missing values and hidden variables. Dans *ICML*, pages 125–133.
- [Friedman, 1998] Friedman, N. (1998). The bayesian structural em algorithm. Dans *Proceedings of the 14th Annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI-98)*, pages 129–13, San Francisco, CA. Morgan Kaufmann.
- [Garcia et Vilim, 1998] Garcia, H. E. et Vilim, R. B. (1998). Combining physical modeling, neural processing, and likelihood testing for on line process monitoring. Dans *Proceedings of the IEEE conference in Systems, Man and Cybernetics*, volume 1, pages 806–810, New York.
- [Gertler, 1998] Gertler, J. (1998). *Fault Detection and Diagnosis in Engineering Systems*. Dekker.
- [Gertsbach, 2000] Gertsbach, I. (2000). *Reliability theory with applications to preventive maintenance*. Springer-Verlag, Berlin, Germany.
- [Gopalratnam et al., 2005] Gopalratnam, K., Kautz, H., et S., W. D. (2005). Extending continuous time bayesian networks. Dans *the 20th National Conference on Artificial Intelligence*.
- [Goutte et al., 1999] Goutte, C., Toft, P., et Rostrup, E. (1999). On clustering fmri time series. *Neuroimage*, 9(3) :289–310.
- [Grall et al., 2002] Grall, A., Dieulle, L., Berenguer, C., et Roussignol, M. (2002). Continuous-time predictive-maintenance scheduling for a deteriorating system. *IEEE Transactions on Reliability*, 51(2) :141–150.
- [Grigoriev et al., 2006] Grigoriev, A., Klundert, J. V., et Spieksma, C. R. F. (2006). Modelling and solving the periodic maintenance problem. *European Journal of Operational Research*, 172(3) :783–797.
- [Hamilton, 1989] Hamilton, J. (1989). A new approach to the economic analysis of non-stationary time series and the business cycle. *Econometrica*, 57 :375–384.
- [Hao et al., 2002] Hao, J. P., Yu, Y., et Xue, Q. (2002). A maintainability analysis visualization system and its development under the AutoCAD environment. *Journal of Materials Processing Technology*, 129(1-3) :277–282.
- [Hastings, 1969] Hastings, N. A. J. (1969). The repair limit replacement method. *Operational Research Quarterly*, 20 :337–349.
- [Hédi, 2001] Hédi, K. (2001). *La Maintenance distribuée : Concept, évaluation et mise en œuvre*. Thèse, Faculté des études supérieures de l'Université Laval.
- [Heckerman, 1995] Heckerman, D. (1995). A tutorial on learning with bayesian networks. Technical Report MSR-TR-95-06, Microsoft.

- [Heckerman et al., 1994] Heckerman, D., Geiger, D., et Chickering, M. (1994). Learning bayesian networks : The combination of knowledge and statistical data. Dans *The 10th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, pages 293–301.
- [Hosseini et al., 2006] Hosseini, S. S. M., Safaei, N., et Asgharpour, M. J. (2006). Reprioritization of failures in a system failure mode and effects analysis by decision making trial and evaluation laboratory technique. *Reliability Engineering & System Safety*, 91(8) :872–881.
- [Howard et Matheson, 1981] Howard, R. A. et Matheson, J. E. (1981). *Influence Diagrams In Applications of Decision Analysis, Strategic Decisions Group*. Menlo Park, California.
- [Hu et al., 1996] Hu, J., Brown, M. K., et Turin, W. (1996). A tutorial on hidden markov models and selected applications in speech recognition. *IEEE Transaction Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18(10) :1039–1045.
- [Huang et Suen, 1995] Huang, Y. S. et Suen, C. Y. (1995). A method of combining multiple experts for the recognition of unconstrained handwritten numerals. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine intelligence*, 17(1) :90–93.
- [Isermann et Balle, 1997] Isermann, R. et Balle, P. (1997). Trends in the application of model-based fault detection and diagnosis of technical processes. *Control Engineering Practice*, 5(5) :709–719.
- [Isermann et Ulieru, 1993] Isermann, R. et Ulieru, M. (1993). Integrated fault detection and diagnosis. Dans *Proceedings of the IEEE conference in Systems, Man and Cybernetics : Systems Engineering Service of Human*, volume 1, pages 743–748, New York.
- [Ivy, 2005] Ivy, J. S. and Pollock, S. M. (2005). Marginally monotonic maintenance policies for a multi-state deteriorating machine with probabilistic monitoring, and silent failures. *IEEE Transactions on Reliability*, 54(3) :489–497.
- [Jensen, 1996] Jensen, F. V. (1996). *An Introduction to Bayesian Networks*. UCL Press.
