



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>



Approches par décomposition pour des problèmes réels de planification et de tournées de véhicules

THÈSE

présentée et soutenue publiquement le 04 novembre 2020

pour l'obtention du

Doctorat de l'Université de Lorraine
(mention informatique)

par

Bilal MESSAOUDI

Composition du jury

<i>Rapporteurs :</i>	Aziz MOUKRIM Jakob PUCHINGER	Professeur, Université de Technologie de Compiègne Professeur, CentraleSupélec - Université Paris-Saclay
<i>Examineurs :</i>	Ammar OULAMARA Nacima LABADIE Safia KEDAD-SIDHOUM Lydia BOUDJELOUD-ASSALA	Professeur, Université de Lorraine (directeur de thèse) Professeur, Université de technologie de Troyes Professeur, Conservatoire National des Arts et Métiers Maître de Conférences (HDR), Université de Lorraine
<i>Invité :</i>	Marc GROJEAN	Directeur de l'entreprise Antsway

Remerciements

Je tiens en premier lieu à remercier vivement mon directeur de thèse, le Professeur Ammar OULAMARA, que ce soit pour ses précieux conseils et orientations, mais aussi pour sa présence durant toute la période de cette thèse.

Je remercie également Marc GROJEAN pour son chaleureux accueil ainsi que pour la confiance qu'il m'a accordée dans la réalisation des différents travaux au sein de la start-up Antsway. Je m'estime ainsi très chanceux d'avoir fait part de cette expérience enrichissante en me donnant accès à l'exploration de nombreux challenges qui sont encore d'actualité et à la rencontre de certains clients de l'entreprise avec qui j'ai pu avoir des discussions très intéressantes.

Je tiens à exprimer ma gratitude envers l'ensemble des membres du jury pour avoir pris le temps d'examiner mon travail de thèse ainsi que pour leurs remarques et commentaires.

Je n'oublie pas de remercier toutes les personnes incluant amis et collègues que j'ai pu rencontrer au laboratoire Loria ainsi qu'à Antsway pour la bonne ambiance dans laquelle j'ai pu m'épanouir dans mon travail, leur bienveillance et leur enthousiasme qui m'ont permis de progresser tout en gardant la motivation.

Enfin, je dédie cette thèse à ma famille qui n'a cessé de me soutenir, et ce malgré la distance, je leur exprime toute mon affection. Sans oublier mes amis et mes proches et toutes les personnes que je n'ai pas pu citer, qui m'ont aidé à garder le moral dans les moments difficiles, merci infiniment.

Sommaire

Liste des tableaux ix

Table des figures xi

Introduction générale 1

Chapitre 1

Contexte et problématiques industrielles 3

- 1.1 Introduction 3
- 1.2 Contexte actuel de l'organisme d'accueil 3
- 1.3 Problèmes d'optimisation et réalité 4
- 1.4 Contexte de la thèse CIFRE 5
- 1.5 Objectifs et organisation de la thèse 6

Chapitre 2

Problème de tournées de véhicules riche avec périodes multiples : application dans le secteur de l'hygiène 9

- 2.1 Introduction 9
- 2.2 Cas industriel 10
- 2.3 État de l'art 11
- 2.4 Définition du problème 16
- 2.5 Approche de résolution 17
 - 2.5.1 Phase 1 : Planification des semaines 17
 - 2.5.2 Phase 2 : Planification des jours 19
 - 2.5.3 Phase 3 : Construction des tournées 20
- 2.6 Tests et résultats 25
 - 2.6.1 Instance industrielle 25
 - 2.6.2 Résultats des expérimentations 26
 - 2.6.3 Comparaison avec le Consistent Vehicle Routing Problem (ConVRP) . . . 34

2.6.4	Comparaison avec le Periodic Vehicle Routing Problem with Driver Consistency (PVRP-DC)	35
2.7	Conclusion et perspectives	39

Chapitre 3

Problème de planification et d’optimisation de la recharge de bus électriques 47

3.1	Introduction	47
3.2	Etat de l’art	48
3.2.1	Processus décisionnel pour le transport public	48
3.2.2	Revue de la littérature	49
3.3	Contexte et description du cas d’étude	52
3.4	Notations du problème	54
3.5	Formulation mathématique	55
3.6	Approche de résolution	57
3.6.1	Affectation des services aux bus	57
3.6.2	Allocation des places de parking aux bus	58
3.6.3	Optimisation de la recharge	60
3.7	Tests et résultats	61
3.7.1	Génération d’instances	61
3.7.2	Résultats	62
3.8	Conclusion et perspectives	64

Chapitre 4

Problème de tournées de véhicules à deux échelons avec contraintes de synchronisation 67

4.1	Introduction	67
4.2	Revue de la littérature	67
4.3	Présentation du cas industriel	70
4.4	Description du problème	72
4.5	Approche de résolution	73
4.5.1	Phase 1 : Construction des tournées au niveau des sous-dépôts	74
4.5.2	Phase 2 : Construction des tournées au niveau du dépôt principal	75
4.6	Résultats des expérimentations	76
4.6.1	Instance industrielle	76
4.6.2	Résultats	77
4.7	Conclusion et perspectives	81

Conclusion générale et perspectives	83
Bibliographie	87

Liste des tableaux

2.1	Notations du problème	17
2.2	Distribution des clients par produits demandés	27
2.3	Distribution des clients par fréquences demandées	27
2.4	Résultats du modèle de planification sur les semaines	27
2.5	Temps de service total en heures dans le planning quotidien	28
2.6	Distribution des clients dans le planning quotidien	28
2.7	Valeurs des paramètres de LNS	28
2.8	Résultats des tournées pour les jours types	29
2.9	Distances totales effectives sur l’horizon de planification en kilomètres avec l’ap- proche par jours types	29
2.10	Durées moyennes de service effectives sur l’horizon de planification en heures avec l’approche par jours types	30
2.11	Nombre de véhicules utilisés par jour de semaine avec l’approche par vecteurs	30
2.12	Distances totales effectives sur l’horizon de planification en kilomètres avec l’ap- proche par vecteurs	31
2.13	Durées moyennes de service effectives sur l’horizon de planification en heures avec l’approche par vecteurs	31
2.14	Résultats des expérimentations pour le ConVRP	36
2.15	Résultats du PVRP-DC pour les instances de 10 clients	39
2.16	Résultats du PVRP-DC pour les instances de 20 clients	40
2.17	Résultats du PVRP-DC pour les instances de 30 clients	41
2.18	Résultats du PVRP-DC pour les instances de 40 clients	42
2.19	Résultats du PVRP-DC pour les instances de 50 clients	43
2.20	Résultats du PVRP-DC pour les instances de 60 clients	44
2.21	Résultats du PVRP-DC pour les instances de 70 clients	45
3.1	Définitions et notations utilisées	55
3.2	Caractéristiques des instances générées	62
3.3	Paramètres d’électricité	62
3.4	Comparaison des résultats de la résolution entre les deux types d’instances	63
3.5	Analyse de la qualité des solutions	64
4.1	Notations utilisées pour le problème	73
4.2	Propriétés principales de l’instance traitée	78
4.3	Valeurs des paramètres utilisés dans la résolution	78
4.4	Résultats obtenus sur les différents sous-dépôts	80

Table des figures

2.1	Processus de décision pour la sélection de scénarios de visite pour un client demandant deux produits de fréquences 6 et 3	19
2.2	Exemple d'insertion d'un client dans une tournée existante en utilisant la méthode par vecteurs de journées avec un horizon de 4 semaines	25
2.3	Aperçu de l'emplacement géographique des clients	26
2.4	Distribution de la durée des tournées du lundi avec les approches par vecteurs et jours types	32
2.5	Distribution de la durée des tournées du mardi avec les approches par vecteurs et jours types	32
2.6	Distribution de la durée des tournées du mercredi avec les approches par vecteurs et jours types	33
2.7	Distribution de la durée des tournées du jeudi avec les approches par vecteurs et jours types	33
2.8	Distribution de la durée des tournées du vendredi avec les approches par vecteurs et jours types	34
2.9	Cas de perte d'optimalité avec la méthode par vecteurs de journées pour un véhicule et un horizon de 2 semaines en utilisant des distances euclidiennes	37
3.1	Processus de planification d'un schéma de transport public	49
3.2	Exemple des contraintes de blocage entre places de stationnement	53
3.3	Exemple d'affectation de cinq services à une flotte de bus électriques	59
3.4	Exemple de construction du modèle de flot à partir d'un planning composé de deux bus effectuant chacun deux services avec $\delta = 1$ heure	61
3.5	Analyse du temps d'exécution sur les étapes de résolution (échelles logarithmiques)	63
4.1	Organisation générale du cas industriel chez la société de transports	71
4.2	Position géographique des clients et dépositaires	77
4.3	Aperçu des points de livraison du dépôt principal et des sous-dépôts	79

Introduction générale

Dans un problème d'optimisation combinatoire, on cherche à trouver une solution qui optimise (maximise ou minimise) une fonction appelée 'fonction objectif' comportant plusieurs variables de décision tout en respectant un certain nombre de conditions appelées 'contraintes' définies sur ces variables. Cette solution, nommée solution optimale, appartient à un ensemble fini, et généralement très grand, de solutions qui vérifient toutes les contraintes du problème. On pourrait effectuer une recherche exhaustive de l'ensemble des solutions pour les comparer entre-elles et en extraire la meilleure, mais cela prendrait un temps extrêmement long pour beaucoup de problématiques, même sur des instances de petite taille en utilisant les ordinateurs les plus performants.

De ce fait, plusieurs approches et algorithmes destinés à résoudre les problèmes d'optimisation combinatoire ont vu le jour grâce aux différents travaux de recherche qui ne cessent de croître pour couvrir les nombreuses applications réelles. Or, l'efficacité de ces approches est liée à la complexité du problème traité, où un bon nombre de problèmes d'optimisation combinatoire sont NP-difficiles, qui pour lesquels on ne connaît aucun algorithme polynomial pour les résoudre. Bien qu'il y ait des progrès notables dans les performances des ordinateurs actuels en termes de vitesse de calcul, résoudre des instances réelles ou de grande taille d'un problème NP-difficile nécessitera, à ce jour, un temps de calcul très important. Parmi les approches proposées dans la littérature, nous trouvons les méthodes exactes qui permettent d'obtenir une solution optimale à une instance d'un problème, sauf qu'une telle résolution peut prendre un temps de calcul particulièrement long surtout lorsque le problème est NP-difficile ou si on est face à une instance de grande taille. D'un autre côté, nous trouvons les méthodes approchées de type heuristique ou métaheuristique qui permettent de pallier à la difficulté liée au temps de calcul important avec une promesse de fournir une solution de qualité en un temps raisonnable. Cette solution peut être proche ou pas de la solution optimale, et cela dépend de la complexité du problème traité, de sa dimension ainsi que de plusieurs facteurs caractérisant l'heuristique ou la métaheuristique utilisée. Le déterminisme, le nombre d'itérations, l'affinage des paramètres ou éventuellement la garantie de performance constituent des facteurs ayant un grand impact sur la qualité des solutions générées.

Les problèmes d'optimisation combinatoire sont souvent motivés par des problématiques réelles issues de différents domaines. Malheureusement, un bon nombre de cas traités dans la littérature simplifient les problématiques réelles et font parfois abstraction des contraintes essentielles de la problématique en question. Par ailleurs, dans le monde industriel, certaines problématiques impliquent de prendre des décisions ayant un fort impact économique. Nous pouvons citer comme exemple le problème d'allocation en logistique qui consiste à déterminer le meilleur emplacement des centres logistiques à installer, où les décisions à prendre sont importantes dans la mesure où un retour en arrière est très coûteux. C'est pourquoi, tenir compte de toutes les contraintes opérationnelles est nécessaire afin que les décisions prises reflètent fidèlement le besoin du décideur industriel.

D'un autre côté, résoudre un problème d'optimisation industriel requiert parfois un temps de réponse assez court pour permettre l'exploitation de la solution obtenue dans des délais raisonnables. Ainsi, utiliser des méthodes exactes pour traiter des instances de grande taille ne peut être envisagé pour la majorité des besoins des décideurs industriels.

Cette thèse, réalisée au sein de l'entreprise Antsway sous le dispositif CIFRE, vise à apporter des contributions d'un point de vue académique et industriel en proposant des méthodes approchées à des problèmes d'optimisation rencontrés par des clients industriels durant la période de la thèse. Ces méthodes ont en commun l'idée de la décomposition permettant de scinder le problème en différentes briques à résoudre par des heuristiques ou métaheuristiques. En outre, nous montrons les différentes difficultés pouvant être rencontrées dans les problèmes d'optimisation industriels en gardant une vision permanente sur les besoins réels des clients.

Ce document regroupe des problèmes réels traités durant la période de thèse et issus des prestations de R&D que Antsway a fournies à ses clients dans le domaine du transport et de la logistique. Le document présente en premier le contexte de la thèse CIFRE en décrivant l'organisme d'accueil et les différents challenges rencontrés par ce dernier ainsi que par ses clients industriels, puis trois chapitres représentant trois problématiques d'optimisation étudiées durant cette thèse.

Contexte et problématiques industrielles

1.1 Introduction

Avant d’entamer l’essentiel de la thèse, nous avons jugé utile de retracer les étapes clés qui nous ont permis de définir le cadre de la thèse et ses objectifs. Ces derniers ont subi plusieurs modifications, parfois majeures, jusqu’à arriver à leur stade actuel. Tout en allant du général au particulier, nous commençons par décrire brièvement l’organisme d’accueil de cette thèse CIFRE avant de donner un aperçu sur les challenges des problématiques issues du monde industriel. Ensuite, nous exposons les motivations de la thèse et l’environnement général ayant amené à la définition de ses objectifs qui seront énoncés en fin du chapitre.

1.2 Contexte actuel de l’organisme d’accueil

La thèse CIFRE a été réalisée au sein de la start-up Antsway. Elle édite et commercialise un logiciel d’optimisation de tournées de véhicules pour répondre aux besoins des clients industriels. Le logiciel embarque un moteur d’optimisation capable de résoudre plusieurs variantes du problème de tournées de véhicules tels que le *Pickup and Delivery Problem*, *Capacitated VRP*, *Multi-trip VRP*, etc. tout en intégrant un certain nombre de contraintes telles que la gestion des compartiments, les fenêtres de temps, les compétences des agents, la priorité entre les interventions, etc. La mission de l’entreprise ne se limite pas seulement à l’édition du logiciel d’optimisation, car elle propose aussi des solutions adaptées à des problèmes bien plus complexes qui ne peuvent être pris en charge directement par le logiciel.

L’essentiel de l’activité recherche et développement de l’entreprise repose donc sur la triptyque suivante : l’amélioration continue des performances du moteur d’optimisation, l’ajout de nouvelles fonctionnalités au logiciel (types de problèmes, contraintes, etc.) et la capacité à répondre à des demandes spécifiques des clients en un temps raisonnable pour une résolution hors logiciel. Force est de constater que l’entreprise se retrouve confrontée à une demande croissante de nouvelles fonctionnalités par les clients essentiellement d’ordre technique permettant d’améliorer l’usage quotidien du logiciel, ce qui va à l’encontre des deux autres objectifs cités précédemment. En effet, ces objectifs étant indépendants il n’est possible de gérer l’un d’eux que si l’on retarde l’échéance des deux autres, sauf si l’on dispose de trois équipes travaillant en parallèle sur ces axes, chose qui est n’est pas forcément à la portée des petites structures.

1.3 Problèmes d'optimisation et réalité

Cela va sans dire, nous trouvons un large panel de problèmes d'optimisation existants dans la littérature, qu'ils soient issus du monde réel ou pas. Le procédé de résolution scientifique classique repose sur la formulation du problème selon la compréhension du chercheur chargé de lui trouver une solution, la conception d'une approche de résolution puis de la tester sur des données qui sont le plus souvent 'fabriquées'. Cependant, et pour des problématiques purement industrielles, plusieurs difficultés viennent entraver ce processus lorsqu'il est appliqué.

Une première difficulté pourrait survenir lors du premier contact avec le client. Dans le meilleur des cas, un cahier des charges dessinant un ensemble de contraintes et objectifs bien définis du problème est fourni par le client. Cependant, la réalité peut être tout aussi différente où tous les objectifs du client ne sont pas clairement définis. Cela nécessite donc d'accompagner le client dans la formulation du problème en l'aidant à identifier les vraies contraintes et en traduisant ses besoins en objectifs. Cela dit, plusieurs étapes de validation de la compréhension du problème sont à prévoir, comportant par exemple des ajouts de contraintes non exprimées au début car adoptées naturellement dans le métier du client. C'est ici que réside toute la difficulté vu le délai que tout ce processus engendre, délai qui se répercutera sur l'échéance qui sera reportée afin de pouvoir présenter une première solution au client.

Vient ensuite une autre difficulté, qui caractérise particulièrement les problèmes de tournées de véhicules, s'agissant de l'étape de validation des données provenant du client industriel. Cette validation concerne essentiellement la donnée fondamentale pour ce type de problèmes qui s'agit des adresses à servir par les véhicules du client industriel, et ces dernières sont souvent sujettes à imprécision. Dans le meilleur des cas, les coordonnées géographiques des adresses auront été mises à disposition au préalable par un système d'information géographique déjà en place chez le client. Autrement, une étape de géocodage est nécessaire. Cette étape consiste à traduire les adresses sous format texte en coordonnées géographiques (latitude et longitude) qui seront utilisés par le moteur d'optimisation par la suite. La justesse de cette étape dépend fortement de la manière dont les adresses ont été saisies vu qu'elles vont être envoyées vers un service de géocodage qui se chargera de cette conversion de manière automatisée. Notons qu'aucun service de géocodage n'est parfait, qu'il soit gratuit ou payant, et peut générer des erreurs même si les adresses ont été toutes bien saisies, par exemple dans le cas d'une adresse comportant le nom d'une rue récemment baptisée. Les erreurs de géocodage peuvent être distinguées en deux types, soit par un échec en ne fournissant pas de coordonnées ou en proposant une liste alternative de coordonnées possibles, soit par la génération de coordonnées erronées supposées correctes par le service de géocodage. Pour s'affranchir du premier type d'erreur, un géocodage manuel devra être réalisé en vérifiant d'abord le format de l'adresse puis de la rechercher à l'aide de moteurs de recherche et en lançant des requêtes à différents services de cartographie. Le second type d'erreurs s'avère être le plus délicat à identifier et à gérer, et ce car les coordonnées erronées se fondent dans la masse des résultats valides. Si l'on connaît le périmètre d'intervention, nous pouvons construire le polygone correspondant afin d'éliminer tous les points se situant en dehors de ce polygone des résultats valides et de les vérifier à nouveau manuellement.

Après avoir conçu une méthode de résolution et proposé une solution au client, celui-ci a de fortes chances de ne pas être satisfait et les raisons peuvent être diverses. L'une des raisons évidentes s'agit de la non-satisfaction des attentes par rapport à la qualité de la solution, dans le cas où on prétend que cette dernière remplit toutes les conditions exigées par le problème. Le client pourra s'appuyer sur des solutions déjà existantes, qu'elles soient déjà utilisées en production ou fournies par un autre logiciel d'optimisation par exemple. Mais la raison que l'on rencontre assez souvent est liée à la non-satisfaction par rapport au respect des contraintes du

problème. Dans ce cas-là, une mise au point avec le client est nécessaire non seulement pour identifier ces contraintes non respectées mais aussi de revoir tous les éléments du problème pour prévenir des futures erreurs de définition (côté client) ou de compréhension (côté consultant) du problème. Une autre raison pouvant être rencontrée est la non-satisfaction par rapport à une ou plusieurs évolutions du problème, et cela peut être dû à plusieurs causes. La période écoulée et parfois longue entre la première prise de contact et la livraison d'une première solution au client s'inscrit comme l'une de ces causes. Le client est susceptible d'être confronté à des événements internes ou externes l'obligeant à revoir ses contraintes opérationnelles et de modifier ainsi une partie de sa problématique. Il existe aussi le cas dans lequel le client se rend compte à travers la solution proposée qu'une contrainte additionnelle doit être prise en considération ou que les critères de la fonction objectif n'ont pas été bien paramétrés par exemple.

Pour toutes ces raisons et difficultés citées dans ce qui a précédé, un seul facteur décisif les relie s'agissant du facteur temps. On constate bien l'importance de ce facteur lorsque l'entreprise chargée de fournir une solution reçoit des demandes provenant de plusieurs clients en même temps. Si cette entreprise est d'une petite structure, elle se retrouvera très vite limitée face à un manque de ressources pour gérer l'ensemble de ces demandes de tous clients.

1.4 Contexte de la thèse CIFRE

Initialement, le sujet envisagé de la thèse CIFRE visait le développement d'outils d'optimisation et d'aide à la décision pour faciliter l'intégration et l'usage des véhicules électriques dans les flottes captives d'entreprises de service. Cet objectif s'inscrivait dans le contexte des métiers de services et d'intervention clientèle. En se focalisant sur des problèmes complexes d'optimisation de tournées de véhicules électriques, l'objectif était de satisfaire les contraintes métier, liées surtout à la gestion des compétences des agents (conducteurs) et de ressources humaines, en garantissant la rentabilité économique de l'usage des véhicules électriques.

La start-up Antsway étant de par sa désignation une petite structure visant un équilibre financier, elle ne pouvait pas se permettre des développements sans débouchés immédiats. Or, l'introduction du véhicule électrique dans la logistique n'est pas encore au rendez-vous et le besoin d'outils de gestion de ces flottes n'est pas encore d'actualité. Par ailleurs, Antsway a reçu un nombre croissant de demandes d'études sur des problèmes spécifiques et complexes liés au transport et à la logistique. Ces problèmes provenant de différents clients industriels, leur gestion devient ardue au vu de l'effectif modeste de la start-up. Pour cette raison, et à cause des difficultés citées précédemment dans ce chapitre et qui peuvent être rencontrées, ma mission dans la start-up a vite évolué pour couvrir les besoins de cette dernière en me réaffectant sur les problématiques les plus poussées des clients ayant un lien avec la recherche opérationnelle.

Nous trouvons différents types de problématiques parmi celles traitées, avec des difficultés très variées allant d'une simple prestation de service personnalisée, avec le logiciel commercialisé Antsroute, à l'accompagnement sur mesure du client en entreprenant une démarche de conseil. La majeure partie de ces problématiques relèvent fortement du domaine de la recherche opérationnelle. À cela peuvent s'y ajouter d'autres domaines comme celui des statistiques ou de l'apprentissage nécessitant d'implémenter les techniques avancées de chacun de ces domaines pour résoudre au mieux les problématiques rencontrées. Beaucoup d'entre elles partagent la propriété de la taille des instances qui reste assez grande. Ainsi, la résolution exacte de ces instances ne peut se faire en un temps raisonnable, et bon nombre de clients industriels exigent des temps de résolution de plus en plus courts. Ces temps doivent s'adapter au processus opérationnel chez le client pour ne pas retarder à minima le début de l'étape suivante du processus. Par exemple,

une société de transport qui souhaite optimiser ses tournées de livraison pour un jour donné a pour temps de résolution la durée entre l'enregistrement de la dernière commande et le début de chargement des produits à livrer durant ce jour.

1.5 Objectifs et organisation de la thèse

Dans le cadre de cette thèse, l'objectif principal est de proposer des approches de résolution pour des problèmes d'optimisation issus du monde réel et qui ont été rencontrés par des clients industriels. Ces problèmes sont originaux par leur nature car ils incluent les spécificités de chaque client que ce soit en contraintes ou en objectifs à atteindre.

Nous ne pouvons pas étudier dans ce manuscrit toutes les problématiques traitées bien que certaines soient particulièrement intéressantes soit parce qu'elles embarquent des notions appartenant à plusieurs domaines de recherche soit parce qu'elles revêtent d'un caractère confidentiel pour l'entreprise d'accueil. Ainsi, nous avons dû en sélectionner trois qui associent les différentes caractéristiques rencontrées comme la classe du problème à traiter (tournées de véhicules, planification et ordonnancement), la difficulté à exprimer les besoins du client (estimation de paramètres dans les contraintes/objectifs) ou la méthode utilisée pour résoudre le problème (hybridation de méthodes exactes et/ou approchées).

Toutes les problématiques qui seront traitées dans les prochains chapitres sont complexes de par la nature des contraintes à considérer et la taille des instances industrielles à traiter. Toutes ces problématiques ont pour facteur commun la résolution à l'aide d'approches par décomposition. Bien que ces approches ont tendance à s'éloigner de la solution optimale, elles permettent cependant de réduire la difficulté du problème et de raccourcir le temps de calcul nécessaire pour atteindre une solution faisable.

Ce manuscrit de thèse est organisé en trois chapitres.

Dans le Chapitre 2, nous étudions un problème de tournées de véhicules riche avec périodes multiples. Ce problème nous a été posé par une entreprise spécialisée dans les services d'hygiène auprès de clients professionnels. Cette entreprise propose la livraison des équipements d'hygiène (essuie-mains, gels, distributeurs de savon, etc.) y compris leur gestion (installation ou remplacement). Les clients de cette entreprise demandent un ou plusieurs services avec des fréquences définies sur une durée de 12 semaines. Ces services peuvent inclure la livraison de plusieurs types de produits, où chaque produit a sa propre fréquence de livraison. Le but est de planifier les visites chez les clients sur un horizon de 12 semaines, de sorte à minimiser les distances totales parcourues et à satisfaire un ensemble de contraintes classiques du VRP (fenêtres de temps, durée maximale des tournées, etc.) et une contrainte particulière de 'consistance', où chaque client est toujours visité par le même agent. Pour ce problème, nous proposons une approche de résolution par décomposition, où nous planifions, dans la première phase, les clients sur les semaines et les jours de sorte à minimiser le nombre de visites par client durant l'horizon de planification. Puis, dans la seconde phase, nous proposons deux méthodes basées sur une métaheuristique pour optimiser les tournées de véhicules tout en vérifiant la consistance des tournées. Notre approche est testée sur une instance réelle de l'entreprise qui contient plus de 6000 clients. Notre approche permet de réduire la taille de la flotte de l'entreprise jusqu'à 40%.

Dans le Chapitre 3, nous traitons un problème de gestion de transport en commun proposé par opérateur de transport public en France. Il s'agit ici de remplacer les bus thermiques par des bus électriques et de proposer un outil d'aide à la décision pour répondre aux objectifs suivants : l'attribution des bus électriques aux services des lignes, l'allocation des places de stationnement aux bus en tenant compte des contraintes de blocage entre ces places lors des entrées et sorties

des bus pour effectuer les services, et enfin l'orchestration de la recharge des bus de sorte à assurer les services sans rupture de charge. Nous proposons pour ce problème une modélisation mathématique puis une approche par décomposition en trois étapes. La résolution d'instances générées à partir d'instances réelles permettent de valider notre approche.

Dans le Chapitre 4, nous traitons un problème de distribution d'un quotidien dans la région du Grand Est en France. Ce problème étant proposé par la société de distribution du quotidien en question. Il s'agit d'un problème de tournées de véhicules multi-échelon, avec des contraintes opérationnelles d'impression de journaux et des contraintes de synchronisation dans les dépôt satellites ainsi que des fenêtres de temps pour les livraisons. Nous développons pour ce problème une méthode par décomposition en deux étapes. Dans la première étape, nous traitons le problème de tournées de véhicules du second échelon en respectant les contraintes de synchronisation et de fenêtres de temps pour la livraison chez les clients. Puis, dans la deuxième étape, nous résolvons le problème de tournées de véhicules du premier échelon en respectant les contraintes opérationnelles liées à l'impression des journaux. Dans les deux étapes, nous proposons des méta-heuristiques de recherche à large voisinage. L'approche de résolution est validée sur des instances réelles fournies par la société de transports.

Enfin, nous proposons une conclusion et quelques perspectives de ce travail de thèse, et nous discutons aussi des difficultés de mettre en production les méthodes d'optimisation sur des cas complexes de grande taille.

Problème de tournées de véhicules riche avec périodes multiples : application dans le secteur de l'hygiène

2.1 Introduction

Le problème de tournées de véhicules, ou *Vehicle Routing Problem* (VRP), est utilisé pour modéliser de nombreuses problématiques du monde réel, essentiellement dans le domaine du transport. Depuis l'introduction du VRP classique par Dantzig et Ramser [31], plusieurs variantes ont été étudiées dont certaines sont motivées par des cas pratiques issus du monde réel. L'une de ces variantes est le problème de tournées de véhicules périodique, ou *Periodic VRP* (PVRP). Dans ce problème, un horizon de planification de plusieurs jours est généralement considéré à côté d'un ensemble de clients d'une entreprise à visiter plus d'une fois avec différentes fréquences. Ce problème particulier s'inscrit dans la stratégie à moyen terme de l'entreprise. Cela s'effectue au niveau de la planification des tournées pour permettre un lissage des demandes de clients et une utilisation efficace des ressources (véhicules, agents, etc.). L'un des principaux avantages financiers pour l'entreprise est d'éviter la sous-traitance de l'activité de transport, lors d'une surcharge de commandes à livrer par exemple, qui génère un coût supplémentaire significatif. De plus, ce type de problèmes permet de grouper les visites de clients se situant dans un même périmètre et de réduire ainsi les coûts des tournées générées.

Ce chapitre est dédié à l'étude d'une variante du problème de tournées de véhicules périodique issu d'un cas réel rencontré par une entreprise proposant des services d'hygiène. Sur un horizon de planification de 12 semaines, la particularité de cette variante réside en la présence de différents produits demandés par le même client, et chacun de ces produits est caractérisé par une fréquence de livraison pouvant être différente que celle des autres produits demandés. L'objectif est de grouper les visites au même client en respectant les fréquences de chaque produit, mais aussi de minimiser le nombre de véhicules utilisés et les distances totales parcourues ainsi que l'équilibrage de la charge de travail entre les agents. Pour le dernier objectif, une contrainte forte impose que les visites planifiées pour un même client le long de l'horizon de planification soient effectuées par le même agent. Cette dernière contrainte est connue dans la littérature sous le nom de *driver consistency* qui a été introduite par Groër et al. [54]. Nous commençons par donner une description du cas industriel avec le contexte du problème dans l'entreprise. Nous passons ensuite en revue les différents problèmes étudiés dans la littérature en rapport avec la variante du PVRP étudiée. Après avoir donné une définition formelle du problème, nous détaillons l'approche de

résolution adoptée avec deux méthodes de construction de tournées. Enfin, nous exposons les résultats obtenus sur l'instance industrielle fournie par l'entreprise ainsi que les résultats de comparaison avec différents travaux de la littérature pour terminer le chapitre avec quelques conclusions et des perspectives de recherche pour le problème traité.

2.2 Cas industriel

Nous nous focalisons dans ce qui suit sur un problème rencontré par une entreprise spécialisée dans les services d'hygiène pour des clients professionnels. Plus précisément, l'entreprise en question offre un service de nettoyage des différents sanitaires de ses clients, tout en leur fournissant des équipements et produits d'hygiène tels que des essuie-mains ou des distributeurs de savon. Afin de résoudre les problèmes de planification et de construction de tournées, l'entreprise fait appel à un logiciel d'optimisation pour planifier les tournées quotidiennes des agents d'intervention. Face à l'exigence croissante des besoins du service client, et afin de garder son avantage compétitif, l'entreprise ne parvient plus à satisfaire tous ses besoins, traduits sous forme de contraintes, à travers ce logiciel, l'obligeant ainsi à effectuer plusieurs modifications manuelles dans la solution obtenue. Ces modifications peuvent être très difficiles à gérer manuellement et nécessitent en général l'intervention d'un expert ayant une expérience significative avec le fonctionnement de l'entreprise et dans le domaine de l'hygiène professionnelle. L'autre inconvénient du logiciel réside dans la qualité des solutions fournies qui n'est pas satisfaisante, particulièrement en termes de distance totale parcourue, du nombre de véhicules utilisés et du nombre de visites pour chaque client. De plus, l'équipe de direction souhaite réduire considérablement la dépendance à l'expertise humaine.

Le but de ce travail est de concevoir une nouvelle approche d'optimisation qui inclut toutes les contraintes opérationnelles des métiers agent dans la planification et la construction de tournées en tenant compte des objectifs suivants :

- Équilibrage de la charge de travail entre les agents.
- Minimisation de la distance totale parcourue.
- Minimisation du nombre de véhicules utilisés.
- Minimisation du nombre de visites pour chaque client.

Actuellement, l'entreprise gère environ 6000 clients sur une période (horizon) de planification cyclique de 12 semaines. Ces clients sont géographiquement répartis autour de la région d'Île-de-France. En fonction du contrat de chaque client signé avec l'entreprise, les agents d'intervention effectuent différentes activités de nettoyage des sanitaires à diverses fréquences, en plus de la fourniture de produits d'hygiène. L'entreprise attribue systématiquement à chaque client le même agent. Cela est justifié par le besoin d'améliorer leur productivité, où, par exemple, un agent ne devrait pas perdre du temps pour chercher à nouveau l'emplacement des sanitaires dans l'immeuble du client. 14 types de produits sont utilisés dans les livraisons, et chaque demande de produit pour un client donné est caractérisée par une quantité et une fréquence d'approvisionnement sur l'horizon de planification. Les fréquences de livraison sont définies à partir d'un champ de valeurs possibles, à savoir 1, 2, 3, 6 et 12, où elles représentent le nombre de visites chez le client sur les 12 semaines de l'horizon. Les clients nécessitent généralement plus d'un type de produit, et ne sont pas forcément visités chaque semaine. Par exemple, les essuie-mains sont souvent livrés une fois par semaine (fréquence égale à 12) et les recharges de savon liquide sont livrées toutes les 2 semaines (fréquence égale à 6). La durée de service chez un client inclut le temps requis pour le nettoyage et la livraison des produits demandés. La durée de livraison dépend des types et quantités de produits demandés par le client, tandis que celle du nettoyage

reste constante indépendamment des types et quantités de ces produits.

L'entreprise dispose d'une flotte hétérogène de 40 véhicules avec différentes capacités. Tous les véhicules commencent et terminent leurs tournées au dépôt central. L'objectif est de satisfaire toutes les demandes des clients en utilisant le moins de véhicules possible, tout en respectant les contraintes opérationnelles suivantes :

- *Capacité des véhicules*, qui ne doit pas être dépassée par la somme des quantités demandées des clients affectés à la même tournée.
- *Durée des tournées*, où la durée totale de chaque tournée ne doit pas dépasser un temps de travail réglementaire.
- *Jour de visite*, le jour de semaine doit être le même pour chaque client, sachant que ce dernier ne peut pas être visité plus d'une fois par semaine.
- *Même agent par client*, où chaque client doit être visité par le même agent durant toute la période.

L'instance qui nous a été fournie contient plus de 6000 clients avec un nombre total de requêtes avoisinant les 70000.

2.3 État de l'art

Compte tenu de la richesse du cas industriel en termes des différentes contraintes qui le caractérisent, nous proposons ici d'identifier les problèmes de la littérature ayant un rapport avec notre problématique, avant de passer en revue les travaux qui les traitent.

Parmi les variantes du problème de tournées de véhicules (VRP) nous trouvons le problème de tournées de véhicules périodique (PVRP). Dans le PVRP, on dispose d'un horizon de planification composé de plusieurs périodes. La période désignant soit le jour ou bien la semaine. Les clients peuvent demander à être visités plus d'une fois (fréquence de visites) sur l'horizon de planification. Éventuellement, le client peut restreindre les jours de visite en définissant un ensemble de scénarios possibles qui dépendent de ses besoins. Par exemple, sur un horizon de planification de 5 jours, si un client requiert deux visites sur cet horizon avec deux jours d'intervalle au minimum, alors les paires de jours de visite possibles sont : (1,4), (1,5) et (2,5). On distingue différentes fonctions objectifs, telles que la minimisation de la distance parcourue, du temps de conduite ou du coût total du transport sur tout l'horizon ; cependant, la répartition égale de la charge de travail sur les véhicules, le nombre de véhicules et la qualité du service peuvent également faire partie de la fonction d'optimisation. Le problème nécessitera de prendre une décision sur les plannings de visite des clients et sur la construction de tournées sur chaque période de l'horizon.

Au vu de la présence de sa caractéristique périodique dans de nombreuses applications réelles, le PVRP est largement étudié dans la littérature. Parmi ces applications, nous le trouvons dans l'industrie de collecte, par exemple, celle de déchets ménagers [75], médicaux [93] ou animaux [22], dans les opérations de livraison comme le réapprovisionnement des stocks de magasins [86] ou l'approvisionnement des hôpitaux en sang [59], ainsi que dans dans les activités d'intervention sur site comme le soin à domicile [3] ou la maintenance des ascenseurs [10]. Davantage d'exemples d'applications réelles peuvent être trouvées dans [16].

Le PVRP a été introduit par Beltrami et Bodin [7]. Les auteurs ont examiné plusieurs problèmes liés à la collecte de déchets municipaux, dont l'un qui traite de la collecte hebdomadaire de déchets industriels avec l'objectif de minimiser le nombre de véhicules utilisés ainsi que la distance totale parcourue. Deux heuristiques ont été proposées. Dans la première, les tournées des clients sont d'abord construites grâce à la procédure de Clarke & Wright, pour ensuite les

affecter aux jours de l'horizon. Quant à la seconde, elle affecte aléatoirement les clients aux jours, et construit les tournées de chaque jour indépendamment.

Par la suite, Russell et Igo [89] ont donné une définition plus formelle du PVRP, incluant des contraintes de capacité et de durée maximale pour chaque tournée avec un horizon fixé à 7 jours. De plus, les visites chez les clients sont exprimées à travers des fréquences plutôt que des ensembles de jours autorisés, impliquant à ce que certains intervalles séparant deux visites consécutives soient équidistants. Dans leur cas industriel, et afin de faciliter les tests expérimentaux, les auteurs proposent un clustering en amont des 490 clients (comportant 776 visites au total) basé sur la proximité des points pour obtenir une instance réduite de 126 clients (comportant 192 visites). Trois heuristiques vont être appliquées ensuite sur cette nouvelle instance, où la première construit une affectation des clients aux jours selon un ordre décroissant des fréquences de visites pour créer des clusters compacts en termes de distance. La deuxième améliore la solution initiale générée par la première heuristique en intégrant un mécanisme d'échange de liens entre les nœuds. La troisième a été proposée pour résoudre des problèmes de plus grande taille, et consiste en une version modifiée de la procédure de Clarke & Wright.

Christofides et Beasley [21] généralisent le PVRP en considérant un horizon de p jours avec un ensemble de combinaisons de jours de visite faisables donné pour chaque client, et donnent une première formulation mathématique du problème. Cependant, les auteurs ont opté pour une heuristique en deux phases pour résoudre le problème. Après avoir proposé une relaxation du VRP en un problème de k -médiane et une autre en un problème de voyageur de commerce périodique afin de résoudre le programme linéaire du PVRP plus facilement, il s'est avéré que ces deux relaxations étaient bien plus complexes que prévu. D'où leur choix à implémenter une heuristique. Celle-ci affecte dans une première phase les clients aux jours suivant un ordre décroissant d'importance, c'est-à-dire ceux ayant une seule combinaison de jours de visite faisable puis ceux ayant la plus importante demande, et ce pour éviter les problèmes de faisabilité dans la construction de tournées. Dans la seconde phase, les tournées déjà construites sont améliorées à l'aide de plusieurs échanges de clients, appartenant à un ensemble réduit construit à chaque itération, d'un planning faisable à un autre. Les auteurs ont généré une famille d'instances basés sur celles de Eilon et al. [38] allant de 50 à 100 clients avec un nombre de périodes allant jusqu'à 10 jours.

Les méthodes exactes pour le PVRP sont moins utilisées dans la littérature. La première tentative a été proposée par Foster et Ryan [45] qui, à partir d'un modèle mathématique de VRP en *Set-Partitioning*, ajoutent des contraintes linéaires spécifiques à l'aspect périodique comme l'espacement de visites sur l'horizon ou l'équilibrage de charge de travail quotidienne. La résolution directe du modèle résultant à l'aide des techniques de génération de colonnes prenait beaucoup de temps à converger vers une solution selon les auteurs. Pour pallier à ce problème, ils ont proposé de restreindre l'ensemble de solutions de départ en ajoutant des contraintes supplémentaires basées sur des propriétés observées sur des solutions optimales. Les auteurs discutent ensuite des différentes manières de relaxer la région de faisabilité afin d'améliorer la solution courante. Aussi, les tournées individuelles contenues dans l'ensemble de solutions de départ sont construites à l'aide d'une heuristique pour le problème du voyageur de commerce, ou *Traveling Salesman Problem* (TSP).

Un cas particulier du PVRP s'agissant d'un TSP symétrique avec 2 périodes a été traité par Butler et al. [15]. Les auteurs ont développé une méthode de branch-and-cut qui minimise la distance totale du TSP à deux périodes dans lequel une partie des clients requièrent des visites dans les deux jours tandis que la partie restante requiert une visite sur l'un des deux jours.

Francis et al. [46] traitent une variante du PVRP où la fréquence de visite chez les clients est une variable de décision du problème qu'ils ont nommé PVRP with Service Choice (PVRP-

SC). Le modèle mathématique du problème proposé est basé sur la formulation du VRP de Fisher et Jaikumar [43]. La relaxation lagrangienne est ensuite appliquée permettant de dualiser la contrainte reliant deux ensembles de variables de décision du problème qui sera scindé en deux sous-problèmes. Lorsque des écarts entre les bornes supérieures et inférieures des deux sous-problèmes surviennent, une procédure de branch-and-bound est appliquée pour trouver la solution optimale en se basant sur les solutions faisables déjà trouvées. Les auteurs notent aussi une difficulté à résoudre à l'optimum quelques instances avec plus de 36 clients dans un temps raisonnable. Ils proposent ainsi une heuristique qui réduit la phase de branch-and-bound garantissant un seuil de déviation de δ % par rapport à la solution optimale, où δ est un paramètre qui a été fixé à 2 % dans les tests effectués.

Mourgaya et Vanderbeck [76] se focalisent uniquement aux décisions tactiques du PVRP, c'est-à-dire la planification des visites pour chaque client sur tout l'horizon et l'affectation des clients aux véhicules. Les auteurs considèrent deux objectifs "non classiques" à optimiser, à savoir la régionalisation (ou clusterisation) des tournées et l'équilibrage de la charge de travail entre les véhicules (excluant le temps de roulage). Une approche de génération de colonnes est adoptée sur le problème relaxé avec l'utilisation de l'heuristique du LP-Rounding pour générer des solutions faisables.

Baldacci et al. [4] ont sans doute présenté l'un des travaux les plus pointus en ce qui concerne les méthodes exactes pour le PVRP. Les auteurs ont d'abord proposé un modèle mathématique du problème en nombres entiers basé sur une formulation en *Set-Partitioning*, pour ensuite discuter trois relaxations linéaires afin de générer des bornes inférieures valides. Cinq procédures basées sur les relaxations proposées sont alors exécutées selon certains ordres prédéfinis afin de réduire le nombre de variables (tournées) et pour que le problème résultant puisse être résolu en un temps raisonnable par un solveur de programmes linéaires. L'approche est testée sur plusieurs instances issues de la littérature. 5 meilleures bornes ont été trouvées dont 3 optimales, avec une performance globale pour les bornes qui se situe sous les 1 % d'optimalité.

En ce qui concerne les métaheuristiques, nous retrouvons un large panel de travaux qui en utilisent pour résoudre le PVRP. Cordeau et al. [24] ont proposé une recherche tabou pour résoudre trois problèmes dont le PVRP. La solution initiale est construite en triant dans un premier temps l'ensemble des clients selon l'angle qu'ils forment avec le dépôt (triés dans un sens circulaire géographiquement). Les combinaisons de visites étant affectées aléatoirement, les tournées sont ensuite construites pour chaque jour de l'horizon en partant d'un client choisi aléatoirement proche du dépôt. L'insertion suit l'ordre des clients, et s'applique grâce à une heuristique qui se base sur des modifications en 4-opt. La phase d'amélioration utilise les mouvements de voisinage qui consistent soit à changer de tournée pour un client et un jour donnés, soit à changer la combinaison de visites affectée au client par une autre en effectuant les insertions et suppressions nécessaires de ce client dans les jours impactés. L'apport de la recherche tabou réside dans l'interdiction de réaffecter les clients à des combinaisons de visites et tournées déjà testées, et ce au bout d'un certain nombre d'itérations. L'approche est testée sur plusieurs instances de la littérature, améliorant les meilleures solutions existantes dans la majorité des cas.

Alegre et al. [1] traitent un cas pratique du PVRP pour optimiser la collecte périodique de pièces automobiles sur un horizon de temps de 3 mois. Les auteurs mettent l'accent sur l'importance des décisions tactiques dans leur cas industriel et proposent une approche en deux phases pour résoudre le problème. Dans la première, les requêtes sont affectées au planning, pour ensuite construire, dans la deuxième phase, les tournées de chaque jour indépendamment grâce à une heuristique déterministe. Une recherche par dispersion (*Scatter Search*) est implémentée pour manipuler directement les affectations des requêtes aux plannings. L'heuristique de construction de tournées étant appelée à chaque génération d'une nouvelle affectation. L'approche a été testée

sur l'instance industrielle mais aussi des instances de la littérature où leurs résultats surpassent dans la plupart des cas ceux obtenus par Cordeau et al. [24].

Hemmelmayr et al. [59] proposent une recherche à voisinages variables, ou *Variable Neighborhood Search* (VNS), pour résoudre le PVRP. En partant d'une solution initiale en affectant aléatoirement les clients à leurs combinaisons de visites et une construction de tournées à l'aide de l'heuristique de Clarke & Wright, la procédure de VNS est initiée. Pour passer d'une solution à une autre, deux opérateurs d'échange de liens entre les tournées et un changement aléatoire des combinaisons de visites sont utilisés. Une étape d'amélioration de tournées individuelles à travers une recherche locale est ensuite appliquée, avec l'utilisation de l'opérateur 3-opt. La variabilité de la taille du voisinage d'une solution est traduite par le nombre de clients affectés par les opérations d'échange de liens et de changement des combinaisons de visites, qui croît lorsqu'aucune solution n'est acceptée et qui décroît dans le cas inverse. La règle d'acceptation utilisée est celle de Metropolis qui est souvent utilisée dans la métaheuristique du recuit simulé. Les résultats montrent une bonne performance de leur approche, améliorant les meilleures solutions de près de la moitié des instances reprises de la littérature.

Vidal et al. [97] proposent un algorithme génétique hybride pour résoudre trois problèmes dont le PVRP et sa variante avec plusieurs dépôts. Une solution est représentée par plusieurs chromosomes qui contiennent les informations des combinaisons de visite pour chaque client, leurs dépôts affectés ainsi que l'ensemble des tournées concaténées en une seule pour chaque période et pour chaque dépôt. Les auteurs tirent profit des différentes étapes d'un algorithme génétique pour promouvoir la diversité dans la population obtenue et améliorer de manière significative la qualité des individus résultant des opérations de sélection et de croisement grâce à une hybridation avec des procédures de recherche locale. Après avoir affiné les paramètres de leur algorithme génétique, les résultats obtenus dépassent dans la majorité des cas ceux déjà existants dans la littérature sur les instances du PVRP utilisées par Cordeau et al. [24], en trouvant 33 meilleures solutions sur les 42 instances testées.

Une autre variante du VRP ayant un lien fort avec notre problème étudié, notamment avec la contrainte de visite de chaque client par le même agent, est appelée dans la littérature *Consistent VRP* (ConVRP). Ce problème a été initialement introduit par Groër et al. [54], et dans lequel un horizon composé de plusieurs jours avec une flotte de véhicules homogènes sont considérés. Le planning de visites de chaque client dans ce problème est, contrairement au PVRP, connu à l'avance. La spécificité du problème réside dans la considération de la contrainte de visite par le même agent de chaque client lors des jours de service de ce dernier, et ce approximativement dans le même horaire de passage pour que la variation des horaires d'arrivée chez le client ne dépasse pas une certaine valeur fixe définie comme paramètre. Les autres contraintes considérées dans le problème sont celles de capacité et de temps de service maximum pour les véhicules. L'objectif du problème est de minimiser le temps de service total effectué par les véhicules sur tous les jours de l'horizon. Les auteurs ont d'abord proposé un modèle mixte en nombres entiers qu'ils ont utilisé pour résoudre des instances de très petite taille du problème allant de 10 à 12 clients, pour ensuite proposer une heuristique en deux phases pour résoudre des instances plus grandes. La première phase construit un ensemble de tournées types constituées de clients qui requièrent au moins 2 visites durant l'horizon. La seconde phase adapte ces tournées types aux jours réels en gardant le même ordre de visites, puis en supprimant les clients qui ne sont pas visités avec l'insertion des clients nécessitant une seule visite durant l'horizon. La phase de génération des tournées types est basée sur de la recherche locale en utilisant plusieurs opérateurs tels que le 2-opt. Les auteurs ont généré un ensemble d'instances en se basant sur celles déjà existantes dans la littérature du VRP avec contraintes de capacité (de 50 à 200 clients), et ce en étendant l'horizon sur 5 jours et considérant une probabilité de service quotidienne fixe pour chaque client

(0.7).

Kovacs et al. [70] reprennent l'idée de Groër et al. [54] pour résoudre le ConVRP en construisant des tournées types sur lesquelles une métaheuristique de recherche adaptative à grand voisinage, ou *Adaptive Large Neighborhood Search* (ALNS), est appliquée. Les auteurs utilisent la moyenne des temps de service et quantités sur l'ensemble des jours de l'horizon pour chaque client des tournées types. Cependant, les estimations du temps de service et quantité maximums considérés dans les tournées types varient aléatoirement dans chaque itération de l'ALNS. Ces estimations sont toutefois délimitées dans un intervalle durant toute la résolution. La borne supérieure de cet intervalle est calculée en se basant sur la moyenne des quantités en utilisant une borne inférieure sur le nombre de véhicules utilisés. La borne inférieure de l'intervalle dans lequel varie les estimations est récupérée depuis la première solution faisable trouvée en partant de contraintes de capacités et de temps de service égales à la borne supérieure et en les serrant graduellement à chaque solution infaisable rencontrée. Les opérateurs de destruction et d'insertion utilisés sont repris de la littérature. L'approche est testée sur les instances de Groër et al. [54], où les résultats surpassent dans la majorité des cas ceux déjà trouvés dans la littérature. Les auteurs étendent ces instances en proposant 2 nouvelles familles, et ce en variant la probabilité de service quotidienne pour chaque client (0.5 et 0.9).

Goeke et al. [49] ont proposé des méthodes exacte et approchée pour résoudre le ConVRP. Après avoir donné une nouvelle formulation du problème améliorant celle de Groër et al. [54], les auteurs se sont penchés sur une résolution exacte basée sur une génération de colonnes. Le problème est formulé en *Set-Partitioning* dans lequel les variables désignent un sous-ensemble de clients qui seront visités par le même véhicule durant tout l'horizon. Plusieurs techniques de génération de contraintes valides sont utilisées pour aboutir à la solution optimale plus rapidement. La méthode approchée, qui est utilisée par ailleurs pour obtenir des bornes supérieures dans la génération de colonnes, consiste en une LNS (*Large Neighborhood Search*) embarquant plusieurs opérateurs d'insertion et de suppression sélectionnés uniformément dans chaque itération. Ces opérateurs s'appliquent simultanément sur tous les jours de l'horizon. Notons tout de même que les opérateurs d'insertion recherchent à chaque itération le meilleur emplacement de chaque client supprimé sur chaque jour de l'horizon. La faisabilité n'est pas vérifiée lors de l'insertion et chaque violation est pénalisée dans la fonction objectif. La solution initiale est calculée à l'aide d'une heuristique de Clarke & Wright modifiée en tenant compte de tous les jours de l'horizon. Enfin, toutes les 5000 itérations de LNS, le modèle mathématique en Set-Partitioning utilisé dans la méthode exacte est résolu avec comme ensemble de variables les sous-ensembles de clients déjà trouvés lors de l'exécution de LNS. Les résultats montrent la bonne performance de la méthode exacte que ce soit sur les instances de très petite taille de Groër et al. [54] ou sur de nouvelles instances générées par les auteurs comportant jusqu'à 30 clients pour 5 jours d'horizon. La méthode LNS a prouvé aussi sa performance en améliorant en majorité les meilleurs résultats obtenus sur instances de Groër et al. [54] et les instances étendues de Kovacs et al. [70].

Plus récemment, Rodríguez-Martín et al. [85] ont proposé une variante du PVRP en intégrant la contrainte de visite de chaque client par le même agent qu'ils l'ont appelé PVRP *with Driver Consistency* (PVRP-DC). Dans le PVRP-DC, l'étape de construction des plannings de visites chez les clients est considérée, contrairement au ConVRP dans lequel ces plannings sont connus à l'avance et font partie des données du problème. La contrainte de visite de chaque client par le même agent est prise en compte, comme dans le ConVRP, dans la phase de construction de tournées. Ce problème est motivé par un cas industriel portant sur des services d'intervention. Les auteurs considèrent ainsi des contraintes de capacité sur le nombre de clients à visiter au lieu des contraintes de capacité sur les quantités. Après avoir présenté un modèle mathématique en nombres entiers, les auteurs proposent plusieurs familles d'inégalités valides pour serrer davan-

tage la relaxation linéaire du modèle d'origine. L'algorithme de branch-and-cut est utilisé pour résoudre à l'optimalité le problème en considérant les problèmes de séparation liés aux inégalités proposées. Les auteurs ont généré une famille d'instances comprenant jusqu'à 70 clients et 4 véhicules pour un horizon allant jusqu'à 5 jours. Les résultats montrent une bonne performance de la méthode en prouvant l'optimalité des solutions obtenues pour les instances de 10 à 30 clients. Pour quelques instances de 40 à 70 clients, les preuves d'optimalité ne sont pas obtenues au bout de 2 heures de calcul, sans trouver parfois des solutions initiales lorsque le nombre de périodes ou de véhicules est élevé.

En conclusion de cette section, nous constatons que les problèmes de PVRP sont largement considérés dans la littérature. Cependant, et à chaque étude, de nouvelles contraintes et/ou objectifs sont ajoutés à ces problèmes. Ces contraintes étant essentiellement dues aux applications industrielles. Dans la suite de ce chapitre, et comme décrit dans la Section 2.2, nous nous intéressons à une application industrielle du PVRP ayant pour but de garantir un haut niveau de service exigé.

2.4 Définition du problème

Dans cette section, nous donnons une définition formelle du problème et les notations nécessaires à celui-ci. Soit $G = (N, A)$ un graphe orienté dont l'ensemble des sommets est $N = \{0, \dots, n\}$, et l'ensemble des arêtes est A . Les clients à visiter sont désignés par les sommets $N_c = \{1, \dots, n\}$ et le dépôt est représenté par le sommet $\{0\}$. Pour chaque arête $(u, v) \in A$, $u, v \in N$, on définit un temps de trajet t_{uv} et une distance d_{uv} . L'horizon de planification se compose de H semaines, et chaque semaine comporte D jours de travail. Un client est visité durant l'horizon de planification selon des fréquences qui dépendent du type des produits demandés. Une visite chez un client comprend la livraison d'un ensemble de produits, en plus d'une activité d'intervention sur site (comme l'entretien des sanitaires et le remplacement des tapis dans les entrées). L'ensemble de tous les types de produits est désigné par P . Chaque client $i \in N_c$ est caractérisé par des fenêtres de temps de visite multiples définies sur les D jours de semaine (se répétant sur l'horizon), un ensemble P_i de produits demandés, avec $P_i \subset P$. Pour chaque produit $j \in P_i$ est donnée une fréquence de visite f_{ij} , une durée de service s_{ij} ainsi qu'une quantité q_{ij} à livrer pour chaque visite durant tout l'horizon. La fréquence f_{ij} définit le nombre de visites chez le client i pour livrer le produit j sur l'horizon de planification H en respectant le même espacement entre deux visites consécutives pour ce produit. Par exemple, si $f_{ij} = 3$, le client i est alors livré trois fois avec le produit j pendant l'horizon de planification à intervalles réguliers.

Les contraintes supplémentaires suivantes sont données par le cas industriel :

- Chaque client est visité le même jour de semaine et par le même agent.
- m véhicules hétérogènes sont disponibles dans le dépôt, et chaque véhicule k dispose d'une capacité C_k , avec $k \in \{1, \dots, m\}$, et d'un temps de travail maximum T lié à l'agent.
- Le temps de travail d'un agent est défini comme étant la somme du temps de trajet total et des temps de service des clients visités.