- [Kakizawa et al., 1998] Kakizawa, Y., H., S. R., et Tanigushi, N. (1998). Discrimination and clustering for multivariate time series. *Amer. Stat. Assoc.*, 38(441) :328–340.
- [Kallen et Noortwijk, 2006] Kallen, M. J. et Noortwijk, J. M. V. (2006). Optimal periodic inspection of a deterioration process with sequential condition states. *International Journal of Pressure Vessels and Piping*, pages 783–797.
- [Kjærulff et Madsen, 2005] Kjærulff, U. B. et Madsen, A. L. (2005). Probabilistic networks - an introduction to bayesian networks and influence diagrams. Technical report, Hugin.
- [Kobbacy et Jeon, 2002] Kobbacy, K. A. et Jeon, J. (2002). Generalized non-stationary preventive maintenance model for deteriorating repairable systems. *Quality and Reliability Engineering International*, 18 :367–372.
- [Krause, 1998] Krause, P. (1998). Learning probabilistic networks.
- [Kuncheva et al., 2001] Kuncheva, L., Bezdek, J., et Duin, R. (2001). Decision templates for multiple classifier fusion : an experimental comparison. *Pattern Recognition*, 34(2) :299–314.
- [Lam, 1997] Lam, Y. (1997). An optimal maintenance model using a number of different actions. *Time Ser. Anal.*, 37(4) :615–622.
- [Langley et al., 1992] Langley, P., Wayne, I., et Thompson, K. (1992). An analysis of bayesian classifiers. Dans *Proceedings of the Tenth National Conference on Artificial Intelligence*, pages 223–228.
- [Laprie, 1992] Laprie, J. C. (1992). *Dependability : basic concepts and terminology*. Springer Verlag, Vienna, Austria.

- [Lauritzen, 1992] Lauritzen, S. (1992). Propagation and probabilities, means and variances in mixed graphical association models. *JASA*, 87(420) :1098–1108.
- [Lee et Shin, 1993] Lee, S. et Shin, K. G. (1993). Optimal and efficient probabilistic distributed diagnosis schemes. *IEEE Transactions on Computers*, 42(3) :882–886.
- [Léger, 1999] Léger, J. B. (1999). *Contribution méthodologique à la maintenance prévisionnelle des systèmes de production : Proposition d'un cadre formel de modélisation*. Thèse, Université Henri Poincaré (UHP), Nancy I.
- [Leray, 2006] Leray, P. (2006). Réseaux bayésiens : Apprentissage et diagnostic de systèmes complexes, Habilitation à Diriger les Recherches, Université de Rouen, France.
- [Leray et Francois, 2004] Leray, P. et Francois, O. (2004). Réseaux bayésiens pour la classification méthodologie et illustration dans le cadre du diagnostic médical. *Revue d'intelligence Artificielle*, 18(2) :169–193.
- [Levitt et al., 1989] Levitt, T., Mullin, J., , T., et Binford, T. (1989). Model-based influence diagrams for machine vision. Dans *Workshop on Uncertainty in Artificial Intelligence, Association for Uncertainty in Artificial Intelligence*, pages 233–244.
- [Li, 2000] Li, C. (2000). *A Bayesian Approach To temporal Clustering Using The Hidden Markov Model Methodology*. Thèse, Faculty of the Graduate School of Vanderbilt University.
- [Liao, 2005] Liao, W. T. (2005). Clustering of time series data- a survey. *Pattern Recognition*, 38 :1857–1874.
- [Magni et al., 2000] Magni, L., Scattolini, R., et Rossi, C. (2000). A fault detection and isolation method for complex industrial systems. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 30 :860–865.
- [Mannila et Seppänen, 2001] Mannila, H. et Seppänen, J. (2001). Recognizing similar situations from event sequences. Dans *First SIAM Conference on Data Mining*.
- [Mannila et al., 1997] Mannila, H., Toivonen, H., et I., V. A. (1997). A mathematical theory of communication. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 1 :259–249.
- [Margaritis, 2003] Margaritis, D. (2003). *Learning Bayesian Network Model Structure from Data*. Thèse, School of Computer Science, Carnegie Mellon University, Pittsburgh.
- [Marquez et Heguedas, 2002] Marquez, A. C. et Heguedas, A. S. (2002). Models for maintenance optimization : a study for repairable systems and finite time periods. *Reliability Engineering & System Safety*, 75 :367–377.
- [Martorell et al., 1999] Martorell, S., Sanchez, A., Munz, A., Pitarch, J. L., Serradell, V., et Roldan, J. (1999). The use of maintenance indicators to evaluate the effects of maintenance. *Reliability Engineering & System Safety*, 65(2) :85–94.
- [Milne, 1987] Milne, R. (1987). Strategies for diagnosis. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 17(3) :333–339.
- [Mitchell, 1997] Mitchell, T. (1997). *Bayesian Learning, Chapter 6 of Machine Learning*.