Résoudre ce problème consiste à établir un scénario de visites pour chaque client et de construire un ensemble de tournées pour chaque jour de l'horizon de planification, tout en respectant les contraintes de capacité des véhicules, de fenêtres de temps et toutes les contraintes opérationnelles. L'objectif étant de minimiser le nombre de visites chez le même client à cause des fréquences multiples, le nombre de véhicules utilisés ainsi que le temps de trajet total, et d'équilibrer la charge de travail entre agents.

2.5 Approche de résolution

Au vu de la complexité du problème et de la taille de l'instance industrielle, qui comprend plus de 6000 clients et s'étale sur un horizon de planification de 12 semaines, il est impensable de pouvoir résoudre en une seule étape l'intégralité du problème, avec un solveur commercial par exemple. C'est pourquoi nous proposons une approche par décomposition pour résoudre le problème. Plus précisément, une méthode de résolution à trois phases est développée. Les deux premières phases apportent une réponse sur le plan tactique, où initialement, les clients sont affectés aux semaines en se basant sur les produits demandés et la fréquence de chaque produit, de sorte à grouper les visites de chaque client en un minimum de fois. En deuxième lieu, les clients sont affectés aux jours de semaine tout en s'assurant qu'un client est toujours affecté au même jour de semaine sur toutes les semaines où les visites sont planifiées, avec l'objectif d'équilibrer la charge de travail entre les jours de l'horizon. La troisième phase concerne l'aspect opérationnel du problème et consiste à construire les tournées de chaque jour de l'horizon de planification en minimisant le nombre de véhicules utilisés ainsi que la distance totale parcourue.

Nous résumons dans le Tableau 2.1 les notations utilisées pour ce problème.

TABLEAU 2.1 – Notations du problème

$\{0\}$	Dépôt
$N_c = \{1, \dots, n\}$	Ensemble des clients
n	Nombre de clients
t_{uv}	Temps requis pour traverser l'arc (u, v)
d_{uv}	Distance parcourue en traversant l'arc (u, v)
H	Nombre de semaines de l'horizon de planification
D	Nombre de jours de travail par semaine
P	Ensemble des types de produits disponibles dans le dépôt
P_i	Ensemble des types de produits demandés par le client i
f_{ij}	Fréquence de livraison du $j^{\text{ème}}$ type de produit demandé par le client i
q_{ij}	Quantité du $j^{\text{ème}}$ type de produit demandé par le client i
s_{ij}	Durée de service pour le $j^{\text{ème}}$ type de produit demandé par le client i
m	Nombre de véhicules disponibles dans le dépôt
T	Temps de travail maximum pour tous les agents (conduite + service)

2.5.1 Phase 1 : Planification des semaines

Dans cette phase, nous nous focalisons sur le problème d'affectation des clients aux semaines dans l'objectif de satisfaire les demandes de clients tout en équilibrant la charge de travail sur les H semaines w_1, \dots, w_H de l'horizon de planification. Pour chaque client $i \in N_c$, le produit $j \in P_i$ a une fréquence de livraison f_{ij} , une demande q_{ij} et requiert un temps de service s_{ij} . Notons que H est un multiple de toutes les valeurs f_{ij} , $\forall i \in N_c, \forall j \in P_i$. Pour chaque produit p_{ij} , nous définissons un ensemble de scénarios R_{ij} où chacun de ces scénarios comporte une liste de f_{ij} semaines, uniformément distribuées sur l'horizon, et un seul scénario devra être choisi pour la livraison du produit j au client i . Par exemple, pour un produit donné p_{ij} , si $f_{ij} = 2$ l'ensemble des scénarios possibles de livraison est alors constitué des couples de semaines suivants $R_{ij} = \{(w_1, w_{\frac{H}{2}+1}), (w_2, w_{\frac{H}{2}+2}), \dots, (w_{\frac{H}{2}}, w_H)\}$.

Nous pouvons constater que choisir un scénario pour un produit j d'un client donné i est

équivalent à sélectionner la semaine w_{v_1} de la première visite, et les k visites suivantes auront lieu dans les semaines $w_{v_k} = w_{v_1} + r_{ij}$, avec $k = 1, \dots, f_{ij}$ et $r_{ij} = \frac{H}{f_{ij}}$. Une solution au problème de planification sur les semaines consiste alors à sélectionner pour chaque produit j avec une fréquence f_{ij} la première visite parmi l'ensemble $\{1, 2, \dots, r_{ij}\}$. Le choix de cette première visite se fait de sorte à minimiser le nombre total de visites chez les clients et équilibrer la charge de travail sur l'horizon, tout en respectant la charge en capacité pour chaque semaine. Pour chaque client i , on désigne par g l'indice du produit ayant la plus grande fréquence, c'est-à-dire $f_{ig} = \max\{f_{ij} \mid j \in P_i\}$. Soit h_{gj}^i le plus grand commun diviseur entre r_{ig} et r_{ij} , $\forall j \in P_i$ et $\forall i \in N_c$. Enfin, nous introduisons la notation $u \equiv v[s]$ qui équivaut à $(u \bmod s) = (v \bmod s)$.

Nous décrivons dans ce qui suit un modèle linéaire en nombres entiers mixtes qu'on utilisera pour résoudre le problème de planification sur les semaines. Au vu des propriétés du problème, nous constatons qu'il est possible d'imposer l'alignement des fréquences de livraison de plusieurs produits pour le même client comme contrainte plutôt que de considérer comme objectif la minimisation du nombre de visites chez ce client.

La variable de décision binaire utilisée ici est x_{ijl} , qui vaudra 1 si la première livraison du produit j du client i est réalisée durant la semaine l . L'objectif est d'équilibrer le temps de service sur toutes les semaines en minimisant la somme maximale des durées de service de tous les clients sur les semaines représentée par la variable L .

$$\begin{aligned} \min \quad & L \\ \sum_{i \in N_c} \sum_{j \in P_i} (s_{ij} \cdot x_{ijl}) & \leq L \quad \forall l \in \{1, \dots, H\} \end{aligned} \quad (2.1)$$

$$\sum_{i \in N_c} \sum_{j \in P_i} (q_{ij} \cdot x_{ijl}) \leq C \quad \forall l \in \{1, \dots, H\} \quad (2.2)$$

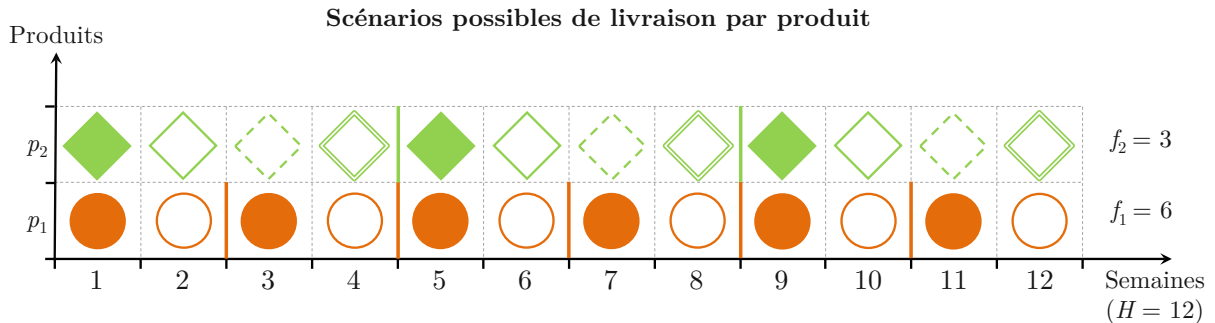
$$\sum_{l=1}^{r_{ij}} x_{ijl} = 1 \quad \forall i \in N_c, \forall j \in P_i \quad (2.3)$$

$$x_{ijl} = x_{ij(l+k \cdot r_{ij})} \quad \forall i \in N_c, \forall j \in P_i, \forall l \in \{1, \dots, r_{ij}\}, \forall k \in \{1, \dots, f_{ij} - 1\} \quad (2.4)$$

$$x_{igl} \leq \sum_{l' \in H_l} x_{ijl'} \quad \forall i \in N_c, \forall j \in P_i, \forall l \in \{1, \dots, r_{ig}\}, H_l' = \{k \in \{1, \dots, r_{ij}\} : k \equiv l[h_{ij}^g]\} \quad (2.5)$$

Les contraintes (2.1) restreignent la durée totale de service de chaque semaine à être inférieure à L qui est minimisée dans la fonction objectif. Les contraintes (2.2) interdisent tout excès de la somme des capacités hebdomadaires des véhicules C . Les contraintes (2.3) garantissent l'affectation de la première visite pour chaque produit de chaque client à une semaine unique. Ainsi, les semaines suivantes seront affectées selon la fréquence et la première livraison du produit concerné comme mentionné dans les contraintes (2.4). Les contraintes (2.5) réduisent au minimum le nombre de visites pour chaque client, selon les fréquences des produits demandés. Par exemple, supposons qu'un client demande deux produits p_1 et p_2 avec les fréquences 6 et 3 respectivement sur un horizon de planification de 12 semaines. La première visite chez le client pour le produit p_1 aura lieu soit durant la semaine 1 ou la semaine 2, alors que pour le produit p_2 la première visite aura lieu dans l'une des semaines de l'ensemble $\{1, 2, 3, 4\}$. Si la semaine 1 est choisie pour le produit p_1 , alors la première visite du produit p_2 sera restreinte aux semaines 1 et 3 pour que

les visites coïncident avec les fréquences des deux produits p_1 et p_2 . Cet exemple d'application des contraintes (2.3 - 2.5) est illustré dans la Figure 2.1.



Arbre de décision sur les scénarios de livraison

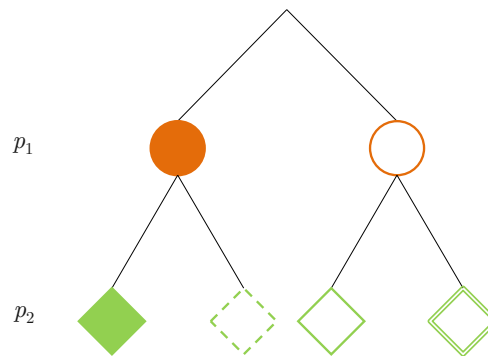


FIGURE 2.1 – Processus de décision pour la sélection de scénarios de visite pour un client demandant deux produits de fréquences 6 et 3

Le modèle de planification sur les semaines est une généralisation du problème de *bin packing* qui est NP-difficile. Nous pouvons résoudre à l'optimum ce modèle en utilisant un solveur de programmes linéaires comme CPLEX.

2.5.2 Phase 2 : Planification des jours

Une fois le planning sur les semaines établi, nous nous intéressons ici à la planification des visites sur les jours de l'horizon, ce qui consiste à affecter les clients aux jours de semaine. Rappelons qu'un client est toujours affecté au même jour de semaine durant toutes les semaines de l'horizon lorsque des visites sont planifiées. Nous présentons ici un modèle linéaire en nombres entiers mixtes pour la planification quotidienne, ayant pour objectif d'équilibrer la durée totale de service entre les jours de l'horizon.

À partir des résultats obtenus en Section 2.5.1, nous notons N_l l'ensemble des clients affectés à la semaine l , en plus des valeurs S_{il} et Q_{il} qui désignent respectivement le temps de service et la quantité totale du client i durant la semaine l . Soient N_{lf} l'ensemble des clients affectés à la semaine l ayant une fréquence maximale égale à f , et C_D la capacité totale quotidienne des véhicules.

La variable de décision binaire x_{id} vaudra 1 lorsque le client i est visité le jour d . L'objectif

est de minimiser le temps de service maximum de tous les clients pour chaque jour de l'horizon de planification représenté par la variable T_d .

$$\begin{aligned} \min \quad & T_d \\ T_d \geq \quad & \sum_{i \in N_l} S_{il} x_{id} \quad \forall l \in \{1, \dots, H\}, \forall d \in \{1, \dots, D\} \end{aligned} \quad (2.6)$$

$$C_D \geq \sum_{i \in N_l} Q_{il} x_{id} \quad \forall l \in \{1, \dots, H\}, \forall d \in \{1, \dots, D\} \quad (2.7)$$

$$\sum_{d \in D} x_{id} = 1 \quad \forall i \in N_c \quad (2.8)$$

$$\sum_{i \in N_{lf}} x_{id} \leq \left\lceil \frac{|N_{lf}|}{D} \right\rceil \quad \forall l \in \{1, \dots, H\}, \forall d \in \{1, \dots, D\}, \quad \forall f \in \{1, 2, 3, 6, 12\} \quad (2.9)$$

Les contraintes (2.6) restreignent la durée totale de service pour chaque jour de l'horizon. Les contraintes (2.7) préviennent le dépassement de la capacité quotidienne C_D des véhicules. Les contraintes (2.8) garantissent l'affectation d'un jour unique à chaque client. Les contraintes (2.9) équilibrent les différentes fréquences des clients entre les jours de semaine pour prévenir des éventuelles surcharges en termes de nombre de clients sur un jour donné, ce qui augmenterait considérablement le temps de conduite sur ce jour.

2.5.3 Phase 3 : Construction des tournées

Après avoir établi le planning détaillé de tous les clients sur l'horizon de planification, nous considérons pour chaque jour de l'horizon une variante du VRP à résoudre, pour laquelle plusieurs contraintes spécifiques doivent être prises en compte. Plus précisément, en plus des contraintes classiques du VRP comme les capacités des véhicules, les fenêtres de temps de visite chez les clients et la limitation du temps de travail par agent, la principale contrainte à considérer est celle qui impose les visites des clients par le même agent durant toute la période de planification. Cette contrainte nous empêche résoudre un VRP pour chaque jour du planning indépendamment.

Ceci nous mène à définir l'objectif de cette phase qui consiste à construire des tournées optimisées pour chaque jour de l'horizon de sorte que les clients soient visités par le même agent tout le long de cette période. Ce problème est équivalent à former des sous-ensembles de clients, dont chacun est affecté à un seul véhicule et ses tournées résultantes doivent être optimisées en termes de distance. Le principal challenge est alors de prévenir toute fluctuation de la charge de travail dans les tournées obtenues, c'est-à-dire d'éviter d'avoir des tournées surchargées dans quelques semaines (temps de travail important) et des tournées allégées dans les autres semaines (temps de travail réduit).

Dans ce qui suit, nous détaillerons deux schémas de résolution pour résoudre les problèmes de tournées quotidiennes en respectant toutes les contraintes. Le premier schéma est basé sur la création de jours types suivie de la construction de leurs tournées. Le second traite le même jour de chaque semaine simultanément pour construire les tournées de chaque jour en considérant un vecteur de demandes des clients.

Méthode 1 : Construction par jours types

La méthode de construction des tournées par jours types peut se résumer en trois étapes :

- a. Créer un ensemble de jours types, chacun ayant une liste de clients à visiter et des demandes associées à ces derniers,
- b. Optimiser les tournées de chaque jour type,
- c. Projeter et ajuster les tournées obtenues aux journées réelles de l'horizon de planification.

a. Création des jours types. Dans cette étape, le but est de construire des jours types de sorte que les tournées de chaque jour type soient réutilisées pour les mêmes jours de semaine correspondants dans l'horizon de planification. Plus précisément, cette étape génère un ensemble de D jours types. Chaque jour type regroupe toutes les données (visites de clients, quantités à servir, etc.) des jours de semaine correspondants à ce jour type pour H semaines de l'horizon. Par exemple, le premier jour type correspondant au lundi contiendra les données de tous les lundis de l'horizon.

Dans la création des jours types, nous faisons abstraction des types de produits à livrer et nous nous intéressons plutôt aux quantités totales et aux temps de service qui devront être définis pour chaque client. La principale difficulté réside dans l'estimation des valeurs de ces données (quantités et temps de service). Car une sous-estimation mènerait à des solutions infaisables (dépassement du temps de travail ou violation des fenêtres de temps) lors de l'ajustement aux journées réelles, alors qu'une surestimation pourrait mener à des solutions de mauvaise qualité avec des tournées allégées et donc un nombre de véhicules utilisés plus important.

Soit N_{dl} l'ensemble des clients affectés au $d^{\text{ème}}$ jour de la semaine l dans le résultat du modèle de planification sur les jours (Section 2.5.2). Nous reprenons aussi les valeurs S_{il} et Q_{il} qui représentent respectivement le temps de service et la quantité totale du client i durant la semaine l (Section 2.5.2). Les D jours types sont représentés par $\tilde{J}_1, \dots, \tilde{J}_D$. L'ensemble de clients à visiter durant le jour type \tilde{J}_d est alors $N_{\tilde{J}_d} = \cup_{l=1}^H N_{dl}$. Enfin, et après avoir effectué plusieurs expérimentations, nous avons décidé de choisir les valeurs suivantes pour chaque client $i \in \tilde{J}_d$:

- Une quantité $\tilde{q}_i = \frac{\bar{q}_i + \underline{q}_i}{2}$, avec $\bar{q}_i = \max\{Q_{il} \mid l = 1, \dots, H\}$ et $\underline{q}_i = \min\{Q_{il} \mid l = 1, \dots, H\}$.
- Un temps de service $\tilde{s}_i = \frac{\bar{s}_i + \underline{s}_i}{2}$, avec $\bar{s}_i = \max\{S_{il} \mid l = 1, \dots, H\}$ et $\underline{s}_i = \min\{S_{il} \mid l = 1, \dots, H\}$.

A la fin de cette étape, D jours types sont construits et sont indépendants en termes de données. Ainsi, la deuxième phase de construction de tournées pour chaque jour type peut être lancée.

b. Construction des tournées. Dans cette étape, nous utilisons une métaheuristique de recherche à grand voisinage, ou Large Neighborhood Search (LNS), pour construire les tournées de chaque jour type obtenu en (a.) dans l'objectif de minimiser le nombre de véhicules utilisés ainsi que la distance totale parcourue.

L'algorithme classique de LNS initialement proposé par Shaw [92], et qui a été étendu dans Ropke et al. [87], comprend une procédure itérative où une partie de la solution courante est détruite puis réparée à chaque itération, dans le but de trouver une meilleure solution. L'étape de destruction consiste à supprimer des nœuds des tournées en utilisant des opérateurs de destruction, ces nœuds seront placés dans une liste temporairement avant leur réinsertion. L'étape de réparation essaiera d'insérer tous les nœuds de la liste précédemment modifiée dans les tournées de la solution partielle grâce à des opérateurs d'insertion. A partir d'un ensemble d'opérateurs de destruction et d'insertion, nous en sélectionnons un de manière aléatoire pour l'appliquer à chaque étape. Cette succession d'étapes de destruction et d'insertion est intégrée dans un schéma de recherche locale pour gérer l'acceptation des nouvelles solutions. Nous utiliserons le recuit si-

mulé comme règle d'acceptation. Les paramètres du recuit simulé reposent essentiellement sur la température initiale et la loi de décroissance de la température. Comme indiqué dans Ropke et al. [87], la température initiale T_{init} dépend fortement de l'instance du problème à traiter, et nous la prenons de sorte qu'une nouvelle solution qui détériore la solution initiale à w % est acceptée avec une probabilité de 0.5. La loi de décroissance de la température suit une loi géométrique, avec $T_{iter+1} = T_{iter} \cdot c$, où $0 < c < 1$. Le schéma de fonctionnement de notre LNS est décrit dans l'Algorithme 1.

Algorithme 1 : Schéma de fonctionnement de LNS

Données : solution faisable initiale s
Résultat : meilleure solution faisable s^b

- 1 $s^b \leftarrow s$;
- 2 **répéter**
- 3 *selectionner* $Operateurs(\Omega^-, \Omega^+)$;
- 4 $\triangleright \Omega^-, \Omega^+ : \text{Vecteurs d'opérateurs de destruction et d'insertion}$
- 5 $s^t \leftarrow \text{reparer}(\text{destruire}(s))$;
- 6 **si** $\text{accepter}(s^t, s)$ **alors** $s \leftarrow s^t$;
- 7 **si** $\text{obj}(s^t) < \text{obj}(s^b)$ **alors** $s^b \leftarrow s^t$;
- 8 **jusqu'à conditions d'arrêt satisfaites**;
- 9 **retourner** s^b

Opérateurs de destruction. Un opérateur de destruction (ou de suppression) supprime q nœuds de la solution courante, avec q variant aléatoirement entre $[\xi_{\min}, \xi_{\max}]$. Dans notre approche, nous utilisons trois opérateurs de destruction, à savoir la suppression aléatoire, la suppression par cluster et la suppression par tournée.

- *Suppression aléatoire*, où q nœuds sont sélectionnés aléatoirement puis supprimés de la solution courante.
- *Suppression par cluster*, qui a été introduit dans Ropke et al. [88], supprime une ou plusieurs régions (ou clusters) de nœuds proches en termes de distance. La procédure de suppression commence en sélectionnant une tournée aléatoirement, une étape de clustering est ensuite exécutée. L'étape de clustering consiste à partitionner l'ensemble de nœuds de la tournée en deux clusters, en utilisant un algorithme de Kruskal modifié pour le problème d'arbre couvrant de poids minimal, dans lequel l'exécution s'arrête lorsqu'il ne reste que deux composantes connexes dans le graphe (la tournée). L'une des deux composantes est choisie aléatoirement et ses nœuds sont supprimés et ajoutés à la liste des nœuds à insérer. La nouvelle tournée la plus proche est ensuite sélectionnée et toute la procédure est répétée jusqu'à ce que q nœuds soient supprimés.
- *Suppression par tournée*, vise à supprimer une ou plusieurs tournées entières. Notons que ce type de suppression est crucial pour notre approche vu que l'un des objectifs de notre problème est la minimisation du nombre de véhicules (et ainsi le nombre de tournées), chose qui n'est pas remplie nécessairement par les deux précédents opérateurs de destruction. Cela évitera de fixer en plusieurs étapes des bornes supérieures pour le nombre de véhicules comme adopté dans certaines implémentations de LNS visant à minimiser le nombre de véhicules (par exemple dans Ropke et al. [87]). L'opérateur commence par sélectionner une tournée aléatoirement, puis supprime tous les nœuds contenus dans la tournée et les ajoute à la liste des nœuds à insérer. La procédure est répétée jusqu'à la suppression d'au moins q nœuds.

Opérateurs d'insertion. Un opérateur d'insertion (ou de réparation) essaie d'insérer dans la solution courante tous les nœuds qui ont été supprimés et ajoutés à la liste des nœuds à insérer, avec ceux qui n'ont pas pu être insérés dans la précédente itération. Nous désignons cet ensemble de nœuds par U . Nous utilisons dans notre approche l'opérateur *Best Insertion* et celui de l'insertion par regret (*Regret Insertion*).

- *Best Insertion*, calcule à chaque itération la meilleure insertion possible de chaque nœud de l'ensemble U dans la solution courante. Le nœud engendrant le moindre coût (en termes d'augmentation de distance parcourue) est inséré à sa meilleure position. L'heuristique s'arrête lorsque l'ensemble U devient vide ou si aucun de ses éléments ne peuvent être insérés. En cas d'égalité du meilleur coût parmi au moins deux nœuds, l'heuristique en choisit un aléatoirement.
- *Regret Insertion*, est définie avec un paramètre k . Pour chaque nœud de U , $\Delta f_{i,m}$ indique le coût d'insertion du nœud i dans la $m^{\text{ème}}$ meilleure tournée. A chaque itération de l'heuristique, le nœud i^* est inséré à sa meilleure position dans la meilleure tournée où $i^* = \arg \max_{i \in U} (\sum_{m=1}^k (\Delta f_{i,m} - \Delta f_{i,1}))$. En cas d'égalité sur le meilleur coût, le nœud avec le moindre coût dans sa meilleure tournée est inséré. L'heuristique s'arrête dans les mêmes conditions que la *Best Insertion*. Notons que cette dernière est un cas spécial de l'insertion par regret avec $k = 1$. Dans notre approche, nous fixons k à 2.

La fonction objectif utilisée pour évaluer les solutions de LNS est composée des trois critères suivants :

- La distance totale parcourue par tous les véhicules,
- Le nombre de véhicules utilisés,
- Et le nombre de clients non visités $|U|$.

Tous ces critères sont pondérés respectivement par les coefficients α , β et γ , avec $0 < \alpha \ll \beta \ll \gamma$ afin de satisfaire les besoins du problème.

c. Projection des tournées. Les tournées construites pour les jours types permettent à chaque client d'être servi par le même véhicule. En projetant ces tournées sur les jours de l'horizon, il se peut que quelques clients présents sur ces tournées ne soient pas programmés pour des visites dans certaines semaines. Dans ce cas, ces clients sont supprimés de ces tournées et une phase de réoptimisation est déclenchée. Ce problème de réoptimisation dans la même tournée correspond au problème du TSP. L'heuristique de Lin-Kernighan [71] est utilisée pour résoudre ce problème.

Méthode 2 : Construction par vecteurs de journées

Dans cette nouvelle méthode, et au lieu de faire des estimations des quantités et temps de service pour les jours types, nous considérons directement un vecteur de quantités et de temps de services pour les demandes de clients. En effet, vu que nous disposons du même ensemble de clients pour chaque jour de semaine sur toutes les semaines de l'horizon, nous résolvons H problèmes de tournées de véhicules pour chaque jour de semaine en une fois. Ainsi, nous aurons à exécuter D fois cette méthode pour résoudre toute la phase de construction de tournées du problème. Dans ce qui suit, nous décrivons notre méthode pour un jour de semaine donné d , où VRP^d renverra à la résolution du VRP du jour de semaine d . Cette procédure s'appliquera sur chaque jour de semaine indépendamment.

Nous définissons VRP_G^d comme étant le VRP global du jour d . Il est caractérisé par l'ensemble des clients N_G^d planifiés le jour d durant toutes les semaines de l'horizon, c'est-à-dire $N_G^d = \cup_{l=1}^H N_{dl}$ où N_{dl} est l'ensemble des clients affectés au jour d de la semaine l . Nous ne considérons

pas de temps de service ou de quantités pour VRP_G^d . De la même manière, nous définissons VRP_l^d comme étant le VRP spécifique au jour d de la semaine l . Celui-ci est caractérisé par l'ensemble des clients N_{dl} , et chaque client $i \in N_{dl}$ est caractérisé par son temps de service total S_{il} et sa quantité totale demandée Q_{il} (valeurs issues de la phase 2). Par abus de notation, nous désignerons par VRP^d le vecteur de problèmes composé des éléments VRP_l^d , avec $l \in \{1, \dots, H\}$.

Le même schéma de résolution de la métaheuristique LNS décrit dans l'Algorithme 1 est utilisé. Les mêmes paramètres et types d'opérateurs d'insertion et de destruction sont aussi gardés pour cette méthode. Les modifications que nous avons apporté à LNS peuvent être résumées en cinq points essentiels.

a. Définition d'une solution. Étant donné le problème VRP_G^d et le vecteur de problèmes VRP^d , une solution est définie sur chacun de ces problèmes. En d'autres termes, une solution Sol_G^d pour VRP_G^d et un vecteur de solutions Sol^d pour VRP^d . Sol_G^d contiendra les tournées globales du jour d avec un ordre de visite bien défini dans chaque tournée. Sol_l^d contiendra les tournées effectives du jour d de la semaine l .

b. Application des opérateurs d'insertion et de destruction. Les opérateurs d'insertion et de destruction s'appliquent sur la solution globale Sol_G^d , puis une mise à jour s'appliquera sur les tournées effectives de chaque solution Sol_l^d selon le planning de visites des clients.

Une opération de suppression d'un client i enlève le nœud correspondant à ce client de Sol_G^d et l'enlève aussi de chaque solution Sol_l^d lorsque le client est visité le jour d de la semaine l .