- [Mobeley, 2002] Mobeley, R. K. (2002). *An introduction to predictive maintenance*. Butterworth Heinemann, second edition.
- [Muller, 2005] Muller, A. (2005). *Contribution à la maintenance prévisionnelle des systèmes de production par la formalisation d'un processus de pronostic*. Thèse, Ecole doctorale IAEM Lorraine.
- [Murphy, 2002] Murphy, K. P. (2002). *Dynamic Bayesian Networks : Representation, Inference and Learning*. Thèse, University of California, Berkeley.

- [Mylaraswamy et Venkatasubramanian, 1997] Mylaraswamy, D. et Venkatasubramanian, V. (1997). A hybrid framework for large scale process fault diagnosis. *Comput. Chem.*, 21(S) :S935–S940.
- [Neapolitan, 2004] Neapolitan, R. E. (2004). *Learning Bayesian Networks*. Pearson, USA.
- [Nodelman et al., 2002] Nodelman, U., Shelton, C., et Koller, D. (2002). Continuous time bayesian networks. Dans *the 21st Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, pages 249–260.
- [Nodelman et al., 2005] Nodelman, U., Shelton, C., et Koller, D. (2005). Expectation maximisation and complex duration distributions for continuous time bayesian networks. Dans *the 21st Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*.
- [Nowlan et Heape, 1978] Nowlan, F. S. et Heape, H. F. (1978). Reliability-centred maintenance. Final report for contract MDA 903-75-c-0349, Office of Assistant Secretary of Defense, Washington, D.C.
- [Noyes et Pérès, 1998] Noyes, D. et Pérès, F. (1998). Maintenance strategies integrated into production management : towards performance optimisation. Dans *Proceedings of the IFAC-INCOM conference*.
- [Oukhellou, 1997] Oukhellou, L. (1997). *Paramétrisation et classification de signaux en contrôle non destructif. Application à la reconnaissance des défauts de rails par courants de Foucault*. Thèse, Université Paris XI Orsay.
- [Parhami, 1994] Parhami, B. (1994). A multi-level view of dependable computing. *Computers & Electrical Engineering*, 20(4) :347–368.
- [Pearl, 1986] Pearl, J. (1986). Fusion, propagation, and structuring in belief networks. *Artificial Intelligence*, 29(3) :241–288.
- [Pearl et Verma, 1991] Pearl, J. et Verma, T. (1991). A theory of inferred causation. *Allen, J. F., Fikes, R., and Sandewall, E. (Eds.), KR'91 : Principles of Knowledge Representation and Reasoning*, 71 :441–452.
- [Piccolo, 1990] Piccolo, D. (1990). A distance measure for classifying ARMA models. *Time Ser. Anal.*, 11(2) :153–163.
- [Portefaix, 1981] Portefaix, A. (1981). Etude statistique de la méthode de contrôle des rails en voie. *Revue Générale des Chemins de Fer*, pages 327–339.
- [Provan, 2003] Provan, G. (2003). Prognosis and condition based monitoring : an open system architecture using dynamic wavelet networks. Dans *Proceedings of the fifth IFAC symposium in Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes*, pages 57–62.
- [Puterman, 1994] Puterman, M. L. (1994). *Markov Decision Processes*. J. Wiley & Sons, New York.
- [Rabiner, 1989] Rabiner, L. R. (1989). A tutorial on hidden markov models and selected applications in speech recognition. *Proceedings of IEEE*, 77(2) :257–286.
- [Ragot et al., 1990] Ragot, J., Darouach, M., Maquin, et Bloch, G. (1990). *Validation de données et diagnostic*. Hermès.
- [Ramoni et al., 1998] Ramoni, M., P., S., et Cohen, P. (1998). Bayesian clustering by dynamics. *Machine Learning*, 47 :91–121.
- [Ramoni et al., 2000] Ramoni, M., P., S., et Cohen, P. (2000). Multivariate clustering by dynamics. Dans *Proceedings of the 2000 National Conference on Artificial Intelligence (AAAI-2000)*.

- [Rao, 1996] Rao, B. (1996). *Handbook of Condition Monitoring*. Elsevier, Oxford.
- [Rees, 1997] Rees, R. (1997). What is a failure. *IEEE Transactions on Reliability*, 46 :163.
- [Reimar et Tresp, 1996] Reimar, H. et Tresp, V. (1996). Discovering structure in continuous variables using bayesian networks. Dans Touretzky, D. S., Mozer, M. C., et Hasselmo, M. E., editors, *Advances in Neural Information Processing Systems*, volume 8, pages 500–506. The MIT Press.
- [Retour et al., 1990] Retour, D., Bouche, M., et Plauchu, V. (1990). Où va la maintenance industrielle. *Problèmes Économiques*, 2.