Une opération d'insertion d'un client i essaiera dans un premier temps de tester toutes les positions (ou ordres) du nœud correspondant dans les tournées actuelles. Une position d'insertion d'un client i est définie uniquement sur Sol_G^d , puis celle-ci est superposée selon le même ordre dans chaque solution Sol_l^d si la visite du client est planifiée le jour d de la semaine l . (Figure 2.2)

c. Faisabilité d'une insertion. Dans un algorithme de LNS classique, le test de faisabilité d'une tournée est déclenché immédiatement après avoir défini la position d'insertion du nœud. Ici, au lieu de tester la faisabilité sur une tournée, nous le faisons sur les H tournées correspondantes dans le vecteur de solutions Sol^d . Aucun test n'est effectué dans Sol_G^d ou dans les solutions qui n'ont pas de visite planifiée pour le client correspondant au nœud inséré. Le test de faisabilité vérifie la non-violation des contraintes de capacité des véhicules, de fenêtres de temps et de durée maximale de service pour l'agent effectuant la tournée.

d. Coût d'insertion d'un nœud. Pour déterminer la meilleure position d'insertion d'un nœud, la position engendrant le moindre coût d'insertion selon les différents opérateurs est sélectionnée. Dans cette méthode, le coût d'insertion est défini en se basant uniquement sur la solution globale Sol_G^d .

e. Composition de la fonction objectif. Les critères qui composent la fonction objectif sont constitués comme suit : (i) la somme des distances totales parcourues de toutes les solutions du vecteur Sol^d , (ii) le nombre de véhicules utilisés dans la solution Sol_G^d et (iii) le nombre de clients non visités dans la solution globale Sol_G^d .

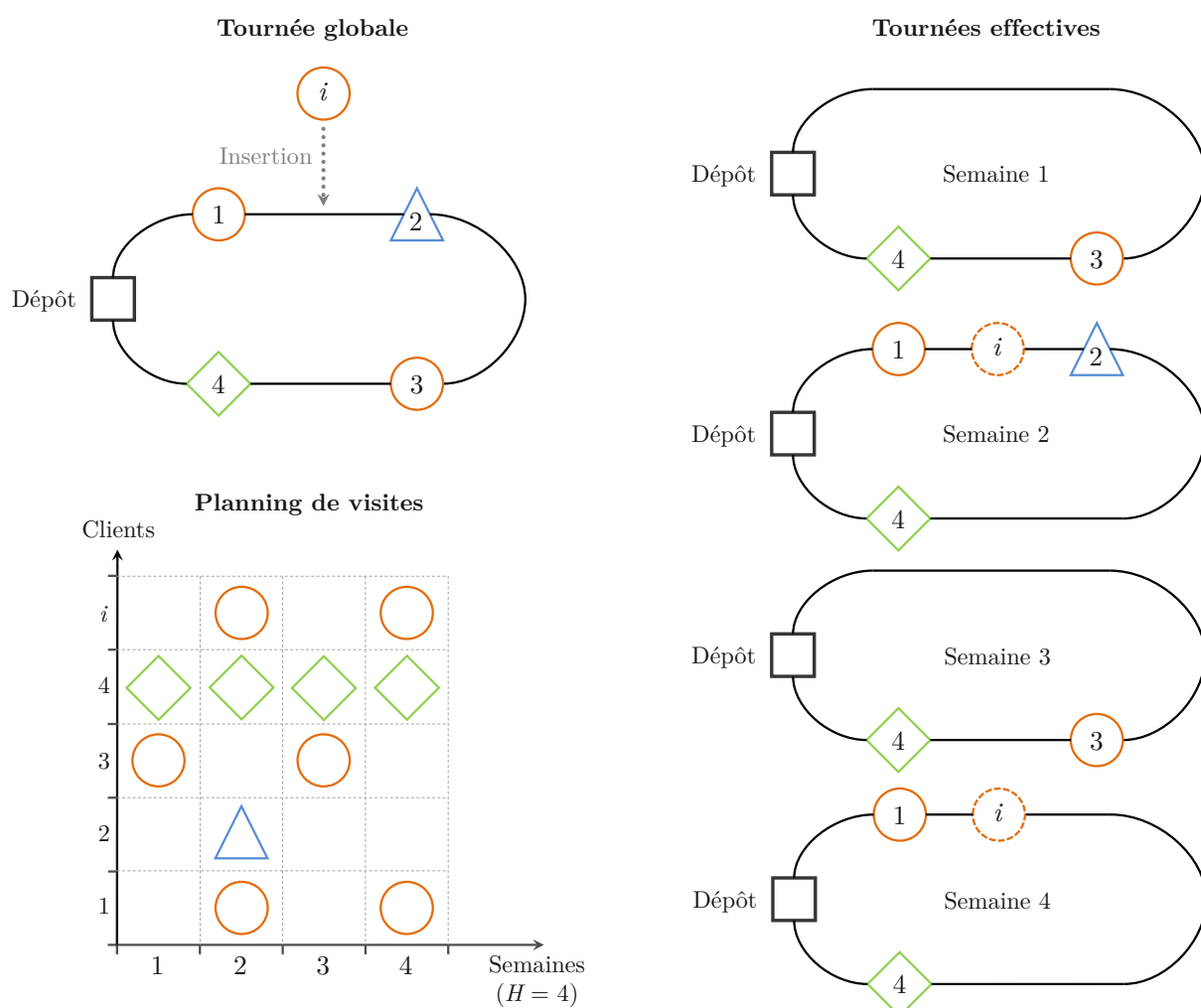


FIGURE 2.2 – Exemple d’insertion d’un client dans une tournée existante en utilisant la méthode par vecteurs de journées avec un horizon de 4 semaines

2.6 Tests et résultats

Dans cette section, nous présentons dans un premier temps les résultats obtenus de nos deux méthodes sur l’instance industrielle, pour ensuite donner une comparaison avec quelques travaux de la littérature. Tous les algorithmes ont été implémentés en Java 8. Les modèles mathématiques des phases 1 et 2 de notre approche ont été résolus avec CPLEX 12.8 en mode séquentiel utilisant un seul *thread*, tout comme dans l’exécution de notre méthode LNS. Tous les tests ont été réalisés sur une station de travail mobile avec un processeur Intel Core i7-7920HQ 3,10 GHz et 32 Go de RAM s’exécutant sous Windows 10.

2.6.1 Instance industrielle

Nous détaillons ici les caractéristiques de l’instance industrielle fournie par l’entreprise. 6062 clients sont à visiter et sont répartis à Paris et sa région (voir Figure 2.3). L’horizon de planifica-

tion est composé de 12 semaines et de 5 jours par semaine (du lundi au vendredi). L'entreprise fournit 14 types de produits, avec des fréquences de 1, 2, 3, 6 et de 12, où la fréquence représente le nombre de visites durant l'horizon de planification. Chaque client demande un sous-ensemble de produits avec une fréquence de visite spécifiée pour chaque produit. Il existe en total 20813 couples de requêtes différents client-produit, et lorsque les fréquences sont prises en compte le nombre de requêtes atteint les 69951, ce qui correspond à environ 11,54 requêtes par client en moyenne. Le Tableau 2.2 donne un aperçu sur la distribution du nombre de clients par produits demandés. La distribution des clients par fréquences de visite demandées est indiquée dans le Tableau 2.3. Les temps de service moyens des clients varient entre 2 et 328 minutes. L'entreprise utilise une flotte de 40 véhicules de 13 catégories différentes, ayant une charge utile (capacité) allant de 500 à 1600 kg. Toutes les tournées commencent et se terminent à un dépôt central. La durée de chaque tournée effectuée par un agent est limitée à 7 heures et 30 minutes maximum (temps de service et de roulage).

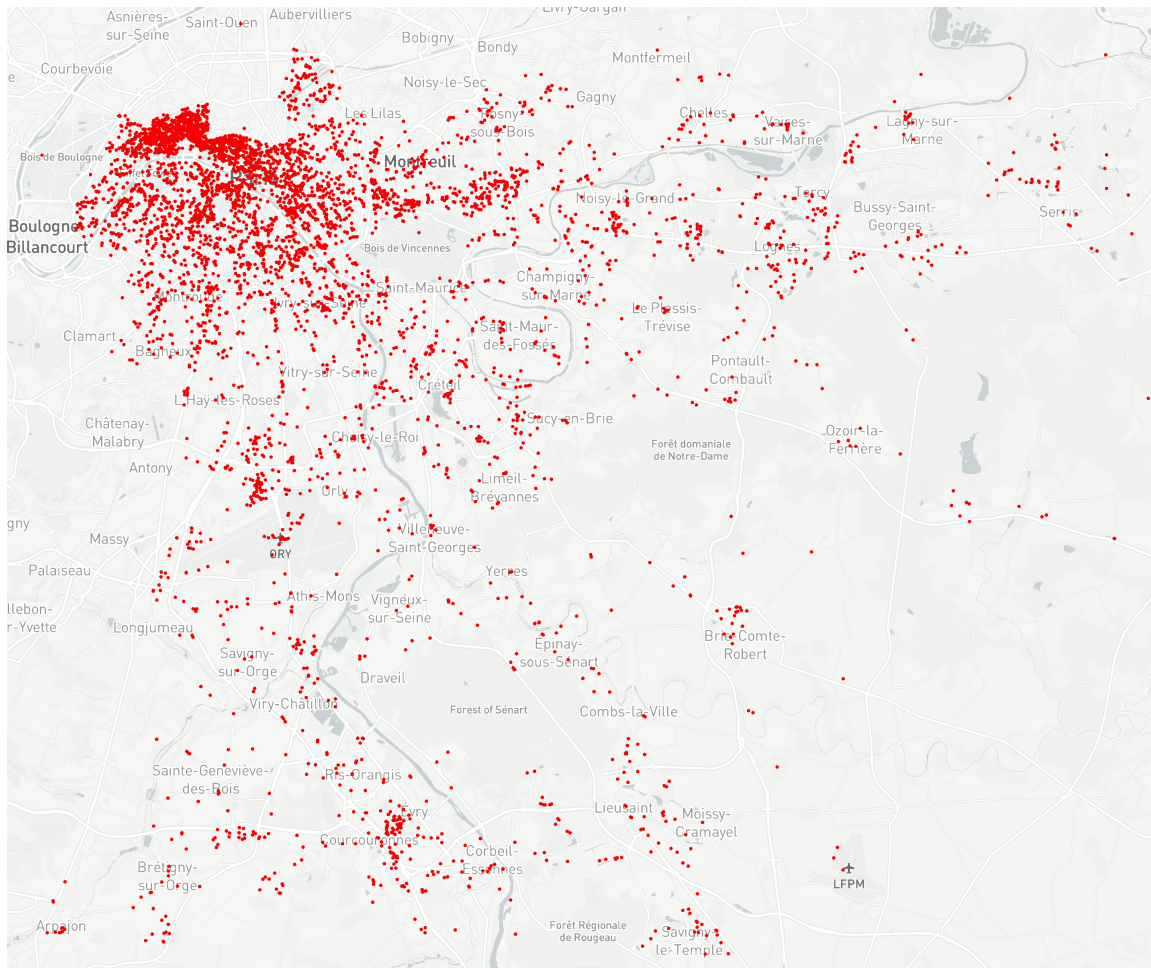


FIGURE 2.3 – Aperçu de l'emplacement géographique des clients

2.6.2 Résultats des expérimentations

Nous détaillons ici les résultats obtenus pour chaque phase de résolution de notre approche, et terminons avec une comparaison entre la construction de tournées par jours types et par vecteurs

TABLEAU 2.2 – Distribution des clients par produits demandés

# Produits	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
# Clients	1400	545	1235	1103	1109	328	182	79	43	25	9	1	3	0

TABLEAU 2.3 – Distribution des clients par fréquences demandées

Fréquence	1	2	3	6	12
# Clients	247	369	3403	1259	784

de journées appliquée sur la phase 3.

Résultats de la planification sur les semaines (phase 1)

Le modèle mathématique de planification sur les semaines est résolu à l'optimum en seulement 8 secondes. Les résultats sont présentés dans le Tableau 2.4. Le tableau montre pour chaque semaine le temps de service total en heures, le nombre de clients affectés et la distance maximum entre chaque paire de clients en kilomètres.

TABLEAU 2.4 – Résultats du modèle de planification sur les semaines

Semaine	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Temps de service total (heures)	547.72	548.13	547.98	548.15	547.83	547.92	547.97	547.98	548.08	548.12	548.08	548.08
# Clients	3120	2308	2137	1987	3043	2240	2171	1839	3051	2386	2123	1823
Distance maximum (km)	86.76	86.90	86.10	86.91	86.76	86.90	86.10	82.59	86.76	87.04	87.76	82.69

Les résultats montrent un bon équilibrage du temps de service total entre les semaines, avec une différence maximum de 26 minutes. Cependant, le nombre de clients est moins équilibré entre les semaines, mais cela reste un critère non essentiel au vu des temps de service des clients qui varient dans un large intervalle de [2, 328] minutes. Nous constatons aussi une bonne répartition géographique des clients traduite par la stabilité de la distance maximum entre les clients à travers les semaines.

Résultats de la planification sur les jours (phase 2)

Le modèle mathématique de planification sur les semaines est résolu avec un *gap* affiché par CPLEX à 0.2 % en 3 minutes d'exécution, aucune amélioration de la solution n'est constatée au-delà de 30 minutes. Le Tableau 2.5 donne pour chaque semaine et pour chaque jour de l'horizon le temps de service total en heures. Le Tableau 2.6 montre la distribution du nombre de clients à travers chaque jour de l'horizon, ainsi que le nombre global des clients pour chaque jour de semaine. Les résultats indiquent un bon équilibrage que ce soit pour les temps de service ou pour le nombre de clients entre les jours de semaine.

Résultats de la construction des tournées (phase 3)

Nous utilisons dans cette phase l'algorithme LNS décrit dans la Section 2.5.3 selon nos deux méthodes de construction de tournées (par jours types et par vecteurs de journées). Nous fixons

TABLEAU 2.5 – Temps de service total en heures dans le planning quotidien

	Semaine											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Lundi	109.72	109.50	109.13	109.72	109.23	109.67	109.57	109.50	109.53	109.68	109.60	109.35
Mardi	109.27	109.77	109.55	109.85	109.42	109.52	109.68	109.87	109.42	109.77	109.58	109.65
Mercredi	109.62	109.82	109.78	109.55	109.57	109.18	109.62	109.82	109.57	109.63	109.67	109.73
Jeudi	109.63	109.35	109.68	109.65	109.82	109.78	109.57	109.72	109.87	109.58	109.48	109.75
Vendredi	109.48	109.70	109.83	109.38	109.80	109.77	109.53	109.08	109.70	109.45	109.75	109.60

TABLEAU 2.6 – Distribution des clients dans le planning quotidien

	Semaine												Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
Lundi	625	462	428	397	610	450	435	369	611	478	426	367	1218
Mardi	621	462	426	399	608	448	434	365	609	477	424	366	1212
Mercredi	623	461	426	399	608	449	433	368	608	478	425	362	1210
Jeudi	626	461	429	398	608	445	434	368	610	476	423	365	1211
Vendredi	625	462	428	394	609	448	435	369	613	477	425	363	1211

les mêmes paramètres de LNS pour les deux méthodes. Pour bien ajuster ces paramètres, nous avons exécuté quelques tests préliminaires. L'ensemble des valeurs des paramètres est résumé dans le Tableau 2.7. Le nombre de nœuds à supprimer dans chaque itération est choisi aléatoirement dans l'intervalle $[\xi_{\min}, \xi_{\max}]$, avec $\xi_{\min} = \min(7, 0.1 \times n)$ et $\xi_{\max} = \min(40, 0.25 \times n)$, où n fait référence au nombre de nœuds que contient la solution courante. Les valeurs des paramètres des règles d'acceptation du recuit simulé sont les suivantes $(w, c) = (40, 0.88)$. Enfin, les coefficients de la fonction objectif sont fixés à $(\alpha, \beta, \gamma) = (1, 3000, 120000)$.

TABLEAU 2.7 – Valeurs des paramètres de LNS

Paramètres	(w, c)	(α, β, γ)
Valeurs	$(40, 0.88)$	$(1, 3000, 120000)$

Pour ce qui est du temps d'exécution, celui-ci ne nous a pas été imposé dans le cas industriel vu que l'optimisation se déroule une fois tous les ans en général ou à chaque changement majeur de la liste et/ou demandes des clients. Cependant, nous fixons un temps limite de 2 heures pour les expérimentations avec les deux méthodes. Notons que les matrices de distance et de temps (asymétriques) ont été générées avec Google Distance Matrix API [51].

Résultats avec les jours types

Pour construire les tournées des jours types, nous imposons, pour chaque jour type, une limite de durée de service de 7 heures et 45 minutes pour chaque agent. Cinq exécutions de l'approche ont été lancées sur l'instance industrielle, montrant une différence négligeable sur les résultats finaux. Les meilleurs résultats sont rapportés dans le Tableau 2.8. Le tableau montre pour chaque

jour type le nombre de véhicules utilisés, la distance totale parcourue théorique en kilomètres et la durée moyenne d'une tournée par véhicule. Nous constatons que le nombre de véhicules utilisés pour chaque jour type est le même, et aussi un bon équilibre dans les kilomètres parcourus entre les jours types.

TABLEAU 2.8 – Résultats des tournées pour les jours types

Jours	# Clients	# Véhicules utilisés	Distance totale (km)	Durée de tournée moyenne (heures)
Lundi	1218	35	2487.12	7.65
Mardi	1212	35	2498.65	7.67
Mercredi	1210	35	2522.12	7.61
Jeudi	1211	35	2498.08	7.65
Vendredi	1211	35	2429.14	7.66

Pour pouvoir bien analyser ces résultats, il faudra exécuter la dernière étape qui consiste à projeter et réajuster les tournées obtenues sur les journées réelles de l'horizon. Les Tableaux 2.9 et 2.10 présentent les résultats de cette projection en termes, respectivement, de distance totale parcourue et de durée de service moyenne par agent. Pour chaque jour de semaine, la distance parcourue à travers les semaines varie entre 75.53 % et 91.74 % de la distance totale calculée pour les jours types. La présence de tels écarts se justifie par l'absence de près de la moitié des clients, considérés dans les jours types, dans les ensembles de clients effectifs à servir dans les jours de l'horizon comme le montre le Tableau 2.6. Cependant, ces écarts sont plus prononcés en ce qui concerne la durée de service moyenne qui varie entre 63.72 % et 76.48 %. En effet, les durées de service moyennes par agent atteignent rarement les 5 heures et 30 minutes, valeurs qui restent éloignées de la limite autorisée de 7 heures et 30 minutes. Pour améliorer ces résultats, nous avons tenté d'augmenter la durée de service limite dans la génération des tournées pour les jours types (actuellement mise à 7 heures et 45 minutes), mais cela a provoqué la non-insertion de plusieurs clients dans les tournées des journées effectives suite à la violation de contraintes de fenêtres de temps et de durée limite de service.

Nous notons aussi que l'entreprise utilise actuellement 40 véhicules, alors que notre solution en demande 5 de moins. Cela représente un gain non négligeable de 12.5 % sur les coûts liés à la main d'œuvre et aux véhicules.

TABLEAU 2.9 – Distances totales effectives sur l'horizon de planification en kilomètres avec l'approche par jours types

	Semaines											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Lundi	2181.9	2090.0	2058.7	2069.4	2182.5	2057.3	2101.7	1941.8	2181.0	2149.7	2097.8	1940.0
Mardi	2087.0	2031.0	1990.4	2041.7	2083.1	2013.7	1992.5	1991.1	2084.5	2090.5	1993.1	1993.0
Mercredi	2319.9	2143.8	2136.9	2011.6	2295.3	2209.5	2141.7	1964.6	2296.5	2153.4	2109.7	2033.3
Jeudi	2258.1	2127.5	1984.3	2025.6	2227.9	2113.7	1990.8	1911.7	2229.2	2145.3	1962.0	1932.3
Vendredi	2204.7	1978.8	2082.7	1938.4	2199.5	1977.2	2093.8	1964.9	2199.1	2008.7	2092.5	1897.4

La difficulté dans cette approche réside dans la manière d'estimer des durées de service et quantités de chaque client dans les jours types qui dépend souvent des caractéristiques de

TABLEAU 2.10 – Durées moyennes de service effectives sur l’horizon de planification en heures avec l’approche par jours types

	Semaines											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Lundi	5.37	5.28	5.36	4.82	5.37	5.06	5.31	4.82	5.45	5.25	5.31	4.85
Mardi	5.72	5.37	5.12	4.99	5.64	5.33	5.17	4.95	5.52	5.43	5.21	4.99
Mercredi	5.58	5.25	4.98	5.01	5.45	5.40	5.12	4.96	5.65	5.35	5.08	4.74
Jeudi	5.43	5.30	4.91	5.10	5.29	5.08	4.88	4.97	5.44	5.34	4.75	4.97
Vendredi	5.67	5.27	5.38	5.04	5.59	5.20	5.30	5.07	5.56	5.31	5.24	5.07

l’instance à traiter. Car en effet, nous avons dû tester plusieurs formules, comme la moyenne ou la médiane, afin d’arriver à un résultat ne violant pas les contraintes de fenêtres de temps ou de capacité.

Résultats avec les vecteurs de journées

Nous lançons ici LNS sur les cinq jours séparément selon les spécifications de l’approche par vecteurs, en considérant notamment les données réelles sur chaque journée telles que la limite de durée de service de 7 heures et 30 minutes par agent. Nous gardons aussi les mêmes paramètres d’exécution de l’algorithme que dans l’approche par jours types tels que le temps d’exécution total de 2 heures.

Ce que nous avons pu constater lors de la résolution est le temps nécessaire assez long pour trouver une solution initiale. En effet, cela prend entre 7 et 9 minutes dans tous les tests que nous avons effectués. Cela s’explique par le nombre de contraintes à vérifier sur toutes les semaines de l’horizon qui, dans notre cas, est multiplié par 12 dans chaque position d’insertion faisable de chaque nœud (client). Ce phénomène ne s’étend pas aux prochaines itérations (à partir de la deuxième itération) vu que le nombre de nœuds à supprimer est réduit, ce qui diminue ainsi le nombre de tests de faisabilité d’insertion de ces nœuds. Le Tableau 2.11 montre le nombre de véhicules utilisés pour chaque jour de semaine dans la solution finale. On remarque une nette amélioration par rapport à la solution de l’approche par jours types, où le gain constaté par rapport à cette dernière va de 10 à 12 véhicules ce qui correspond à environ 30 %.

TABLEAU 2.11 – Nombre de véhicules utilisés par jour de semaine avec l’approche par vecteurs

Jour	Lundi	Mardi	Mercredi	Jeudi	Vendredi
# Véhicules	25	23	25	24	25

Les trajets à parcourir sur l’ensemble de l’horizon ont aussi vu leur distance baisser de manière drastique comme le montre le Tableau 2.12. En effet, la distance totale a baissé d’environ 360 km en moyenne sur chaque jour de l’horizon de planification produisant un gain total de 21693 km. Nous pouvons aussi constater à travers le Tableau 2.13 qui reprend les durées moyennes de service des agents que nous nous rapprochons de la durée totale de service autorisée par agent. Ce qui permet d’affirmer que les ressources sont mieux exploitées tout en respectant les contraintes opérationnelles.

TABLEAU 2.12 – Distances totales effectives sur l’horizon de planification en kilomètres avec l’approche par vecteurs

	Semaines											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Lundi	1834.5	1813.5	1738.9	1846.6	1824.3	1794.9	1807.3	1546.8	1832.1	1895.5	1794.1	1557.0
Mardi	1731.7	1626.4	1610.0	1695.8	1725.3	1620.6	1612.5	1508.2	1731.5	1858.9	1616.1	1506.7
Mercredi	1893.3	1837.9	1661.9	1670.7	1810.7	1829.5	1735.1	1611.2	1809.1	1831.3	1654.3	1622.8
Jeudi	1848.4	1881.1	1555.9	1678.1	1792.1	1863.2	1564.4	1476.4	1795.6	1894.4	1551.7	1525.7
Vendredi	1921.8	1680.0	1684.4	1585.1	1844.5	1683.7	1767.0	1647.5	1844.2	1703.9	1685.6	1540.1

TABLEAU 2.13 – Durées moyennes de service effectives sur l’horizon de planification en heures avec l’approche par vecteurs

	Semaines											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Lundi	6.95	6.87	6.74	6.56	6.93	6.88	6.75	6.53	6.89	6.88	6.63	6.54
Mardi	7.02	6.86	6.65	6.70	7.05	6.83	6.80	6.72	6.98	7.09	6.80	6.48
Mercredi	6.80	6.70	6.38	6.45	6.77	6.64	6.49	6.30	6.77	6.75	6.40	6.28
Jeudi	6.82	6.85	6.55	6.78	6.62	6.58	6.56	6.70	6.87	6.83	6.47	6.68
Vendredi	6.91	6.81	6.55	6.40	6.76	6.86	6.51	6.41	6.77	6.86	6.51	6.35

D’un autre côté, si on s’intéresse à l’équilibrage de la charge de travail entre les agents sur tout l’horizon de planification, on constate que celui-ci est aussi meilleur dans l’approche par vecteurs. Les Figures 2.4 à 2.8 affichent une comparaison des durées de service totales des agents à travers les semaines entre les approches par jours types et par vecteurs, et ce pour chaque jour de semaine. Nous constatons clairement une bonne performance de l’approche par vecteurs qui ne montre pas une grande fluctuation des charges de travail entre les agents comparée à celle de l’approche par jours types.

Maintenant que nous avons présenté cette approche par vecteurs qui semble bien fonctionner sur l’instance industrielle, nous voulons valider la performance de cette approche en termes de qualité de solution, et ce afin d’identifier les éventuelles pistes d’amélioration que nous pourrions y apporter. Pour ce faire, nous avons souhaité nous comparer aux travaux les plus similaires à notre problématique existants dans la littérature, et de préférence ceux qui incluent la notion de périodicité et la contrainte du même agent par client vu qu’elles représentent deux caractéristiques principales de notre problème. Les travaux que nous avons jugés pertinents d’étudier sont le *Consistent Vehicle Routing Problem*, ou ConVRP, introduit par Groër et al. [54] et le *Periodic Vehicle Routing Problem with Driver Consistency*, ou PVRP-DC, introduit par Rodríguez-Martín et al. Nous utiliserons les résultats récents de Goeke et al. [49] pour le ConVRP qui améliorent ceux de [54]. Enfin, et pour éviter d’obtenir des résultats biaisés, nous nous sommes limités à apporter des modifications à notre algorithme pour s’adapter aux deux problèmes (ConVRP et PVRP-DC) de sorte qu’elles soient les plus minimales possibles. Dans ce qui suit, nous rappelons brièvement la description de chaque problème et donnons les résultats de comparaison par rapport à notre approche.