- [Richard et al., 2001] Richard, O. D., Peter, E. H., et David, G. S. (2001). *Pattern classification*. Wiley, New York, second edition.
- [Rivier et Putallaz, 2005] Rivier, A. et Putallaz, J. (2005). Audit sur l'état du réseau ferré français. Technical report.
- [Rust, 1987] Rust, J. (1987). Optimal replacement of gmc bus engines : An empirical model of harold zourcher. *Econometrica*, 55 :999–1033.
- [Samé et al., 2007] Samé, A., Bouillaut, L., Aknin, P., et Ben Salem, A. (2007). Réseaux bayésiens dynamiques à variable exogène continue pour la classification des points singuliers d'une voie ferrée. *RIA 2007*, 21(3) :353–370.
- [Samé et al., 2006] Samé, A., Bouillaut, L., Ben Salem, A., et Levy, D. (2006). Apports des réseaux bayésiens dynamiques et des modèles de mélange gaussiens pour la classification des points singuliers de l'infrastructure ferroviaire. Dans *Proceedings of the $\lambda\mu$ 15*, Lille, France.
- [Sanchez Soto, 2005] Sanchez Soto, E. (2005). *Réseaux Bayésiens Dynamiques pour la Vérification du Locuteur*. Thèse, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications.
- [Santoso et al., 1999] Santoso, N. I., Darken, C., Povh, G., et Erdmann, J. (1999). Nuclear plant fault diagnosis using probabilistic reasoning. *IEEE Power Engineering Society Summer Meeting*, 2 :714–719.
- [Shumway et Stoffer, 2000] Shumway, R. H. et Stoffer, D. S. (2000). *Time Series Analysis and Its Applications*. Springer-Verlag.
- [Simmons et Pollock, 2005] Simmons, G. J. et Pollock, S. M. (2005). Marginally monotonic maintenance policies for a multi-state deteriorating machine with probabilistic monitoring, and silent failures. *IEEE Transactions on Reliability*, 54(3) :489–497.
- [Sénéchal, 2004] Sénéchal, O. (2004). Pilotage des systèmes de production vers la performance globale. Technical report, Université de valenciennes et du Hainaut Cambresis. Habilitation à diriger les recherches.
- [Spirtes et al., 1993] Spirtes, P., Glymour, C., et Scheines, R. (1993). *Causation, prediction, and search*. Springer-Verlag.
- [Stewart, 2001] Stewart, M. G. (2001). Reliability-based assessment of ageing bridges using risk ranking, life cycle cost decision analyses. *Reliability Engineering & System Safety*, 74(3) :263–273.
- [Sutton et Barto, 1998] Sutton, R. S. et Barto, A. G. (1998). *Introduction to Reinforcement Learning*. MIT Press, Cambridge, Massachusetts.
- [Wang, 2002] Wang, H. (2002). A survey of maintenance policies of deteriorating systems. *European Journal of Operational Research*, 139 :469–489.

- [Wang et Vachtsevanos, 1999] Wang, P. et Vachtsevanos, G. (1999). Fault prognosis using dynamic wavelet networks. Dans *Proceedings of the Maintenance and Reliability Conference (MARCON99)*.
- [Weber et Jouffe, 2003] Weber, P. et Jouffe, L. (2003). Reliability modelling with dynamic bayesian networks. Dans *Proceedings of the 5th IFAC symposium on fault detection, supervision and safety of technical processes, SafeProcess*, pages 33–42.
- [Weber et Jouffe, 2006] Weber, P. et Jouffe, L. (2006). Complex system reliability modelling with dynamic object oriented bayesian networks (DOOBN). *Reliability Engineering & System Safety*, 91 :149–162.
- [Willisky, 1976] Willisky, A. (1976). A survey of design methods for failure detection in dynamic systems. *Automatica*, 21 :601–611.
- [Witten et al., 2005] Witten, I. H., , et Eibe, F. (2005). *Data Mining : Practical machine learning tools and techniques*. Morgan Kaufmann, second edition.
- [Xutao et Hesham, 2004] Xutao, D. et Hesham, A. (2004). A hidden markov model for gene function prediction from sequential expression data. Dans *Proceedings of the 2004 IEEE Computational Systems Bioinformatics Conference*.
- [Yehezkel et Lerner, 2005] Yehezkel, R. et Lerner, B. (2005). Recursive autonomy identification for bayesian network structure learning. Dans *The 10th International Workshop on Artificial Intelligence and Statistics, AISTATS 2005*, pages 429–436.
- [Zweig, 1996] Zweig, G. (1996). *A forward-backward algorithm for inference in Bayesian networks and an empirical comparison with HMMs*. Thèse, Comp. Sci., U.C. Berkeley,.