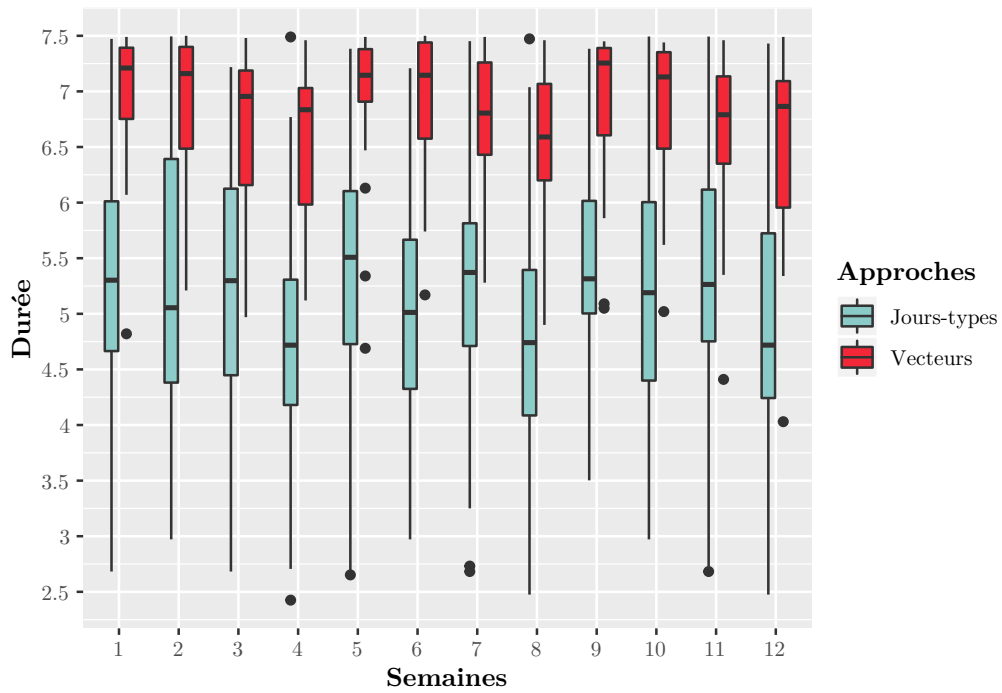


FIGURE 2.4 – Distribution de la durée des tournées du lundi avec les approches par vecteurs et jours types

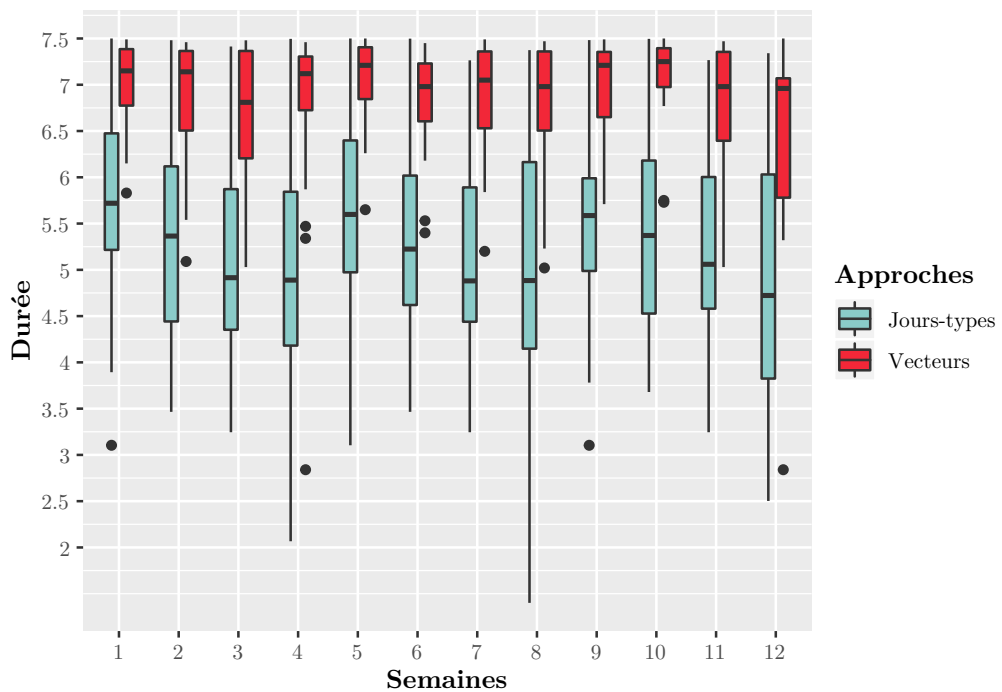


FIGURE 2.5 – Distribution de la durée des tournées du mardi avec les approches par vecteurs et jours types

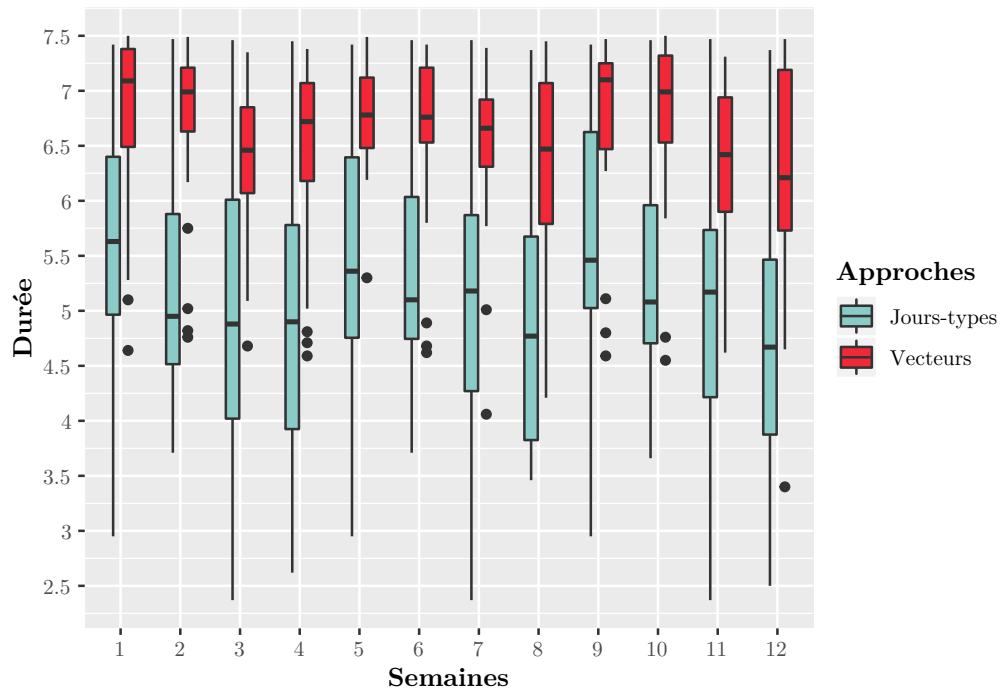


FIGURE 2.6 – Distribution de la durée des tournées du mercredi avec les approches par vecteurs et jours types

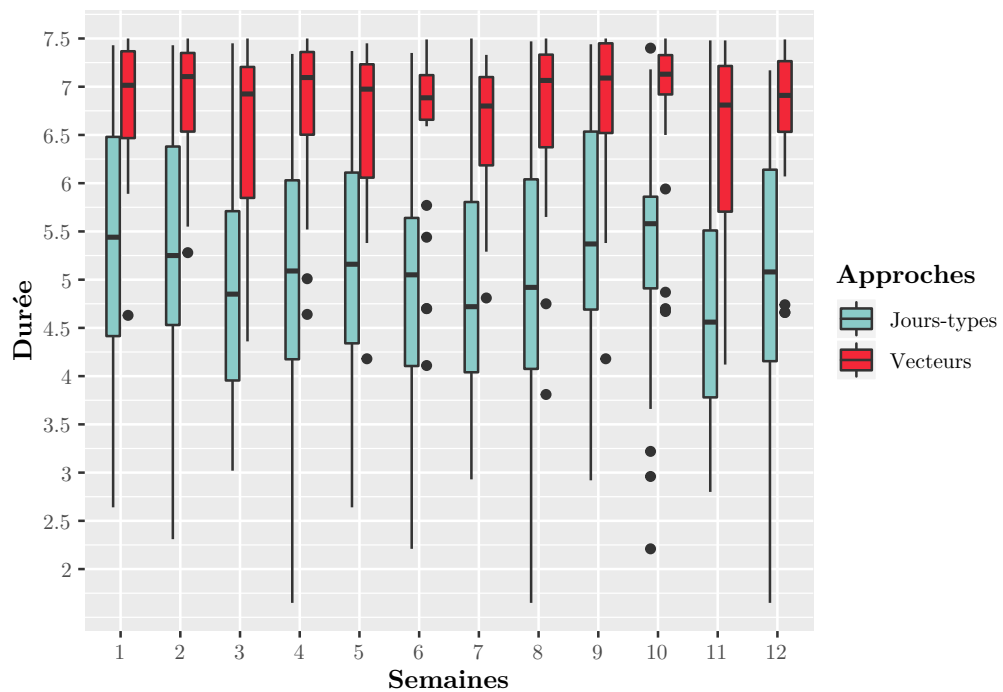


FIGURE 2.7 – Distribution de la durée des tournées du jeudi avec les approches par vecteurs et jours types

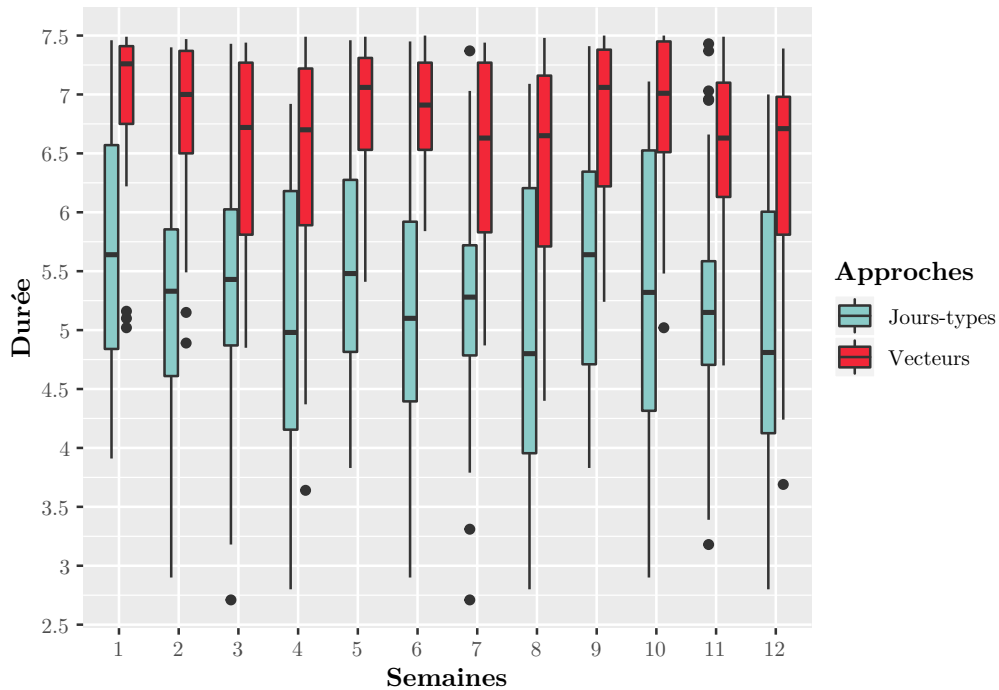


FIGURE 2.8 – Distribution de la durée des tournées du vendredi avec les approches par vecteurs et jours types

2.6.3 Comparaison avec le Consistent Vehicle Routing Problem (ConVRP)

Dans Groër et al. [54], les auteurs posent un problème de tournées de véhicules périodique dans lequel le planning de visites de chaque client est connu à l'avance, dans le but minimiser les durées de service totales des véhicules (agents) pour tous les jours de l'horizon tout en respectant une "consistance" au niveau des agents et des temps d'arrivée. La consistance au niveau des agents se traduit par la capacité de livrer chaque client par le même agent durant toute la période de l'horizon. La consistance au niveau des temps d'arrivée fait référence aux clients qui sont servis au même horaire approximativement dans chaque jour de l'horizon dans lequel un service est planifié. Cette dernière est mesurée avec une différence de temps maximale allouée L entre l'arrivée la plus tardive et celle au plus tôt de chaque client sur l'horizon de planification.

Concernant les tests, nous nous basons sur les travaux de Goeke et al. [49] qui reprennent les instances de Groër et al. [54] et les instances étendues de Kovacs et al. [70]. Nous nous comparons aux résultats de Goeke et al. [49] lorsque $L = +\infty$, ou en d'autres termes lorsque la contrainte de consistance au niveau des temps d'arrivée est relâchée, vu que nous ne voulons apporter que les modifications strictement nécessaires à notre algorithme. Trois familles d'instance A, B et C sont utilisées dans Goeke et al. [49]. La famille A contient cinq instances avec 10 clients et cinq autres avec 12 clients sur un horizon de planification de 3 jours. La famille B contient 12 instances avec un nombre de clients allant de 50 à 199 pour un horizon égal à 5 jours. La famille C est une extension de la famille B dans laquelle différentes valeurs de L et fréquences de visites sont générées pour obtenir un total de 144 instances. Vu que la famille A ne contient que de petites instances et que la famille C est une extension de la famille B, nous nous focaliserons sur la présentation des résultats sur la famille C avec $L = +\infty$ ainsi qu'avec toutes les fréquences de

visite disponibles faisant un total de 36 instances.

Comme il n’y a pas de planification à prévoir pour les clients, nous n’utiliserons que la phase de construction de tournées pour ce problème, et ce avec l’approche par vecteurs. Les 5 jours d’horizon dans la famille d’instances C seront considérés comme un seul jour de semaine avec un horizon de 5 semaines si on suit la notation utilisée dans notre précédent cas industriel. Afin de garder une cohérence avec Goeke et al. [49], nous avons dû adapter notre LNS pour avoir la même fonction objectif à minimiser, les mêmes contraintes comme celle de temps de trajet maximal par véhicule et en fixant le même nombre d’itérations égal à 25000. Nous utilisons les mêmes opérateurs d’insertion et de suppression que ceux décrits dans la Section 2.5.3, et nous réglons les paramètres de LNS de manière quasi-similaire que ceux de Goeke et al. [49] vu que les auteurs utilisent aussi une LNS.

Le Tableau 2.14 affiche les résultats des expérimentations réalisées sur la famille d’instances C du ConVRP. La fréquence de service désigne la probabilité p qu’un client demande un service dans chaque jour de l’horizon, avec $1 > p > 0$. Pour chaque instance, nous mentionnons la valeur de la meilleure solution de référence trouvée par Goeke et al. [49] (colonne Réf.), la valeur moyenne d’une solution sur 10 exécutions de notre LNS (colonne Moy.), la valeur de la meilleure solution sur les 10 exécutions (colonne Meil.), le temps d’exécution moyen en secondes (colonne t) et le taux de déviation de la meilleure solution trouvée à l’aide de notre approche par vecteurs par rapport à la meilleure solution de référence (colonne Dév.).

Bien que notre approche ne soit pas dédiée au ConVRP, nos résultats semblent être visiblement bons. En effet, la déviation moyenne par rapport aux meilleures solutions de référence se situe entre 0.32 % et 0.66 % seulement, avec une déviation maximale de 1.88 %. De plus, notre approche arrive à trouver 3 nouvelles meilleures solutions parmi les 36 instances traitées.

Notons que notre LNS garde le même ordre de visites chez les clients à travers les jours de l’horizon que celui dans la solution globale regroupant tous les clients. Cela peut empêcher de trouver des solutions optimales dans certains cas où les fenêtres de temps serrées chez les clients sont absentes comme le montre l’exemple de la Figure 2.9. Cependant, nous pensons que ce phénomène est d’un faible impact sur des applications réelles comme c’est le cas aussi sur le ConVRP lorsque L vaudra une valeur relativement petite. En effet, effectuer des visites dans les mêmes horaires à travers les jours de l’horizon est d’un grand intérêt dans la satisfaction client. Aussi, remarquons que ce phénomène disparaît au fur et à mesure que la fréquence de visite des clients augmente. C’est ce que l’on constate par exemple dans les 12 instances avec la fréquence de service 0.9 qui ont déviation moyenne bien inférieure à celles des 24 instances restantes.

2.6.4 Comparaison avec le Periodic Vehicle Routing Problem with Driver Consistency (PVRP-DC)

Dans Rodríguez-Martín et al. [85], les auteurs s’intéressent à un problème de tournées de véhicules périodique avec des contraintes de ‘consistance’ au niveau des agents dans lequel, contrairement au ConVRP, le planning des visites de chaque client n’est pas connu à l’avance. Pour pouvoir le déterminer lors de la résolution, un ensemble R_i de scénarios de visite possibles sont associés à chaque client $i \in N_c$. Aucune contrainte de capacité ou de fenêtres de temps n’est présente. Cependant, et vu que le cas considéré porte sur un problème d’intervention plutôt que de livraison, des contraintes sur le nombre de clients minimal et maximal servis sur chaque tournée s’appliquent. L’objectif étant de minimiser les coûts des tournées de tous les jours de l’horizon tout en respectant les bornes sur le nombre de clients par tournée et les contraintes de consistance pour les chauffeurs.

Les auteurs ont généré un ensemble de 240 instances pour un nombre de clients allant de

TABLEAU 2.14 – Résultats des expérimentations pour le ConVRP

Fréquence de service	Instance	$ C $	Réf.	Moy.	Meil.	t (secondes)	Dév. (%)
0.5	1_5_0.5	50	1616.37	1657.86	1646.77	48.44	1.88
	2_5_0.5	75	2554.83	2610.63	2584.19	64.37	1.15
	3_5_0.5	100	2632.43	2736.43	2651.82	220.90	0.74
	4_5_0.5	150	3317.49	3385.18	3332.86	450.57	0.46
	5_5_0.5	199	3986.56	4095.72	4017.07	548.54	0.77
	6_5_0.5	50	2863.55	2872.46	2868.98	27.81	0.19
	7_5_0.5	75	4632.31	4668.79	4642.51	44.40	0.22
	8_5_0.5	100	5332.55	5361.56	5336.30	126.78	0.07
	9_5_0.5	150	7347.4	7398.62	7356.00	252.32	0.12
	10_5_0.5	199	9267.06	9347.53	9262.88	344.34	-0.05
	11_5_0.5	120	3245.08	3378.13	3269.51	517.97	0.75
	12_5_0.5	100	2835.65	2929.18	2881.57	159.96	1.62
Moyenne						233.86	0.66
0.7	1_5_0.7	50	2105.39	2129.74	2117.01	47.67	0.55
	2_5_0.7	75	3481.82	3540.07	3486.68	63.53	0.14
	3_5_0.7	100	3266.77	3322.87	3301.90	217.71	1.08
	4_5_0.7	150	4346.38	4511.06	4408.95	479.03	1.44
	5_5_0.7	199	5464.52	5614.85	5539.88	613.35	1.38
	6_5_0.7	50	4048.96	4064.34	4064.34	24.01	0.38
	7_5_0.7	75	6645.05	6701.97	6652.18	41.90	0.11
	8_5_0.7	100	7092.22	7174.47	7114.69	110.83	0.32
	9_5_0.7	150	10316.71	10399.34	10355.96	259.06	0.38
	10_5_0.7	199	12827.08	12976.35	12920.60	362.16	0.73
	11_5_0.7	120	4443.76	4537.43	4462.58	352.23	0.42
	12_5_0.7	100	3408.55	3471.76	3422.27	178.94	0.40
Moyenne						229.20	0.61
0.9	1_5_0.9	50	2478.84	2507.08	2492.51	39.69	0.55
	2_5_0.9	75	4001.08	4040.55	4005.57	68.31	0.11
	3_5_0.9	100	3974.74	4056.31	4011.96	239.28	0.94
	4_5_0.9	150	4942.23	5058.15	4952.25	465.22	0.20
	5_5_0.9	199	6376.09	6418.95	6340.84	668.03	-0.55
	6_5_0.9	50	4751.79	4784.07	4767.65	25.45	0.33
	7_5_0.9	75	7705.73	7751.22	7710.09	43.28	0.06
	8_5_0.9	100	8733.72	8784.01	8747.48	127.37	0.16
	9_5_0.9	150	12377.6	12464.26	12428.56	275.15	0.41
	10_5_0.9	199	15820.63	15950.97	15897.26	387.22	0.48
	11_5_0.9	120	4986.96	5012.73	4980.10	391.32	-0.14
	12_5_0.9	100	4011.73	4080.31	4061.19	179.63	1.23
Moyenne						242.49	0.32

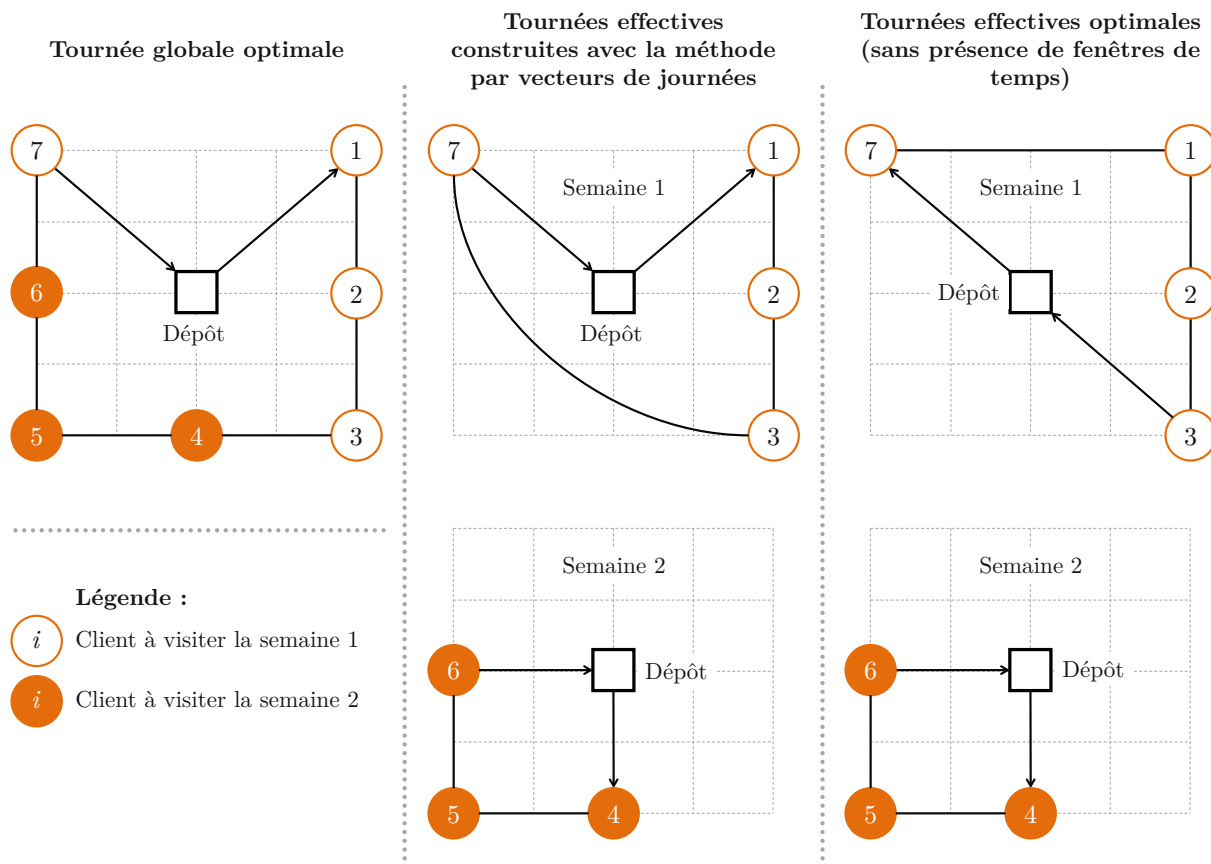


FIGURE 2.9 – Cas de perte d’optimalité avec la méthode par vecteurs de journées pour un véhicule et un horizon de 2 semaines en utilisant des distances euclidiennes

10 à 70. Le nombre de véhicules de ces instances varie entre 2 et 4, et le nombre de jours de l’horizon varie entre 2 et 5. Pour adapter notre approche au problème traité, et pour donner une réponse sur le plan tactique, nous considérons uniquement le modèle de planification sur les jours (voir Section 2.5.2) dans lequel nous avons apporté des modifications pour prendre en compte les contraintes spécifiques de Rodríguez-Martín et al. [85].

Comme il n’y pas de temps de service ou de quantité demandée par les clients à considérer dans le problème, nous fixons toutes les valeurs de temps de service à 0 et celles pour les demandes en quantité à 1. L’objectif dans cette phase étant d’équilibrer le nombre de visites des clients à travers les jours de l’horizon. Dans le modèle linéaire en nombres entiers mixtes, nous gardons la variable de décision binaire x_{id} qui vaut 1 lorsque le client i est visité le jour d . Nous introduisons la variable binaire y_{ir} qui est égale à 1 lorsque le scénario r du client i est sélectionné, et soit le paramètre binaire l_{rd} qui est égal à 1 si le jour d est inclus dans le scénario r . Le modèle résultant est décrit ci-dessous.

$$\min C_d$$

$$\sum_{r \in R_i} y_{ir} = 1 \quad \forall i \in C \quad (2.10)$$

$$x_{id} = \sum_{r \in R_i} l_{rd} \cdot y_{ir} \quad \forall i \in C, \forall d \in D \quad (2.11)$$

$$C_d \geq \sum_{i \in C} x_{id} \quad \forall d \in D \quad (2.12)$$

Les contraintes (2.10) garantissent la sélection d'un seul et unique scénario pour chaque client. La relation entre les scénarios et les variables x_{id} est définie dans les contraintes (2.11). Les contraintes (2.12) restreignent le nombre total de clients à visiter chaque jour à être inférieur à la valeur de C_d qui est minimisée dans la fonction objectif.

Les instances de Rodríguez-Martín et al. [85] contiennent au maximum 70 clients qui sont répartis sur un horizon de planification de 5 jours. Cela mène, contrairement à notre cas industriel présenté au début de ce chapitre, à une distribution moins dense des clients à travers les jours. Ainsi, équilibrer uniquement le nombre de clients par jour risque de devenir peu efficace dans ce cas. Procéder à une clusterisation des clients en amont peut s'avérer plus intéressant dans cette situation afin de prendre en considération la dispersion spatiale des clients et d'équilibrer donc les clusters formés pour chaque jour de l'horizon.

Pour notre LNS, nous avons facilement intégré la limite du nombre maximal de clients par tournée dans le module de vérification des contraintes. Cependant, le fait d'ajouter une borne sur le nombre minimal de clients, égal à 2 dans ce problème, a été ignoré vu que cela engendre plusieurs changements majeurs dans le comportement de notre algorithme. 13 instances seulement parmi les 240 ont été impactées par le non-respect de cette contrainte, les résultats correspondants ne seront pas présentés dans ce qui suit. Enfin, et pour avoir une référence similaire de comparaison, nous lançons LNS avec un nombre total d'itérations égal à 50000 ce qui prend au plus 15 minutes comme temps d'exécution pour chacune des 240 instances. Cette durée reste relativement bien inférieure au délai maximal de 2 heures fixé dans les expérimentations de Rodríguez-Martín et al. [85]. Le temps d'exécution du modèle mathématique (2.10 - 2.12) reste très négligeable vu que la construction des plannings des clients pour toutes les instances n'a pris que 9 secondes.

Les résultats de la comparaison entre notre LNS avec approche par vecteurs et le branch-and-cut de Rodríguez-Martín et al. [85] sont résumés dans les Tableaux 2.15 à 2.21 dans lesquels nous omettons de rapporter les solutions infaisables. Ces tableaux affichent les caractéristiques des instances (nombre de clients, nombre de jours et nombre de véhicules respectivement dans les trois premières colonnes), le nom de l'instance (dans la colonne Inst.) et les résultats liés à la solution de référence de Rodríguez-Martín et al. [85] (groupe de colonnes Réf.) et à notre LNS avec l'approche par vecteurs (groupe de colonnes LNS). Dans ces résultats, nous indiquons les meilleures valeurs obtenues (colonne Meil.) et le temps moyen d'exécution en secondes (colonne t) pour les deux approches. Nous ajoutons les informations sur l'optimalité de la solution obtenue par Rodríguez-Martín et al. [85] (colonne Opt.) en indiquant si la solution est optimale (O), faisable sans preuve d'optimalité (F) ou si aucune solution n'a été trouvée au bout de 2 heures de calcul (I). Nous ajoutons aussi pour les résultats de notre approche la valeur moyenne de la fonction objectif sur 10 tests effectués par instance (colonne Moy.) ainsi que la déviation par rapport à la meilleure solution de référence en pourcentage (colonne Dév.), avec $dév = \frac{meil(LNS) - meil(réf)}{meil(réf)}$.

TABLEAU 2.15 – Résultats du PVRP-DC pour les instances de 10 clients

$ C $	$ D $	$ V $	Inst.	Réf.	Opt. Réf.	t Réf. (s)	Moy.	Meil.	t (s)	Dév. (%)			
10	2	2	a	697.95	O	0.14	748.72	748.72	1.34	7.27			
			b	660.95	O	0.12	715.28	715.28	1.37	8.22			
			c	657.03	O	0.05	662.24	657.03	1.37	0.00			
	3	2	3	a	790.14	O	0.17	790.14	790.14	1.27	0.00		
				3	a	936.6	O	0.16	999.95	997.39	1.75	6.49	
					b	1032.32	O	0.09	1101.17	1101.17	1.66	6.67	
		c	832.27		O	0.12	864.64	846.98	1.67	1.77			
		4	2	3	a	1276.69	O	0.27	1330.08	1328.4	2.12	4.05	
					b	1400.05	O	0.25	1412.43	1412.43	2.09	0.88	
	c				1104.27	O	0.41	1249.22	1238.47	2.03	12.15		
	3		3	b	1502.87	O	0.45	1534.84	1534.84	1.87	2.13		
				5	2	a	1242.86	O	1.28	1435.61	1435.61	2.4	15.51
						b	1759.93	O	1.05	1828.45	1828.45	2.44	3.89
	c	1248.36	O			0.44	1449.53	1449.53	2.37	16.11			
	3	3	a	1432.09	O	30.62	1607.86	1595.77	2.39	11.43			
c			1414.96	O	5.29	1516.64	1474.95	2.37	4.24				
Moy.						2.55			1.90	6.30			

O : solution optimale.

À travers le contenu des tableaux des résultats, nous constatons une bonne performance de notre approche sur quelques instances, notamment sur les grandes de 60 à 70 clients. En effet, et sur ces dernières, la déviation moyenne par rapport aux solutions de Rodríguez-Martín et al. [85] est aux alentours des 5 %. Nous arrivons à trouver avec notre approche par vecteurs 2 meilleures solutions et 6 nouvelles bornes supérieures sur des instances où aucune information sur leur faisabilité n'avait été établie. Notre approche parvient aussi à trouver 4 solutions optimales sur les petites instances de 10 et 20 clients. De plus, nous remarquons que la déviation moyenne, pour la majorité des familles d'instances, décroît avec l'augmentation de leur taille. Cela est engendré par l'affectation de sous-ensembles non compatibles en termes de proximité au même jour de l'horizon. Nous pouvons constater cela clairement à travers les instances 10-2-2 par exemple, où notre LNS n'a aucun mal à trouver la solution optimale pour 10-2-2-c lorsque le planning construit est bien adéquat, chose qui n'est pas satisfaite pour 10-2-2-a et 10-2-2-b. Ainsi, il est important que la phase d'affectation des clients aux jours tienne compte non seulement de l'équilibrage des clients à travers les jours mais aussi des distances qui sépare ces clients.

2.7 Conclusion et perspectives

Nous avons proposé une approche par décomposition pour résoudre un problème de tournées de véhicules périodique rencontré par une entreprise travaillant dans le secteur de l'hygiène. Cette approche est basée sur une hybridation de programmation linéaire en nombres entiers mixtes avec une métaheuristique LNS enrichie d'un nouveau mécanisme permettant de respecter la contrainte de visite des clients par le même agent sur tout l'horizon de planification. La programmation linéaire en nombres entiers intervient au niveau tactique du problème pour fournir un planning de visites des clients sur l'horizon de 12 semaines. La métaheuristique LNS intervient quant à elle au niveau opérationnel du problème pour construire les tournées de véhicules de chaque jour

TABLEAU 2.16 – Résultats du PVRP-DC pour les instances de 20 clients

$ C $	$ D $	$ V $	Inst.	Réf.	Opt.	Réf.	t Réf. (s)	Moy.	Meil.	t (s)	Dév. (%)			
20	2	2	a	834.5	O		0.12	834.71	834.5	7.08	0.00			
			b	783.29	O		1.42	787.71	787.71	6.69	0.56			
			c	801.05	O		0.33	802.5	802.5	7.31	0.18			
				3	c	923.65	O		0.80	933.3	929.26	4.54	0.61	
					4	a	1138.08	O		3.06	1138.08	1138.08	4.1	0.00
						b	1034.79	O		30.75	1079.85	1060.47	3.94	2.48
					c	1003.33	O		2.14	1016.96	1016.96	4.02	1.36	
			3	2	a	1085.94	O		0.50	1135.39	1135.39	10.3	4.55	
						b	1160.13	O		1.01	1194.95	1194.95	8.98	3.00
					c	1009.71	O		0.72	1036.52	1036.52	8.84	2.66	
				3	a	1231.57	O		1.19	1292.34	1292.34	6.18	4.93	
					b	1383.45	O		7.66	1429.37	1426.88	5.66	3.14	
					c	1193.68	O		15.87	1220.62	1217.32	5.48	1.98	
				4	a	1367.22	O		7.77	1393.15	1393.15	5.27	1.90	
					b	1504.22	O		15.90	1524.16	1523.39	4.95	1.27	
					c	1339.5	O		124.15	1351.16	1351.16	5.11	0.87	
		4	2	a	1335.93	O		2.00	1505.84	1505.84	11.99	12.72		
					b	1310.11	O		2.00	1372.9	1372.9	11.76	4.79	
					c	1208.77	O		2.04	1345.38	1345.38	11.32	11.30	
				3	a	1436.11	O		2.29	1736	1716.3	6.84	19.51	
					b	1538.92	O		16.79	1605.78	1605.78	6.75	4.34	
					c	1377.74	O		10.72	1506.73	1506.73	6.52	9.36	
				4	a	1675.99	O		175.64	1906.76	1883.72	6.03	12.39	
			5	2	a	1838.25	O		9.91	1874.28	1874.28	13.67	1.96	
					b	1693.32	O		2.04	1767.66	1762.3	15.42	4.07	
		c			1892.88	O		15.46	1938.77	1930.16	13.62	1.97		
		3		a	2035.55	O		18.86	2057.38	2057.38	7.98	1.07		
				b	1942.25	O		13.76	2099.71	2099.71	8.37	8.11		
				c	2179.99	O		142.82	2238.48	2229.54	7.69	2.27		
		4		a	2218.68	O		51.73	2317.83	2317.83	7.01	4.47		
				b	2111.61	O		78.92	2266.14	2266.14	7.37	7.32		
				c	2317.74	O		318.80	2436.7	2429.56	6.7	4.82		
Moy.							33.66			7.73	4.37			

O : solution optimale.

TABLEAU 2.17 – Résultats du PVRP-DC pour les instances de 30 clients

$ C $	$ D $	$ V $	Inst.	Réf.	Opt. Réf.	t Réf. (s)	Moy.	Meil.	t (s)	Dév. (%)
30	2	2	a	833.99	O	2.22	836.89	836.89	21.31	0.35
			b	955.13	O	1.51	1007.78	965.38	20	1.07
			c	815.12	O	1.59	851.65	851.65	20.62	4.48
		3	a	964.55	O	23.35	967.34	967.34	12.78	0.29
			b	1096	O	13.2	1097.42	1096.79	11.58	0.07
			c	924.8	O	7.32	983.62	978.09	12.27	5.76
		4	a	1075.16	O	51.53	1097.02	1097.02	9.24	2.03
			b	1244	O	90.79	1272.87	1261.27	9.41	1.39
			c	1033.08	O	11.09	1082.65	1082.65	9.8	4.8
	3	2	a	1193.58	O	1.65	1293.59	1293.59	27.46	8.38
			b	1328.13	O	6.43	1366.65	1366.65	31.83	2.9
			c	1160.36	O	1.86	1221.68	1220.08	30.58	5.15
		3	a	1386.07	O	32.62	1468	1468	16.61	5.91
			b	1477.93	O	20.39	1528.62	1528.62	17.71	3.43
			c	1305.13	O	13.79	1336.11	1335.93	16.68	2.36
		4	a	1564.91	O	85.93	1634.69	1627.44	11.49	4
			b	1595.97	O	32.06	1631.43	1631.43	12.19	2.22
			c	1532.62	O	1129.99	1578.86	1578.86	11.76	3.02
	4	2	a	1626.44	O	22.74	1643.5	1643.5	37.11	1.05
			b	1566.63	O	12.01	1701.59	1697.77	38.93	8.37
			c	1546.24	O	9.72	1597.5	1597.5	39.03	3.32
		3	a	1844.31	O	45.82	1924.22	1924.22	20	4.33
			b	1728.28	O	88.28	1908.08	1908.08	20.8	10.4
			c	1783.46	O	59.08	1944.28	1944.28	19.66	9.02
		4	a	2030.97	O	675.5	2195.25	2194.84	14.49	8.07
			b	1866.98	O	200.79	2034.08	2034.08	15.22	8.95
			c	1989.1	O	241.68	2179.85	2179.85	14.69	9.59
	5	2	a	1690.39	O	10.03	1848.11	1845.34	49.21	9.17
			b	2144.67	O	11.03	2216.72	2216.72	46.93	3.36
			c	1656.78	O	7.27	1802.43	1802.43	46.99	8.79
3		a	1851.95	O	233.71	2062.56	2062.56	26.01	11.37	
		b	2410.73	O	148.5	2511.16	2511.16	25.22	4.17	
		c	1829.78	O	655.59	2061.55	2061.55	25.15	12.67	
4		a	1978.06	O	293.33	2224.07	2224.07	17.94	12.44	
		c	2013.3	O	1372.59	2218.56	2216.6	18.47	10.1	
		Moy.					160.43		22.26	5.51

O : solution optimale.

TABLEAU 2.18 – Résultats du PVRP-DC pour les instances de 40 clients

$ C $	$ D $	$ V $	Inst.	Réf.	Opt.	Réf.	t Réf. (s)	Moy.	Meil.	t (s)	Dév. (%)	
40	2	2	a	897.4	O		9.73	969.83	969.83	43.39	8.07	
			b	1049.8	O		14.98	1076.65	1073.82	42.73	2.29	
		3	a	993.03	O		38.56	1022.39	1022.39	23.46	2.96	
			b	1189.71	O		125.18	1203.11	1203.11	23.72	1.13	
		4	a	1103.51	O		171.13	1139.76	1139.76	18.78	3.28	
			b	1208.45	O		108.26	1229.94	1229.94	18.24	1.78	
	c		1248.97	O		294.53	1305.88	1296.6	18.09	3.81		
	3	2	a	1284.98	O		19.45	1398.3	1376.61	57.95	7.13	
			b	1499.97	O		34.74	1532.12	1529.15	54.96	1.95	
			c	1520.62	O		27.64	1558.1	1551.57	56.89	2.04	
		3	a	1412.56	O		37.97	1518.89	1512.8	31.28	7.1	
			b	1618.02	O		111.46	1655.46	1655.46	30.32	2.31	
			c	1686.27	O		84.94	1724.17	1723.44	29	2.2	
		4	a	1574.98	O		4964.25	1624.93	1624.93	24.56	3.17	
			b	1743.04	O		330.77	1777.1	1777.1	23.59	1.95	
			c	1856.57	O		3982.28	1911.55	1910.94	23.53	2.93	
		4	2	a	NC	NC		NC	1729.86	1723.66	82.16	ND
				b	1869.4	O		85.39	1995.5	1995.18	74.89	6.73
				c	1962.42	O		210.13	2047.28	2039.96	70.05	3.95
	3		a	1750.82	O		182.43	1887.47	1877.44	41.48	7.23	
			b	2062.17	O		3851.21	2214.12	2212.12	41.84	7.27	
			c	2158.21	O		1691.63	2240.87	2240.87	37.92	3.83	
	4		a	1797.86	O		271.07	1951.89	1941.84	31.29	8.01	
			b	2100.44	F		7200	2305.5	2280.77	31	8.59	
			c	2314.83	F		7200	2451.38	2449.24	28.66	5.81	
	5		2	a	2100.49	O		187.65	2220.29	2210.58	87.74	5.24
				b	2240.68	O		112.85	2384.07	2384.07	90.24	6.4
				c	2165.39	O		1375.49	2345.79	2340.47	88.18	8.09
		3	a	2339.66	O		2606.4	2444.82	2444.82	45.73	4.49	
			b	2468.94	O		2344.15	2627.31	2622.09	47.51	6.2	
c			2427.07	F		7200	2572.45	2572.39	46.41	5.99		
4		a	2508.27	F		7200	2729.73	2723.88	36.28	8.6		
		b	2530.48	F		7200	2815.91	2811.74	34.75	11.11		
		c	2468.75	F		7200	2780.04	2780.04	37.53	12.61		
Moy.							2014.37			43.36	5.28	

F : solution faisable, O : solution optimale, NC : non communiquée, ND : non disponible

TABLEAU 2.19 – Résultats du PVRP-DC pour les instances de 50 clients

$ C $	$ D $	$ V $	Inst.	Réf.	Opt.	Réf.	t Réf. (s)	Moy.	Meil.	t (s)	Dév. (%)		
50	2	2	a	1109.11	O		36.38	1164.5	1162.53	82.67	4.82		
			b	1053.47	O		31.47	1094.22	1071.86	81.97	1.75		
			c	1050.51	O		15.54	1110.75	1099.43	86.32	4.66		
				3	a	1213.90	O		76.49	1257.95	1257.95	46.44	3.63
					b	1148.03	O		137.84	1179.24	1178.53	46.99	2.66
					c	1129.16	O		46.97	1169.11	1169.11	48.66	3.54
				4	a	1335.63	O		580.78	1375.52	1375.52	37.78	2.99
					b	1231.84	O		1786.93	1263.75	1263.08	34.79	2.54
					c	1229.23	O		1451.76	1263.95	1262.11	36.05	2.67
		3	2	a	1690.03	O		85.57	1742.9	1715.48	107.02	1.51	
					b	1581.55	O		55.13	1663.99	1641.24	110.84	3.77
					c	1638.72	O		404.32	1702.97	1701.58	111.84	3.84
				3	a	1815.09	O		237.14	1873.21	1868.41	58.13	2.94
					b	1714.33	O		289.40	1798.5	1796.61	58.98	4.80
					c	1691.37	O		254.56	1748.04	1748.04	56.56	3.35
				4	a	2018.19	F		7200.00	2049.99	2047.28	42.93	1.44
					b	1847.03	F		7200.00	1890.4	1890.4	44.47	2.35
					c	1866.2	F		7200.00	1935.49	1919.37	42.77	2.85
		4	2	a	1968.50	O		782.19	2090.58	2085.33	166.99	5.93	
					b	1821.88	O		1660.52	2034.11	2003.42	174.29	9.96
					c	1815.79	O		71.76	1982.43	1954.77	196.89	7.65
				3	a	2129.26	F		7200.00	2246.92	2244.79	89.91	5.43
					b	2024.02	F		7200.00	2202.19	2186.74	89.92	8.04
					c	1928.38	F		7200.00	2132.27	2101.49	95.46	8.98
				4	a	2234.42	F		7200.00	2400.38	2393.16	58.44	7.10
					b	2083.56	F		7200.00	2348.33	2312.06	59.43	10.97
					c	1957.18	O		4908.73	2173.28	2170.21	61.5	10.88
		5	2	a	2486.59	O		1844.70	2680.91	2680.91	223.95	7.81	
					b	2450.28	O		1930.84	2629.09	2561.98	176.83	4.56
					c	2466.55	O		267.39	2574.91	2574.91	210.33	4.39
			3	a	2732.76	F		7200.00	2947.04	2941.02	103.69	7.62	
				b	2727.83	F		7200.00	2870.16	2848	89.11	4.41	
				c	2706.15	F		7200.00	2824.06	2824.06	100.19	4.36	
			4	a	2831.08	F		7200.00	3165.64	3132.72	68.96	10.65	
				b	3071	F		7200.00	3117.99	3112.76	63.94	1.36	
				c	2749.97	F		7200.00	3004.78	2971.53	66.37	8.06	
Moy.							3271.01				89.76	5.12	

F : solution faisable, O : solution optimale.

TABLEAU 2.20 – Résultats du PVRP-DC pour les instances de 60 clients

$ C $	$ D $	$ V $	Inst.	Réf.	Opt. Réf.	t Réf. (s)	Moy.	Meil.	t (s)	Dév. (%)	
60	2	2	a	1183.54	O	152.77	1242.99	1218.36	143.2	2.94	
			b	1151.32	O	70.33	1180.76	1177.31	141.64	2.26	
			c	1141.72	O	75.6	1196.51	1165.5	145.35	2.08	
		3	b	1224.35	O	419.13	1259.41	1252.1	69.9	2.27	
			c	1240.17	O	2970.31	1293.99	1265.62	70.31	2.05	
			4	a	1348.38	F	7200	1400.94	1396.66	54.87	3.58
		b		1332.15	O	3365.16	1377.03	1374.13	55.49	3.15	
		c		1332.19	O	1564.16	1367.19	1364.46	55.07	2.42	
		3	2	a	1756.59	O	440.41	1870.66	1866.29	194.59	6.25
	b			1710.43	O	665.05	1801.11	1799.82	200.12	5.23	
	c			1606.92	O	440.94	1691.87	1684.41	195.77	4.82	
	3		a	1846.13	O	1789.75	1943.76	1931.94	91.27	4.65	
			b	1856.51	O	5737.73	1980.97	1967.44	92.92	5.98	
			c	1748.09	O	5201.29	1852.4	1839.3	94.63	5.22	
	4		a	2080.98	F	7200	2085.29	2085.29	67.45	0.21	
			b	1987.7	F	7200	2053.12	2052.55	71.44	3.26	
			c	1903.19	F	7200	1988.2	1984.04	73.07	4.25	
	4	2	a	2217.47	O	1003.59	2326.62	2323.39	273.93	4.78	
			b	1991.91	O	773.91	2178.9	2162.81	310.96	8.58	
			c	2007.89	O	974.76	2144.06	2132.19	331.88	6.19	
		3	a	2381.97	O	6978.88	2517.53	2487.37	123	4.42	
			b	2177.16	F	7200	2350.03	2337.74	131.05	7.38	
			c	2195.61	F	7200	2304.99	2300.1	151.07	4.76	
		4	a	2728.02	F	7200	2611.51	2608.19	105.03	-4.39	
			b	2316.39	F	7200	2501.39	2452.24	100.64	5.86	
			c	2238.48	F	7200	2441.38	2382.51	99.04	6.43	
	5	2	a	2482.63	O	364.01	2698.08	2682.27	398.58	8.04	
			b	2430.1	O	505.12	2598.63	2598.58	446.31	6.93	
			c	2617.31	F	7200	2794.72	2779.23	345.84	6.19	
		3	a	2722.17	F	7200	2917.27	2908.63	184.43	6.85	
			b	2648.87	F	7200	2884.59	2871.54	191.61	8.41	
			c	2847.49	F	7200	3003.76	2978.56	156.2	4.6	
		4	a	2891.74	F	7200	3114.82	3035.03	127.83	4.96	
			b	2757.69	F	7200	2990.42	2966.2	129.87	7.56	
			c	ND	I	7200	3260.25	3249.54	121.54	ND	
	Moy.						4248.37				158.45

F : solution faisable, O : solution optimale, I : aucune solution faisable trouvée, ND : non disponible.

TABLEAU 2.21 – Résultats du PVRP-DC pour les instances de 70 clients

$ C $	$ D $	$ V $	Inst.	Réf.	Opt.	Réf. t	Réf. (s)	Moy.	Meil.	t (s)	Dév. (%)		
70	2	2	a	1266.34	O		143.63	1337.62	1289.67	243.88	1.84		
			b	1219.47	O		329.47	1260.45	1255.81	248.16	2.98		
			c	1199.9	O		89.15	1251.24	1245.48	251.05	3.80		
		3	a	1371.05	O		1295.82	1413.68	1377.57	117.61	0.48		
			b	1302.41	O		4894.69	1326.73	1322.86	115.51	1.57		
			c	1278.2	O		343.31	1316.57	1316.57	115.73	3.00		
			4	a	1457.6	O		7201.60	1493.62	1474.98	86.75	1.19	
				b	1406.92	F		7200.00	1426.64	1424.22	91.27	1.23	
				c	1351.38	O		1839.77	1388.95	1387.62	90.49	2.68	
	3	2	a	1666.67	O		596.59	1804.86	1783.81	389.8	7.03		
			b	1650.93	O		480.56	1773.65	1771.15	400.36	7.28		
			c	1602.37	O		315.57	1685.38	1671.06	436	4.29		
		3	a	1799.03	O		5929.94	1937.01	1916.68	171.13	6.54		
			b	1761.31	O		3150.72	1884.82	1874.7	189.2	6.44		
			c	1720.3	O		709.02	1835.82	1816.73	191.11	5.61		
		4	a	a	1964.17	F		7200.00	2085.11	2075.99	134.25	5.69	
				b	1945.41	F		7200.00	2028.39	2022.15	132.22	3.94	
				c	1882.63	F		7200.00	1979.14	1969.21	131.38	4.60	
			2	a	2186.3	O		1678.45	2361.28	2329	556.76	6.53	
				b	2201.65	F		7200.00	2379.49	2331.33	526.82	5.89	
				c	2189.53	O		284.23	2370.45	2323.57	494.44	6.12	
		3	a	a	2465.64	F		7200.00	2508.74	2493.86	243.12	1.14	
				b	2525.04	F		7200.00	2500.74	2485.57	221.33	-1.56	
				c	2381.88	F		7200.00	2528.07	2507.46	226.7	5.27	
			4	a	ND	I		7200.00	2707.43	2694.38	158.82	ND	
				b	2589.37	F		7200.00	2635.52	2622.95	162.73	1.30	
				c	2580.35	O		5430.72	2816.88	2792.76	729.3	8.23	
5	2	a	2885.63	O		7108.68	3153.64	3059.35	592.48	6.02			
		b	2621.04	F		7200.00	2798.67	2779.76	635.1	6.06			
		c	2580.35	O		5430.72	2816.88	2792.76	729.3	8.23			
	3	a	ND	I		7200.00	3329.47	3318.06	276.52	ND			
		b	ND	I		7200.00	3015.39	3005.93	279.41	ND			
		c	2773.14	F		7200.00	2949.77	2916.22	328.39	5.16			
	4	a	ND	I		7200.00	3530.81	3530.81	197.94	ND			
		b	ND	I		7200.00	3224.13	3223.16	199.41	ND			
		c	2887.95	F		7200.00	3158.75	3131.24	190.56	8.42			
	Moyenne								4274.06			273.02	3.68

F : solution faisable, O : solution optimale, I : aucune solution faisable trouvée, ND : non disponible.

du planning établi.

Nos résultats d'optimisation améliorent la solution actuelle de l'entreprise en économisant jusqu'à 17 véhicules par rapport aux 40 véhicules utilisés par l'entreprise durant l'horizon de planification. Ceci représente un gain de 40 % dans les coûts fixes ce qui peut offrir un avantage compétitif significatif à l'entreprise.

D'un point de vue académique, notre contribution porte sur le développement d'une nouvelle méthode dans LNS. En introduisant un vecteur de demandes des clients regroupant toutes les semaines afin d'affecter un agent unique par client, nous arrivons à obtenir une recherche plus efficace ce qui améliore grandement la qualité des solutions générées. Nous avons évalué la performance de notre approche en la modifiant en conséquence pour s'adapter aux deux travaux de la littérature les plus récents qui traitent des variantes du PVRP similaires à la nôtre. Nous avons réussi à trouver 3 nouvelles meilleures solutions pour les instances de Groër et al. [54] et à identifier 8 nouvelles bornes supérieures pour les instances de Rodríguez-Martín et al. [85]. La performance moyenne globale de notre approche, bien qu'elle ne soit pas dédiée pour ces variantes, se révèle aussi très prometteuse et robuste.

Parmi les perspectives de recherche, nous pouvons considérer l'intégration de techniques d'optimisation dans les phases de planification qui tiennent compte des distances entre clients afin d'améliorer le critère de proximité des clients dans les tournées obtenues. Une autre piste d'amélioration serait d'implémenter un mécanisme de *backtracking* entre les trois phases de l'optimisation. Cela permettrait d'améliorer la construction de tournées en réaffectant les clients à d'autres semaines ou de jours de semaine. Enfin, nous pouvons songer à remplacer les modèles mathématiques par des métaheuristiques robustes. Ce dernier point intéresse plutôt quelques entreprises qui préfèrent se passer de tout solveur commercial d'optimisation dans leur système d'information.

Problème de planification et d'optimisation de la recharge de bus électriques

3.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à un autre sujet de gestion de flotte de véhicules dans le contexte de service de mobilité. En particulier, nous abordons la gestion d'une flotte de bus électriques et de leur écosystème complexe (recharge, service, gestion du réseau électrique, etc.). Ce travail est le fruit d'une collaboration sur un projet de recherche et développement avec un opérateur de transport public sur le déploiement de bus électriques dans une région de France.

Aujourd'hui en Europe, les émissions de gaz à effet de serre (GES) liées au transport représentent 27 % des émissions totales de GES, dont 19 % sont liés au transport routier [37]. De nombreuses villes en Europe, mais aussi dans le monde entier, déploient des stratégies de transport pour passer de la voiture individuelle aux transports publics, à la marche et au vélo afin d'atteindre leurs objectifs de réduction des émissions. Par ailleurs, elles envisagent la mobilité électrique et plus particulièrement l'intégration des bus électriques dans leurs réseaux de transports publics.

Le renouvellement des flottes de bus vers des technologies plus propres reste une opportunité pour améliorer la qualité des transports et surtout pour améliorer la qualité de l'air en réduisant les émissions polluantes et des particules fines qui ont des effets nocifs pour la santé des citoyens. Les bus électriques font partie des technologies propres permettant d'atteindre ces objectifs puisqu'ils n'émettent aucune émission au pot d'échappement. À ce titre, plusieurs villes ont déjà franchi le pas, via des entreprises qui assurent la délégation du service de transport public. Par exemple, Londres envisage un système de transport à zéro émission d'ici 2050 tandis que Paris a pour objectif de transformer sa flotte de 4500 bus diesel en bus électriques et au bioGNV d'ici 2025. Et d'après un rapport publié par Bloomberg New Energy Finance [11], près de la moitié des autobus municipaux circulant sur les routes du monde entier fonctionneront à l'électricité en 2025.

Le passage des bus conventionnels aux bus électriques implique des changements fondamentaux en fonction de l'étendue de leur déploiement. Il ne s'agit pas uniquement d'une opération de remplacement d'un type de bus par un autre. Mais c'est plutôt toute la démarche de mise en œuvre qui change puisqu'il faut tenir compte de l'écosystème du bus électrique dans sa globalité, ce qui inclut le réseau électrique, les stations de recharge, les contraintes de recharge et

l'organisation opérationnelle. Ces changements ont un impact sur toute la chaîne de décision, allant de la redéfinition du réseau de transport et la planification des trajets jusqu'à la phase opérationnelle de gestion quotidienne des lignes de transport. C'est l'ampleur du déploiement des systèmes de bus entièrement électriques qui dictent ces changements tout en tenant compte des technologies de bus choisies (capacité des batteries, autonomie, mode de recharge, etc.) ainsi que des technologies de recharge (recharge de nuit dans les dépôts, recharge opportuniste sur les lignes, mixte des deux, etc.). Il ne peut y avoir une solution unique pour le déploiement, vu que cela dépend fortement du contexte local des villes (environnement urbain fortement dense, ou urbain très étalé dans l'espace, etc.).

Le déploiement des bus électriques met en évidence des problématiques scientifiques d'optimisation complexes et imbriquées. Ces problématiques se trouvent dans tous les niveaux de décision, tactique et opérationnelle. Dans ce chapitre, nous nous intéressons à une partie opérationnelle des activités de transport. La revue de la littérature de la Section 3.2.2 donne un aperçu des problèmes d'optimisation dans les réseaux de transport public.

3.2 Etat de l'art

La majorité des travaux de la littérature sur la planification du transport public ont été développés pour les bus thermiques. Avant de présenter les travaux sur l'optimisation dans le contexte du transport public, il est primordial de comprendre la chaîne de décision allant de la conception du réseau de bus jusqu'à la gestion opérationnelle des activités de transport.

3.2.1 Processus décisionnel pour le transport public

En général, le transport public est organisé par une collectivité publique en France. Cette collectivité, dite aussi autorité organisatrice de transports, habituellement abrégée en AOT, confie la gestion opérationnelle, par un appel d'offres public, à une entité distincte, appelée opérateur de transport. L'opérateur de transport développe alors une offre de transport respectant un cahier des charges concernant les dessertes (connexions, fréquences, etc.) et la politique tarifaire du transport de voyageurs. Cette offre de transport est une succession de décisions à la fois au niveau tactique et au niveau opérationnel. La Figure 3.1 montre les différentes étapes d'un processus de planification d'un schéma de transport public. Nous donnons ci-dessous les détails de chacune de ces étapes :

- *Planification globale du réseau de lignes.* La planification du réseau consiste à définir les lignes et les connexions entre ces lignes. Cette planification devra être réalisée de sorte à correspondre à plusieurs paramètres, dont les demandes de déplacements des usagers issues des enquêtes de déplacement (matrices origine-destination), la configuration de l'espace géographique et l'installation des infrastructures ainsi que l'emplacement des zones d'habitation et de travail. La conception du réseau vise à trouver un compromis entre réduire au minimum les temps de détour et le nombre de correspondances en renforçant les lignes et réduire les coûts de déploiement.
- *Établissement des fréquences et horaires.* Cette phase détermine la fréquence et les horaires de chaque ligne du réseau. Les fréquences de chaque ligne sont fixées souvent de manière empirique à travers les statistiques de déplacement des usagers ou par simulation en tenant compte par exemple des heures de pointe pendant la journée. Une fois ces fréquences connues, il est possible d'établir les horaires (heures de départ et d'arrivée) de chaque service en tenant compte des correspondances vers d'autres lignes ou trains de sorte que ces transferts soient optimisés. L'horizon de planification des horaires comprend une journée

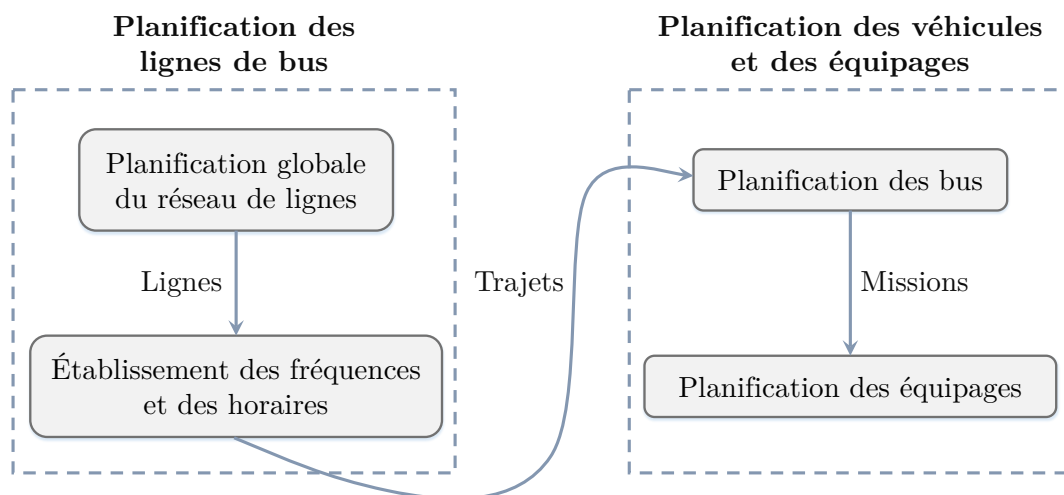


FIGURE 3.1 – Processus de planification d'un schéma de transport public

entière et on utilisera le plus souvent trois types de jours différents : semaine, week-end et vacances. Les horaires sont ainsi dupliqués pour chaque semaine.

- *Planification des bus*. Une fois les horaires connus, cette phase ordonnance les bus aux services des lignes. Cet ordonnancement de véhicules est effectué de manière à ce que tous les trajets soient couverts et que les coûts de mise en place soient minimisés. Dans la littérature, différents types de problèmes d'ordonnancement de bus sont présentés et seront détaillés dans la prochaine section.
- *Planification des équipages*. Une fois les services de chaque bus sont connus, ils doivent être attribués aux agents/conducteurs. Dans le cadre de la planification des équipages, la législation et les accords de travail doivent être pris en compte. L'objectif de cette phase est de minimiser les coûts de sorte que tous les services soient confiés à des conducteurs et que ces affectations respectent les restrictions de travail.

3.2.2 Revue de la littérature

Nous trouvons plusieurs travaux dans la littérature qui ont étudié les problèmes de planification des transports publics au niveau stratégique (planification du réseau) et aux niveaux tactique et opérationnel (établissement des fréquences et horaires, planification des bus et des équipages). Plusieurs revues intéressantes sont disponibles dans la littérature. Desaulniers et Hickman [35] se concentrent principalement sur les modèles mathématiques de chaque étape du processus de planification du transport public. Fan [41] et Zhao et Gan [105] passent en revue les approches sur la conception du réseau de transport et la détermination des fréquences des lignes.

Le niveau stratégique de conception du réseau consiste à définir un ensemble de lignes de bus dans une zone (ville, espace urbain, etc.). Chaque ligne étant déterminée par une séquence d'arrêts de bus, tout en respectant un ensemble de contraintes sur, la longueur des lignes (Benn [8]), le taux de satisfaction des matrices origine-destination (O-D) (Murray [77]), la couverture minimale de l'espace (Murray et al. [78]), le taux de transfert entre les lignes (Desaulniers et Hickman [35]), etc. Le critère d'évaluation ici est la minimisation du nombre d'arrêts de bus tout

en maximisant la couverture de l'espace (Murray [77], Barra et al. [6], Zhao et Ubaka [106]).

Murray [77] considère deux variantes du problème de localisation des arrêts de bus. Dans le premier, il s'agit de localiser des arrêts de bus dans un réseau existant avec l'objectif de minimiser le nombre d'arrêts de bus. Des modèles en couverture par ensembles (*set covering problem*) sont utilisés pour modéliser le problème. Le deuxième problème traite de la localisation optimale des arrêts de bus pour créer ou étendre un réseau existant. Compte tenu d'un nombre fixe d'arrêts de bus supplémentaires à localiser, l'objectif est de maximiser l'accès aux services supplémentaires fournis aux zones non couvertes. Une formulation hybride du problème de couverture est proposée. Guan et al. [55] modélisent le problème de planification des lignes en tenant compte des contraintes de transfert entre les lignes avec l'objectif de minimiser le nombre total de lignes de transit et la longueur totale parcourue par les passagers. Un programme linéaire en nombres entiers est proposé et une méthode exacte de type *branch and bound* est utilisée pour la résolution du problème. Goerigk et Schmidt [50] considèrent le problème de conception d'un réseau de lignes incluant le choix d'un itinéraire optimal pour l'utilisateur. Deux formulations en programmation en nombres entiers sont proposées et une méthode exacte est utilisée pour la résolution du problème.

Les approches heuristiques et métaheuristiques sont utilisées pour différentes variantes du problème de conception et de planification d'un réseau de lignes. Parmi elles, nous trouvons la recherche tabou (Zhao et Gan [105]), le recuit simulé (Zhao et Zeng [107]) ou encore les algorithmes génétiques (Chakroborty [18]) avec des objectifs de minimisation du nombre de transferts, et de maximisation de trajets directs et de la zone de couverture par le service.

Après la conception d'un réseau de lignes, l'étape suivante consistera à établir les fréquences (nombre de passages) ainsi que les horaires pour chaque ligne du réseau et pour chaque période de temps. Les fréquences des lignes doivent correspondre au mieux à la demande des déplacements O-D afin d'éviter la sous-exploitation du service ou la non-satisfaction des demandes, et assurer une qualité de service avec un nombre minimum de passages. Les horaires de passage doivent correspondre aux fréquences établies, à la répartition de la charge en fonction des points de la matrice O-D et à la prise en compte des transferts entre les lignes.

Constantin et Florian [23] présentent un modèle mathématique pour établir les fréquences de sorte à minimiser le temps total de voyage et d'attente prévu pour les passagers. Un algorithme de sous-gradient projeté est ensuite utilisé pour trouver les fréquences optimales des lignes en tenant compte des choix d'itinéraires des passagers. Martínez et al. [74] considèrent le problème d'élaboration de fréquences pour un réseau de lignes avec l'objectif de minimiser le temps de déplacement global des utilisateurs tout en limitant le coût opérationnel en instaurant une limite supérieure de la taille de la flotte autorisée. Une formulation en programmation linéaire en nombres entiers mixtes est proposée et un solveur commercial est utilisé pour la résolution du problème. Dans les deux modèles de Goerigk et Schmidt [50] pour le problème de la conception des lignes dans un système de transport public, les fréquences sont considérées comme des variables de décision. Otto [81] propose des techniques d'agrégation des données du problème permettant de réduire l'effort de calcul pour obtenir des fréquences de ligne quasi-optimales. Gao et al. [48] proposent une approche heuristique basée sur l'analyse de sensibilité pour établir les fréquences. L'élaboration des horaires à partir des fréquences des différents trajets de chaque ligne donne lieu à une table d'horaires qui comprend les heures de départ de tous les arrêts desservis par chaque ligne du réseau. Les horaires sont calculés de sorte à coordonner les transferts entre les lignes dans l'espace-temps. De Palma et Lindsey [33] examinent le problème de conception d'horaires d'un réseau avec une seule liaison de transit. Ils proposent un modèle analytique où la répartition de la demande sur les parcours est effectuée en premier pour fixer ensuite les heures de départ de manière à minimiser le coût total des retards des passagers. Wong et al. [102] proposent un

modèle mathématique pour établir une table d'horaires qui maximise la synchronisation entre les lignes, le modèle en nombres entiers mixtes obtenu est résolu avec CPLEX. Fleurent et al. [44] présentent une heuristique pour le même problème.

L'étape suivante dite d'ordonnancement des bus consiste à gérer au quotidien le fonctionnement du service. L'objectif ici est d'obtenir une séquence de parcours de lignes réalisables par les bus tout en minimisant les coûts. En d'autres termes, cela revient à déterminer le nombre de bus requis pour la période considérée, généralement d'une journée, et à affecter les bus aux parcours de sorte que, chaque trajet est couvert par un véhicule, chaque véhicule effectue une séquence de trajets réalisable et les coûts totaux soient minimisés. Plusieurs études dans la littérature s'intéressent à ce dernier problème en intégrant différentes contraintes supplémentaires, comme la présence d'un unique dépôt (Bunte et Kliewer [14]) ou de plusieurs dépôts (Bertossi et al. [9]) pour les bus, ou la présence d'une flotte de bus hétérogène (Kliewer et al. [69]). Durant ces dernières années, les travaux de recherche se sont orientés vers l'étude des problèmes intégrés de l'élaboration des horaires avec l'ordonnancement des bus (Ibarra-Rojas et al. [61]). Comme l'ordonnancement de bus est plutôt facile à résoudre, il est concevable de mettre en œuvre une procédure itérative qui modifie la table d'horaires actuelle et résout ensuite le problème d'ordonnancement. Dans le problème intégré, les heures de départ des trajets deviennent des variables de décision.

Castelli et al. [17] considèrent le problème intégré des horaires non périodiques en supposant que les itinéraires, les moyens de transport et la qualité du service soient fixés à l'avance. L'objectif principal de l'opérateur est de minimiser les coûts tout en servant le plus grand nombre de passagers possible. Les auteurs proposent une heuristique basée sur la relaxation lagrangienne. Liu et Shen [47] ont considéré le problème intégré avec une formulation hiérarchique dans laquelle le niveau supérieur résout l'ordonnancement dans le but de minimiser la taille de la flotte et le temps d'attente, tandis que le niveau inférieur traite des horaires afin de minimiser le temps total de transfert pour les utilisateurs. Guihaire et Hao [56] considèrent le problème intégré grâce à un modèle d'optimisation avec une fonction objectif pondérée qui prend en compte la quantité et la qualité des transferts ainsi que la taille de la flotte. Ils proposent une procédure d'optimisation basée sur la recherche locale itérative. Ibarra-Rojas et al. [61] ont proposé un problème d'optimisation bi-objectif pour résoudre le problème intégré en supposant un dépôt unique pour les bus et en considérant des fenêtres de temps pour les heures de départ avec une demande de service des passagers constante. Les objectifs sont la maximisation du nombre d'utilisateurs qui bénéficient de transferts bien synchronisés et la minimisation de la taille de la flotte. Les auteurs ont mis en œuvre un algorithme epsilon-contrainte pour obtenir des solutions Pareto optimales.

L'utilisation des bus électriques dans le transport public a pris un essor considérable ces dernières années. Néanmoins, peu d'études sur la planification des transports publics avec des bus électriques ont été publiés. La majorité de ces études se focalise sur l'ordonnancement des bus électriques en tenant compte des caractéristiques et des technologies des bus électriques. Les premières études concernent la technologie de remplacement de batteries. Chao et Xiaohong [19] traitent de la question d'ordonnancement de bus électriques où les batteries des bus peuvent être échangées dans certaines stations. L'objectif est de minimiser les coûts fixes et les coûts de recharge. Un algorithme génétique de type NSGA-II est établi pour la résolution du problème. Wen et al. [101] ont proposé un modèle de programmation linéaire mixte en nombres entiers pour l'ordonnancement des bus électriques dans le but de minimiser à la fois le nombre total de bus requis et la distance totale à parcourir. Un algorithme ALNS a été développé pour résoudre le problème. Tang et al. [95] ont considéré le problème d'ordonnancement de bus électriques avec l'objectif de minimiser les coûts. Les auteurs ont développé des modèles à la fois statiques et

dynamiques des conditions du trafic routier et ont utilisé une méthode de type branch-and-price pour la résolution du problème.

Concernant la politique de recharge opportuniste, elle nécessite une distribution optimisée des stations de recharge. Ainsi, un compromis entre la capacité de la batterie (coût et poids de la batterie) et le nombre de points de charge installés doit être déterminé en veillant à ce qu'il y ait suffisamment d'énergie récupérée lors de la recharge pour respecter les horaires des trajets. Liu et Ceder [72] considèrent le problème d'ordonnancement des bus électriques avec la prise en compte de la recharge des bus dans des stations de recharge installées dans les terminus. L'objectif est de minimiser le nombre de bus et de chargeurs utilisés. Pour résoudre le problème, deux méthodes sont développées, la première est une heuristique lexicographique et la seconde est basée sur un modèle de flots. D'autres études concernant l'ordonnancement et la recharge des bus électriques tenant compte de différentes contraintes et objectifs à optimiser sont présentées dans la littérature ces dernières années telles que Janovec et Koháni [63], Ke et al. [67] ou encore Xylia et al. [103].

Concernant l'étude de la chaîne complète de décision allant de la conception du réseau jusqu'à l'ordonnancement des bus, peu d'études se focalisent sur l'utilisation des bus électriques. Teoh et al. [96] s'intéressent à la conception d'un système de transport, qui comprend l'établissement de la table des horaires et l'ordonnancement des bus. Des simulations ont été utilisées pour la résolution du problème. Les auteurs proposent une méthodologie basée sur des heuristiques pour le traitement de toute la chaîne de décision pour le transport avec des bus électriques.

3.3 Contexte et description du cas d'étude

Nous présentons dans cette section les éléments constituant le cas d'étude du service de transport public avec les bus électriques. Nous commençons par identifier et définir les différents composants du système de transport et nous donnons ensuite les détails techniques à considérer pour l'usage des bus électriques. Toutes les informations ont été collectées en étroite collaboration avec l'opérateur de transport public urbain.

L'opérateur de transport public concerné par cette étude prévoit de convertir majoritairement sa flotte de bus diesel à l'électrique. Pour assurer cette transition en douceur, les bus diesel existants seront remplacés exactement avec le même nombre de bus électriques qui devront dans un premier temps opérer sur les trajets et plannings déjà existants. Par conséquent, nous nous focalisons dans ce travail sur le contexte opérationnel de la gestion de l'utilisation des bus électriques plutôt que sur le contexte stratégique de redimensionnement de la flotte. Nous travaillerons alors sur les problèmes d'allocation de bus électriques aux services (trajets), d'emplacement des bus sur le parc de stationnement et d'optimisation de leur recharge dans le dépôt.

Le système de transport est composé de différentes ressources, à savoir : les bus électriques, les places de stationnement, l'infrastructure de recharge et les trajets à effectuer pour chaque ligne de bus avec leurs plannings. Ces composants sont détaillés ci-dessous :

- *Réseau de transport urbain.* Le réseau de transport urbain est composé de plusieurs lignes de bus. Chaque ligne est caractérisée par une station de départ (début de la ligne), une station d'arrivée (fin de la ligne) et un ensemble d'arrêts intermédiaires à servir le long de son trajet entre les stations de départ et d'arrivée. Un bus affecté à une ligne effectue plusieurs rotations entre les points de départ et d'arrivée. Un service est représenté par l'intervalle de temps nécessaire entre le début du premier trajet partant du dépôt et la fin du dernier trajet retournant au dépôt. Pour chaque ligne, un ensemble de services est défini, et pour chaque service j le planning fixe l'horaire de début d_j , l'horaire de fin f_j

et le besoin en énergie e_j . Les services sont alors affectés aux bus de sorte que chaque service est assuré exactement par un seul bus et que chaque bus effectue une séquence de services faisable durant la journée, c'est-à-dire il n'y a pas de chevauchement entre les horaires des services attribués au même bus.

- *Bus électriques*. Un ensemble de bus électriques homogènes est disponible pour fournir le service de transport. Tous les bus électriques possèdent une même autonomie allant jusqu'à 250 km, ce qui leur permet d'assurer le service sans devoir effectuer une recharge durant leur trajet ou au milieu d'un service. Ces bus sont équipés d'une batterie avec une capacité de B kWh et sont rechargés uniquement dans le dépôt durant la nuit ou entre deux services.
- *Parc de stationnement dans le dépôt*. Le dépôt dispose de plusieurs places de stationnement organisées de sorte qu'un bus peut stationner facilement dans chaque place et qu'aucun espace ne soit inutilisable. Une telle organisation ainsi que la topologie du dépôt nécessite une gestion plus efficace des places de stationnement de sorte que les bus puissent quitter facilement le dépôt dès le début de leur service. À travers le plan du parc de stationnement au dépôt, nous distinguons quatre types de places de stationnement : (i) *Des places libres* qui sont indépendantes des autres places, où un bus peut stationner à n'importe quel moment sans aucune contrainte. (ii) *Des places bloquées en entrée* qui sont inaccessibles pour un stationnement même si elles sont libres si certaines places voisines sont occupées par des bus. (iii) *Des places bloquées en sortie* dans lesquelles les bus stationnés ne peuvent pas quitter le dépôt si certaines places voisines sont occupées par des bus. (iv) *Des places bloquées en entrée et sortie* sont une combinaison des deux précédentes places. La Figure 3.2 donne un exemple illustrant la topologie du dépôt avec les différentes contraintes de blocage.

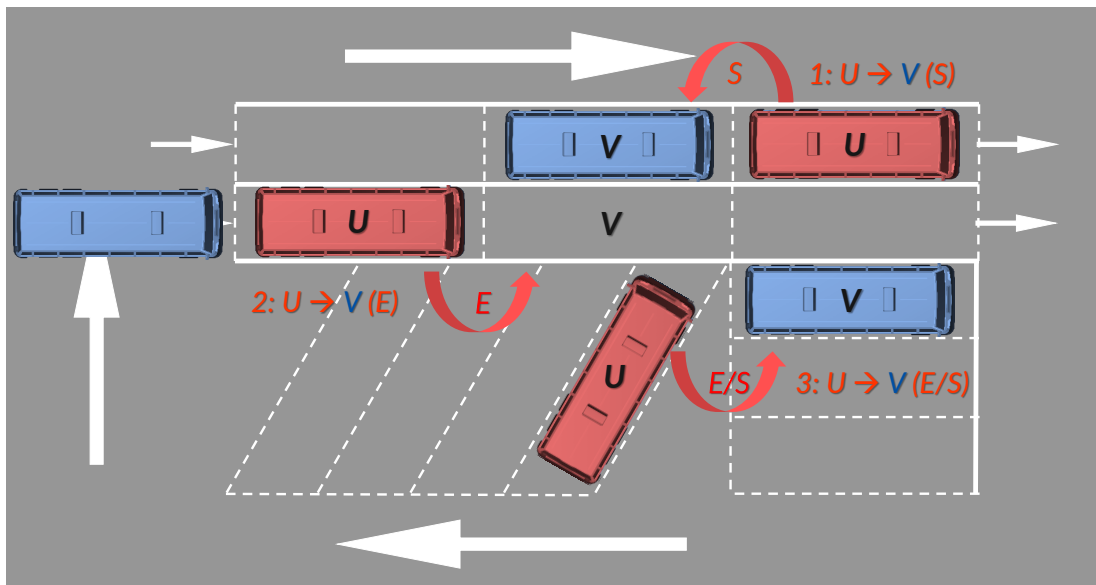


FIGURE 3.2 – Exemple des contraintes de blocage entre places de stationnement. (1) Contrainte de blocage en sortie, le bus à la place V ne peut sortir si la place U est occupée (2) Contrainte de blocage en entrée, le bus stationné à la place U bloque l'entrée d'autres bus à la place V (3) Contrainte de blocage en entrée et sortie, combinaison des contraintes de blocage en entrée et de blocage en sortie

- *Infrastructure de recharge.* Composée de plusieurs chargeurs rapides. Chaque place de stationnement est équipée avec un point de charge qui peut fournir jusqu'à 90 kW de puissance. De plus, la puissance fournie par toutes les stations de recharge ne doit pas dépasser la capacité du réseau électrique du dépôt.

L'objectif dans ce problème est de fournir une affectation faisable des services aux bus, tout en allouant des places de stationnement à chaque bus, et d'établir un planning de recharge pour les bus dans le dépôt permettant d'assurer les services de sorte à minimiser les coûts de recharge. La solution devra respecter les contraintes liées aux limites de puissance d'énergie tout en évitant les blocages pouvant survenir entre les places de stationnement. La fonction objectif est alors composée de deux parties, minimiser le nombre de bus en priorité, puis minimiser les coûts de recharge.

3.4 Notations du problème

Nous définissons ici les notations qui seront utilisées dans le modèle mathématique du problème présenté dans la Section 3.5. Soit R un réseau de transport composé d'un ensemble de lignes numérotées. Chaque ligne est caractérisée par un ensemble d'arrêts à visiter par un bus entre un point de départ et un point d'arrivée. Chaque ligne possède un ensemble de trajets ou services à effectuer. Soit S l'ensemble de tous les services de toutes les lignes. Chaque service $j \in S$ a un horaire de début d_j , un horaire de fin f_j et un besoin en énergie e_j qui dépend de la distance totale du trajet que doit parcourir un bus. Nous supposons que les services sont triés par ordre croissant de leur horaire de début. Soit $N(S_j)$ l'ensemble des services qui se chevauchent avec le service j , plus précisément, $N(S_j) = \{j' \in S \mid [d_j, f_j] \cap [d_{j'}, f_{j'}] \neq \emptyset\}$.

Les services sont réalisés par un ensemble V de bus électriques homogènes. Chaque bus i est doté d'une batterie d'une capacité égale à B (kWh) et un état de charge $SoC_{i,t}$ (*State of Charge*) à tout instant t qui représente le pourcentage du niveau de charge de la batterie, avec $SoC_{i,t} \in [0, 1]$ où 0 signifie que la batterie est vide, alors qu'un état de charge égal à 1 signifie que la batterie est complètement chargée. Pour des raisons de sécurité dans le fonctionnement des batteries et pour préserver leur durée de vie, l'état de charge $SoC_{i,t}$, à tout instant t , doit être compris dans un intervalle $[SoC_m, SoC_M]$, où SoC_m représente l'état de charge minimal en dessous duquel la batterie peut être endommagée et SoC_M désignant l'état de charge maximal à ne pas dépasser.

Tous les bus commencent et terminent leurs services au dépôt, unique lieu pour la recharge de ces bus lors de leur période de stationnement. Le dépôt possède un ensemble P de places de stationnement, et notons par X l'ensemble des types de blocages pouvant survenir entre les places de stationnement, avec $X = \{E, S, ES\}$, où E désigne le blocage en entrée, S le blocage en sortie et ES le blocage en entrée-sortie. On définit par $G = (P, A, X)$ le graphe de blocage des places de stationnement, avec A étant l'ensemble des arêtes (u, v, x) où une place u bloque une place v en un type $x \in X$. Chaque place est équipée d'un chargeur rapide fournissant jusqu'à p_M (kW) de puissance, avec une puissance minimale égale à p_m (kW). Nous désignons par g_t la puissance maximale disponible dans le réseau électrique à n'importe quel moment t et par c_t le coût du kWh durant la période t .

L'horizon de planification désigné par $[0, T]$ est divisé en H périodes de temps successives $t = 1, \dots, H$. Chaque période a une durée fixe δ , et la période t représente l'intervalle de temps $[(t-1) \cdot \delta, t \cdot \delta]$. À une période t , chaque chargeur fournit une puissance de recharge constante comprise dans l'intervalle $[p_m, p_M]$ permettant la modulation de la recharge des bus. Ainsi, si le bus i est chargé durant la période t avec une puissance de p_M , celui-ci aura récupéré une quantité

TABLEAU 3.1 – Définitions et notations utilisées

S	Ensemble des services
d_j, f_j	Horaires de début et de fin du service j
e_j	Besoin en énergie en kWh du service j
S_{\max}	Nombre de services maximum pouvant être effectués par un bus
$N(S_j)$	Ensemble des services qui se chevauchent avec le service j
V	Ensemble des bus
B	Capacité de la batterie des bus en kWh
$SoC_{i,t}$	État de charge du bus i à l'instant t
$[SoC_m, SoC_M]$	Intervalle toléré pour tout $SoC_{i,t}$
P	Ensemble des places de stationnement
$X = \{E, S, ES\}$	Ensemble des types de blocage (en entrée, sortie et entrée-sortie)
$G = (P, A, X)$	Graphe de blocage dans le parc de stationnement
p_m, p_M	Puissances minimales et maximales en kW fournies par un chargeur
g_t	Puissance maximale du réseau électrique en kW dans le dépôt
c_t	Coût du kWh dans la période t
$[0, T]$	Horizon de planification
H	Ensemble des périodes de temps dans l'horizon
δ	Durée de chaque période t de l'horizon de planification

d'énergie égale à $\delta \times p_M$ (kWh).

3.5 Formulation mathématique

Le problème est modélisé en un programme linéaire en nombres entiers mixtes, en utilisant des variables indexées par le temps. L'ensemble des notations utilisées dans le modèle sont résumées dans le Tableau 3.1. Nous considérons les variables de décision suivantes pour le modèle :

- x_{ikt} : vaut 1 si le bus i est affecté à la place k durant la période t , 0 sinon.
- y_{ij} : vaut 1 si le bus i est affecté au service j , 0 sinon.
- w_i : vaut 1 si le bus i effectue au moins un service, 0 sinon.
- z_{it} : vaut 1 si le bus i est chargé durant la période t , 0 sinon.
- p_{it} : puissance de recharge pour le bus i durant la période t .

Le modèle se formule alors comme suit :

$$\min \quad \alpha \cdot \sum_{i \in V} w_i + \beta \cdot \sum_{i \in V} \sum_{t \in H} (p_{it} \cdot c_t)$$

$$\sum_{i \in V} y_{ij} = 1 \quad \forall j \in S \quad (3.1)$$

$$\sum_{j \in S} y_{ij} \leq S_{\max} \cdot w_i \quad \forall i \in V \quad (3.2)$$

$$\sum_{i \in V} x_{ikt} \leq 1 \quad \forall k \in P, \forall t \in H \quad (3.3)$$

$$\sum_{k \in P} x_{ikt} + \sum_{j \in S/t \in [d_j, f_j]} y_{ij} = 1 \quad \forall i \in V, \forall t \in H \quad (3.4)$$

$$x_{ikt} + \sum_{k' \neq k, k' \in P} x_{ik'(t+1)} \leq 1 \quad \forall i \in V, \forall k \in P, \forall t \in H \quad (3.5)$$

$$x_{iv(t-1)} + 2 - \sum_{i' \neq i, i' \in S} (x_{i'u(t-1)} + x_{i'ut}) \geq x_{ivt} \quad \forall i \in V, \forall t \in H, \forall (u, v, E) \in G \quad (3.6)$$

$$x_{iv(t-1)} - 2 + \sum_{i' \neq i, i' \in S} (x_{i'u(t-1)} + x_{i'ut}) \leq x_{ivt} \quad \forall i \in V, \forall t \in H, \forall (u, v, S) \in G \quad (3.7)$$

$$z_{it} \leq \sum_{k \in P} x_{ikt} \quad \forall i \in V, \forall t \in H \quad (3.8)$$

$$p_m \cdot z_{it} \leq p_{it} \quad \forall i \in V, \forall t \in H \quad (3.9)$$

$$p_M \cdot z_{it} \geq p_{it} \quad \forall i \in V, \forall t \in H \quad (3.10)$$

$$\sum_{t=1}^{d_j} \delta \cdot p_{it} - \sum_{l \in S/f_l \leq f_j} e_l \cdot y_{il} \geq B(\text{SoC}_m - \text{SoC}_{i,0}) - (1 - y_{ij}) \cdot M \quad \forall i \in V, \forall j \in S \quad (3.11)$$

$$\sum_{t=1}^{d_j} \delta \cdot p_{it} - \sum_{l \in S/f_l \leq d_j} e_l \cdot y_{il} \leq B(\text{SoC}_M - \text{SoC}_{i,0}) + (1 - y_{ij}) \cdot M \quad \forall i \in V, \forall j \in S \quad (3.12)$$

$$\sum_{i \in V} p_{it} \leq g_t \quad \forall t \in H \quad (3.13)$$

Les contraintes (3.1) garantissent que chaque service est affecté à un seul bus électrique. Les contraintes (3.2) définissent un nombre maximal de services S_{\max} qui peuvent être effectués par chaque bus ($S_{\max} = 3$ dans notre cas). Les contraintes (3.3) garantissent que dans chaque période et pour chaque place de stationnement un bus au plus peut y être affecté. Les contraintes (3.4) permettent d'imposer à chaque bus, et à tout instant, t de se trouver soit dans un service soit dans une place de stationnement. Ces contraintes servent également à empêcher l'affectation de services qui se chevauchent au même bus. Les contraintes (3.5) obligent les bus à garder la même place de stationnement entre deux services consécutifs. Les contraintes (3.6) garantissent pour chaque arête (u, v, E) du graphe de blocage que la place v ne peut être allouée dans la période t si u est occupée durant les périodes $(t - 1)$ et t . Notons que si la place u est occupée durant la période $(t - 1)$ mais qu'elle devienne libre à t , alors v peut être affectée à un bus en gérant simultanément la sortie depuis u et l'entrée vers v . De la même manière, les contraintes (3.7) garantissent que si (u, v, S) est une arête du graphe de blocage alors la place v ne doit pas être affectée à un bus dans la période t si u est occupée durant les périodes $(t - 1)$ et t . Pour un blocage de type entrée-sortie, les contraintes (3.6) et (3.7) sont activées en même temps. Les contraintes (3.8) autorisent la recharge des bus uniquement durant leurs périodes de stationnement. Les contraintes (3.9) et (3.10) définissent l'intervalle de la puissance de recharge autorisé $[p_m, p_M]$ pour chaque bus. Les contraintes (3.11) et (3.12) imposent l'état de charge de chaque bus à être compris dans l'intervalle $[SoC_m, SoC_M]$ à chaque instant. Les contraintes (3.13) définissent la puissance d'appel maximale pouvant être utilisée par toutes les bornes de recharge simultanément.

3.6 Approche de résolution

Le modèle mathématique proposé dans la Section 3.5 permet uniquement de résoudre de très petites instances du problème. Nous proposons ici une méthode approchée pour résoudre le problème en utilisant une approche par décomposition. L'approche est composée de trois étapes. Dans la première, une affectation des services aux bus est établie dans l'objectif de minimiser le nombre de bus en s'assurant de la faisabilité de la recharge des bus ainsi que de l'enchaînement des services pour chaque bus. La deuxième étape affecte les bus aux places de stationnement en tenant compte des services déjà affectés lors de la première étape. Quant à la troisième, elle optimise la recharge des bus en tenant compte des résultats des deux précédentes étapes.

3.6.1 Affectation des services aux bus

Le problème de sélection de services est modélisé ici sous forme d'un problème de partition en cliques dans un graphe non orienté $R = (S, A)$ où S désigne l'ensemble des services et A l'ensemble des arêtes. Deux sommets (services) u et v sont connectés par une arête si les services désignés par u et v sont disjoints en termes d'intersection d'horaires, c'est-à-dire $[d_u, f_u] \cap [d_v, f_v] = \emptyset$. Le problème de sélection des services est alors équivalent à partitionner le graphe R en un nombre minimal de cliques avec des contraintes supplémentaires de garantie de recharge pour les bus. Chaque clique de la partition correspond à un ensemble de services disjoints qui seront affectés à un bus. Ainsi, le nombre de bus utilisés correspond au nombre de cliques de la partition. Même si

la résolution du problème de partition minimale en cliques dans un graphe d'intervalles est polynomiale, ajouter des contraintes de faisabilité liées à l'existence d'un planning de recharge rend le problème NP-difficile [91]. Nous proposons alors une heuristique qui construit des cliques itérativement, où à chaque étape l'algorithme construit une clique maximum, supprime les sommets de cette clique du graphe initial puis cherche une nouvelle clique maximum, jusqu'à suppression de tous les sommets du graphe initial.

Notre heuristique basée sur la recherche locale pour trouver une clique maximum dans le graphe R est composée de deux étapes. Dans la première étape, une clique C est construite avec un algorithme glouton. Dans la seconde étape, la taille de la clique C est améliorée itérativement à travers des suppressions et insertions d'un ou plusieurs sommets, et ce jusqu'à satisfaction de toutes les conditions. La plus grande clique est mise à jour à chaque itération. Les détails de ces deux étapes sont décrits comme suit :

1. Initialisation. En partant d'une clique C vide, l'algorithme sélectionne aléatoirement un sommet j de R et l'ajoute à C . Un ensemble de sommets candidats $L = \{s \in S \mid (s \text{ est connecté à tous les sommets de } C) \wedge (s \notin C)\}$ est alors établi. Le sommet s de l'ensemble L ayant le plus grand degré et qui remplit les conditions de faisabilité pour la recharge est sélectionné puis ajouté à C . L'ensemble L est mis à jour et la procédure est répétée jusqu'à ce que L devienne vide ou que tous les sommets de L ne vérifient pas les conditions de faisabilité.

2. Recherche itérative. Pour chaque $j \in C$, l'ensemble de sommets $N_j = \{s \notin C \mid (s \text{ est connecté à tous les sommets de } C - \{j\})\}$ est établi, pour ensuite supprimer de C le sommet b ayant le plus grand ensemble N_b , en d'autres termes $|N_b| \geq |N_j|, \forall j \in C$. S'il y a égalité entre les plus grands ensembles, on en sélectionne un aléatoirement. Un nouvel ensemble L de sommets candidats est construit et le meilleur sommet de L est ajouté à C comme décrit dans l'étape 1. Cette procédure d'insertion et de suppression est répétée jusqu'à atteinte d'un temps limite ou si la taille de la clique trouvée est égale à la taille du graphe ou au nombre maximum de services (3 services par bus dans notre cas). À la fin de la procédure, la meilleure clique est mise à jour, et ses sommets sont supprimés de R et l'algorithme reprend à la première étape jusqu'à satisfaction des conditions d'arrêt.

Conditions de faisabilité. Les conditions de faisabilité pour la recharge vérifient qu'un bus peut effectuer tous les services qui y sont affectés sans interruption causée par un manque d'énergie, et ce en ayant le temps nécessaire permettant la recharge entre deux services consécutifs. Soit Q_j la quantité d'énergie disponible dans la batterie d'un bus avant le début du $j^{\text{ème}}$ service de la clique courante C , alors $Q_j = \sum_{l=0}^{j-1} (r_l - e_l)$ où e_l est la quantité d'énergie requise par le $l^{\text{ème}}$ service et r_l est l'énergie maximale fournie par le réseau électrique pour le bus entre le $(l-1)^{\text{ème}}$ et le $l^{\text{ème}}$ service, plus précisément $r_l = \max\{B, (d_l - f_{l-1}) \cdot p_M\}$ avec $f_{-1} = 0$. Ainsi, une clique est faisable si pour chaque $j \in C$, $Q_j \geq 0$.

Un exemple illustrant l'application de cette heuristique est donné dans la Figure 3.3.

3.6.2 Allocation des places de parking aux bus

À la fin de l'algorithme d'affectation des services, nous avons pour chaque bus une liste de services à effectuer, avec un retour au dépôt à la fin de chaque service. Soit I l'ensemble de tous les intervalles de temps de stationnement de tous les bus. Comme la liste des services affectés à chaque bus est connue, les horaires de début et de fin de chaque intervalle $I_i \in I$ peuvent être

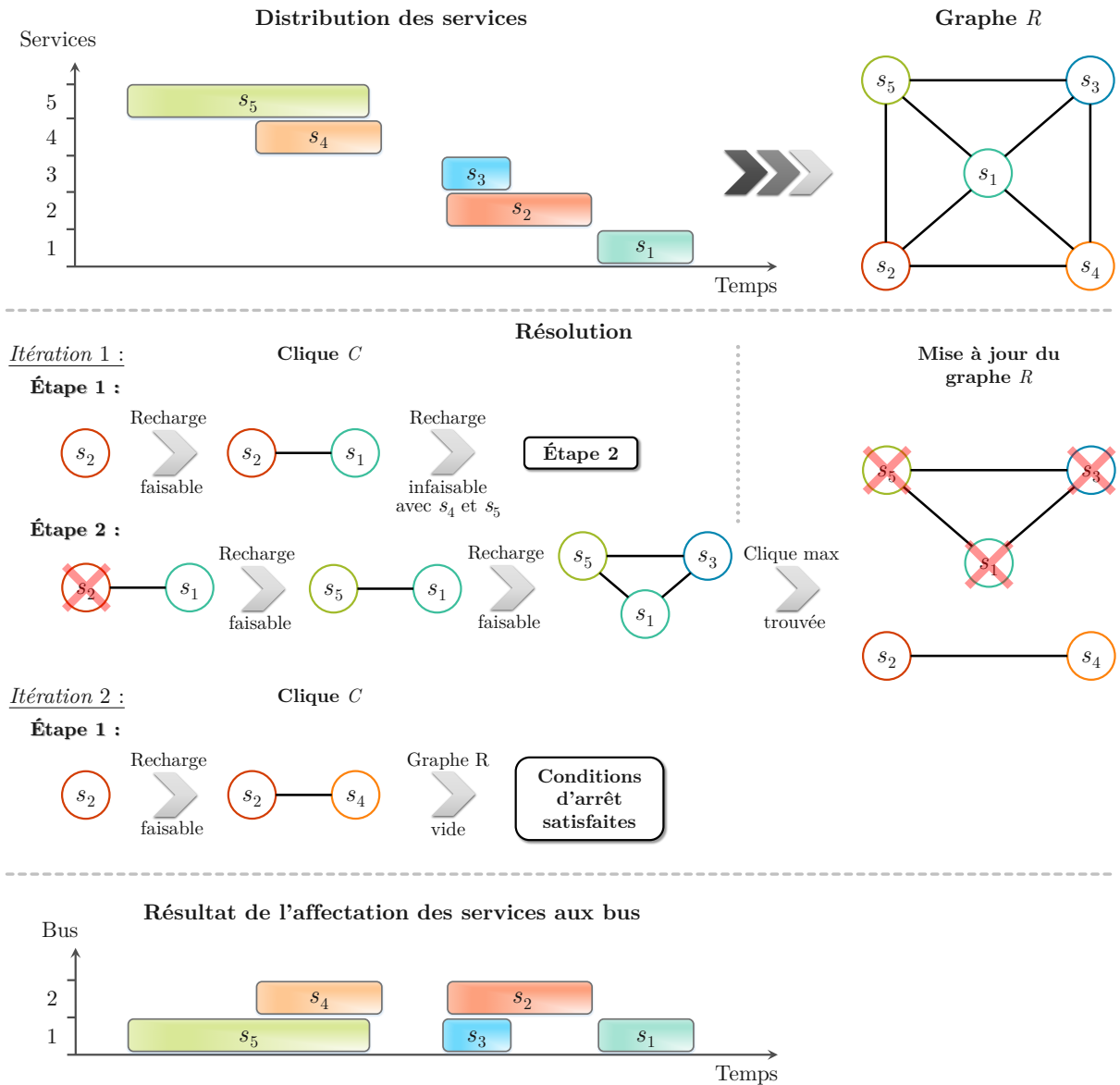


FIGURE 3.3 – Exemple d'affectation de cinq services à une flotte de bus électriques

extraits. Nous désignons par $[h_i, g_i]$ l'intervalle de temps correspondant à I_i . Dans ce qui suit, nous modélisons le problème d'affectation des places de stationnement aux bus en un programme linéaire en nombres binaires. Nous considérons la variable de décision binaire suivante :

x_{ik} : vaut 1 si l'intervalle de stationnement I_i est affecté à la place k , 0 sinon.

$$\sum_{k \in P} x_{ik} = 1 \quad \forall I_i \in I \quad (3.14)$$

$$x_{ik} + x_{jk} \leq 1 \quad \forall k \in P, \forall I_i, I_j \in I : [h_i, g_i] \cap [h_j, g_j] \neq \emptyset \quad (3.15)$$

$$x_{iu} + x_{jv} \leq 1 \quad \forall I_i, I_j \in I : (h_j > h_i) \wedge (g_i > h_j), \forall (u, v, E) \in G \quad (3.16)$$

$$x_{iu} + x_{jv} \leq 1 \quad \forall I_i, I_j \in I : (g_j < g_i) \wedge (h_i < g_j), \forall (u, v, S) \in G \quad (3.17)$$

Les contraintes (3.14) réservent une place de stationnement pour chaque intervalle $I_i \in I$. Les contraintes (3.15) empêchent l'affectation de deux intervalles qui se chevauchent à la même place de stationnement k . Les contraintes (3.16) interdisent l'affectation des intervalles I_i et I_j aux places u et v respectivement, lorsque u bloque v en entrée et I_j se chevauche avec I_i avec $h_j > h_i$. De manière similaire, les contraintes (3.17) interdisent l'affectation des intervalles I_i et I_j aux places u et v respectivement, lorsque u bloque v en sortie et I_j s'intersecte avec I_i avec $g_j < g_i$. Les deux dernières contraintes sont activées simultanément dans le cas d'un blocage de type entrée-sortie.

Nous notons ici que le problème d'allocation de places de stationnement aux bus est un problème de faisabilité, sans qu'il n'y ait donc d'objectif à optimiser. Naturellement, il est possible d'obtenir plusieurs solutions faisables. Cependant, certaines d'entre elles peuvent ne pas être adéquates d'un point de vue organisationnel. Il convient ainsi d'ajouter dans cette phase des contraintes supplémentaires si nécessaire, comme celles interdisant une place bien spécifique à un ou plusieurs intervalles de stationnement.

3.6.3 Optimisation de la recharge

Une fois que les places et les horaires de stationnement de chaque bus sont connus, nous pouvons procéder à l'optimisation de la recharge de ces bus. Etant donné un ensemble des services affecté à chaque bus, l'algorithme de recharge détermine un planning de recharge optimal pour tous les bus. Plus précisément, soit L_i l'ensemble des services affectés au bus i , pour chaque $i \in V$. Le problème d'optimisation de la recharge est modélisé en un problème de flot à coût minimum dans un réseau $R = (N, A)$ défini comme suit (Figure 3.4) :

- Un ensemble de sommets N composé de : (1) une source s , (2) des sommets h_t représentant les périodes de temps $[t - 1, t]$, (3) des sommets $v_k^i \in L_i$ désignant les services dans un ordre croissant, avec $k = \{1, \dots, |L_i|\}$, caractérisés par un horaire de début d_k^i , un horaire de fin f_k^i et une quantité d'énergie requise e_k^i , et (4) un puits p .
- Un ensemble d'arcs orientés A munis d'une capacité composé de : (1) des arcs (s, h_t) avec une capacité de g_t et un coût c_t correspondant au coût de l'énergie durant la période t , (2) des arcs (h_t, v_k^i) lorsque $h_t \leq d_k^i$ et $h_t \geq f_{k-1}^i$, avec une capacité de $p_M \times \delta$ et un coût nul, (3) des arcs (v_{k-1}^i, v_k^i) , avec $k = \{2, \dots, |L_i|\}$, munis d'une borne inférieure et d'une capacité égales à $B - e_{k-1}^i$ avec un coût nul, et (4) des arcs (v_k^i, p) avec une capacité de e_k^i et un coût nul.

Une généralisation de l'algorithme de Ford et Fulkerson [36] est appliquée pour résoudre le problème du flot à coût minimum dans ce réseau. Soit $f(x, y)$ le flot parcourant l'arc $(x, y) \in A$ dans la solution optimale du problème. Alors, le coût total de cette solution est égal à $\sum_{t=1}^H c_t \times f(s, h_t)$ et on définit un planning de recharge de la manière suivante : pour chaque période de temps h_t , nous appliquons au bus i une puissance de recharge de $p_{it} = \frac{f(h_t, v_k^i)}{\delta}$, où $f(h_t, v_k^i) \in A$.

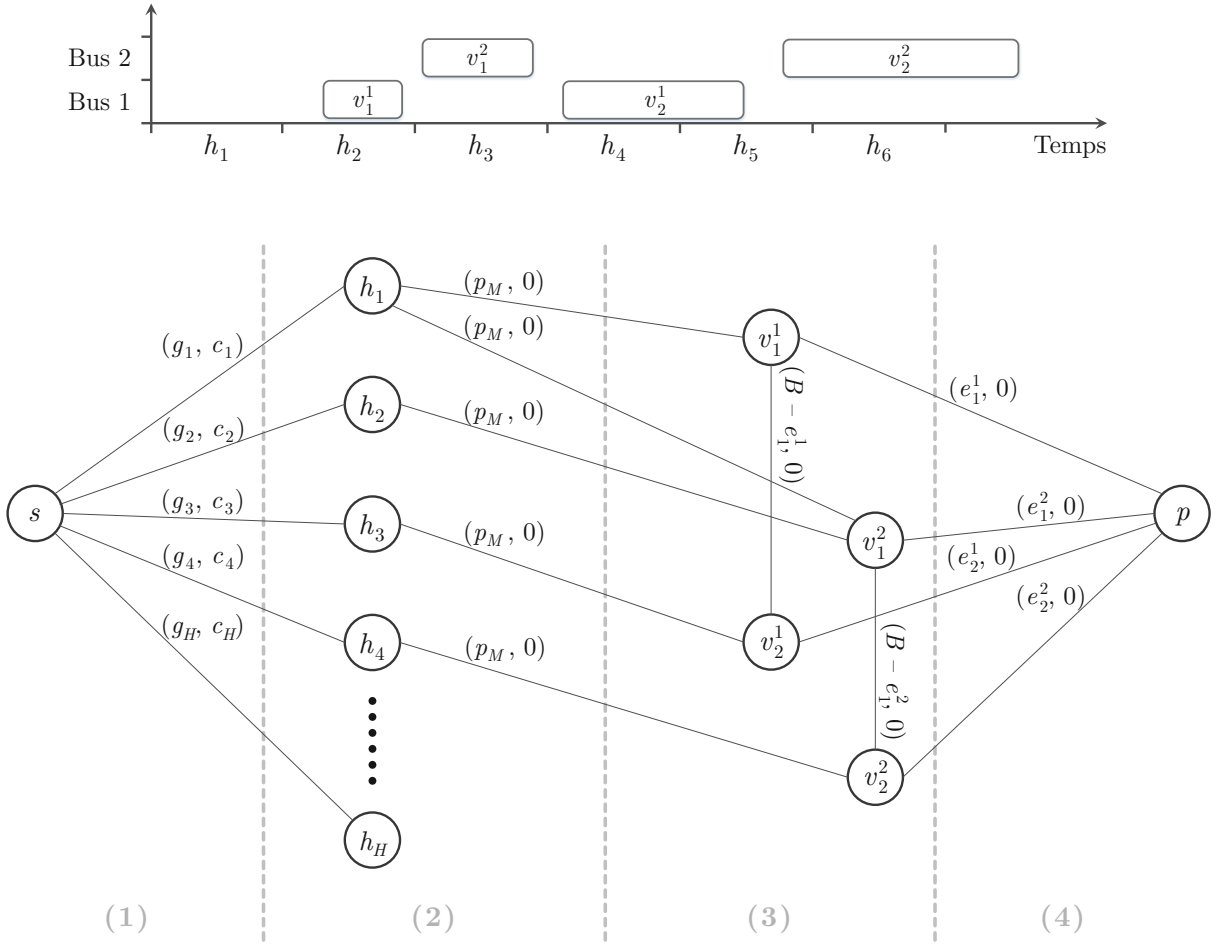


FIGURE 3.4 – Exemple de construction du modèle de flot à partir d’un planning composé de deux bus effectuant chacun deux services avec $\delta = 1$ heure

3.7 Tests et résultats

Dans cette section, nous présentons les résultats des expérimentations effectuées sur le problème. Les algorithmes ont été implémentés sous le même environnement de développement que celui de la Section 2.6 (Java 8, CPLEX 12.8) et ont été aussi exécutés sur la même machine (Intel Core i7-7920HQ 3,10 GHz, 32 Go RAM, Windows 10).

3.7.1 Génération d’instances

Pour des raisons de confidentialité, nous utiliserons des instances générées aléatoirement au lieu des instances réelles reçues par l’opérateur de transport. Cependant, ces instances aléatoires sont basées sur les instances réelles et ont été générées avec différentes tailles.

Pour valider la performance de notre approche, nous considérons deux types d’instances se référant à deux dépôts de bus différents. Le premier type, appelé ‘H’, est caractérisé par un nombre important de contraintes de blocages, tandis que le second type, appelé ‘E’, possède un nombre raisonnable de contraintes de blocage. Nous considérons pour chaque type trois tailles

du problème dépendant du nombre de services, du nombre de bus disponibles ainsi que celui des places de stationnement. Pour chaque taille d'instance, nous générons 10 instances différentes en variant les services que nous extrayons depuis les instances réelles. Chaque instance représente 24 heures de service commençant à partir de 00 h 00 (minuit), et contient des services de jour et de nuit. Nous gardons le même rapport entre les services de jour et de nuit comme dans les instances réelles, sauf pour les petites instances pour disposer d'au moins 2 services de nuit. Les caractéristiques de ces instances sont résumées dans le Tableau 3.2.

TABLEAU 3.2 – Caractéristiques des instances générées

Type d'instance	H			E		
	Petite	Moyenne	Grande	Petite	Moyenne	Grande
# Services	10	60	130	10	60	130
# Bus	12	70	150	12	70	150
# Places de parking	20	100	200	20	100	200
Ratio des services de nuit	20 %	10 %	10 %	20 %	10 %	10 %
# Blocages en entrée	69	510	835	9	58	184
# Blocages en sortie	6	183	315	8	45	136
# Places sans blocages	3	17	33	5	34	60

Notons que le nombre de places de stationnement est supérieur au nombre de bus vu que nous tenons en compte aussi les places de maintenance qui peuvent être utilisées pour un stationnement lorsqu'il n'y a pas de maintenance prévue. Aussi, nous gardons les mêmes paramètres liés à la puissance électrique dans les deux types d'instance. Les coûts de l'électricité sont représentés par une fonction par morceaux suivant les plages horaires des heures pleines/creuses du distributeur français d'électricité Enedis [39]. Les capacités des batteries et les paramètres de recharge sont mentionnés dans le Tableau 3.3. Enfin, nous supposons que les bus sont disponibles à partir de 18 h 00, avec $SoC_0 = SoC_m$, pour qu'ils aient le temps de se recharger pour les services de nuit. Notons toutefois que dans la mise en production de la solution, l'horaire de disponibilité ainsi que l'état de charge des bus se basent sur les résultats du jour précédent. Ainsi, l'optimisation est lancée toutes les 24 heures pour le jour J selon les conditions réelles constatées sur les bus lors du jour $J - 1$.

TABLEAU 3.3 – Paramètres d'électricité

Paramètres des sites	Valeur	Paramètres des bus	Valeur
p_m	0 kW	SoC_m	10 %
p_M	90 kW	SoC_M	90 %
g_t	10 MW	B	285 kWh

3.7.2 Résultats

Nous lançons, pour chaque instance, 10 exécutions avec des *seeds* différents pour la génération de nombres aléatoires. Le Tableau 3.4 rapporte les temps d'exécution constatés sur notre approche avec le nombre de bus utilisés dans les solutions. Nous remarquons que les instances 'H' contenant

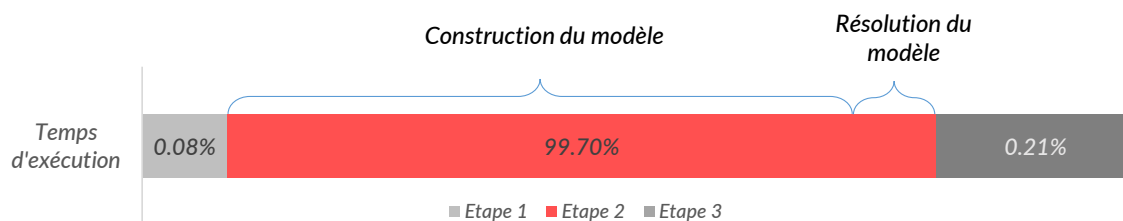


FIGURE 3.5 – Analyse du temps d’exécution sur les étapes de résolution (échelles logarithmiques)

le plus de contraintes de blocage prennent un temps plus important que les instances 'E', et nécessitent davantage de bus pour effectuer tous les services.

TABLEAU 3.4 – Comparaison des résultats de la résolution entre les deux types d’instances

Famille d’instances	H			E		
	Petite	Moyenne	Grande	Petite	Moyenne	Grande
Temps moyen de résolution (s)	<0.10	2.50	26	<0.10	2.07	21.11
# Bus utilisés	[7 - 8]	[48 - 52]	[96 - 105]	[6 - 9]	[40 - 46]	[90 - 96]

En analysant le temps passé sur les 3 étapes de notre approche (voir Figure 3.5), nous constatons que la majorité du temps d’exécution est consacrée à l’étape 2, et plus particulièrement à la construction du modèle mathématique pour l’allocation des places de stationnement aux bus. Par exemple, la construction d’un modèle pour une grande instance prend 30 secondes alors que sa résolution ne prend qu’une seconde au maximum. Ceci est dû au nombre important de contraintes de blocages présentes dans le modèle. Ce qui explique la différence des temps de calcul entre les instances 'H' et 'E' dénotés dans le Tableau 3.4.

Afin d’analyser la qualité des solutions produites par notre approche, nous voulions essayer de résoudre les instances en utilisant directement le modèle linéaire global de la Section 3.5 avec le solveur CPLEX. Malheureusement, ces instances n’ont pas pu être résolues à l’optimum, y compris pour les plus petites. Cela nous a poussé à relaxer les contraintes de blocage nous permettant de trouver des bornes inférieures pour le problème. De cette façon, nous pouvons obtenir des solutions optimales pour le problème relaxé. Même si ces bornes ne nous indiquent pas de manière exacte si les solutions sont proches de l’optimum ou pas, elles permettent cependant, et dans certains cas, d’obtenir des preuves d’optimalité lorsque les solutions ont la même valeur de la fonction objectif que les bornes inférieures.

Les bornes inférieures ont été calculées avec CPLEX en lançant des exécutions pour le modèle relaxé avec une limite de temps égale à 1 heure. À cause de la difficulté constatée dans la résolution du modèle relaxé pour les moyennes et grandes instance, nous avons choisi d’optimiser chaque objectif séparément par ordre d’importance, et afin de mieux analyser aussi les solutions obtenues avec l’approche par décomposition. Ainsi, nous minimiserons d’abord le nombre de bus utilisés (Objectif 1), puis nous fixons la valeur obtenue comme contrainte dans la seconde optimisation pour minimiser le coût de l’énergie (Objectif 2). Le Tableau 3.5 présente les résultats obtenus et montre une comparaison avec notre approche pour chaque objectif du problème. Concernant

l'objectif 1, nous rapportons le pourcentage des solutions optimales obtenues avec notre approche (Ratio opt.), la déviation maximum par rapport aux bornes inférieures obtenues (Dév. maximum) et la valeur du *gap* affichée par CPLEX pour la borne inférieure (Gap borne). Nous précisons que la déviation se calcule de la manière suivante :

$$\text{Déviation} = \frac{\text{Valeur de l'objectif de l'approche par décomposition} - \text{Borne inférieure}}{\text{Borne inférieure}}$$

Concernant l'objectif 2, nous comparons seulement les résultats ayant atteint la solution optimale pour l'objectif 1 avec les bornes inférieures. Par exemple et dans la première ligne des résultats, nous obtenons 80 % de solutions optimales, par rapport au nombre de bus utilisés, des 10 petites instances de la famille 'H', soit 8 solutions dont 3 (37.5 %) optimales par rapport au coût de l'énergie.

TABLEAU 3.5 – Analyse de la qualité des solutions

Instance		Objectif 1			Objectif 2			
Famille	Taille	Ratio opt.	Dév. maximum	Gap borne	Ratio opt.	Dév. moyenne	Dév. maximum	Gap borne
H	Petite	80 %	16.67 %	0 %	37.5 %	0.47 %	1.03 %	0 %
	Moyenne	20 %	4.35 %	0 %	/	/	/	>100 %
	Grande	10 %	7.61 %	0.72 %	/	/	/	>100 %
E	Petite	50 %	20 %	0 %	20 %	0.80 %	2.77 %	0 %
	Moyenne	30 %	10.25 %	0 %	/	/	/	>100 %
	Grande	0 %	18.18 %	2.78 %	/	/	/	/

Le Tableau 3.5 montre que notre approche parvient à trouver des solutions optimales pour certaines petites instances. Cependant, nous ne pouvons pas le confirmer pour les moyennes et grandes instances vu que le modèle relaxé n'est pas résolu à l'optimum. Notons que les valeurs élevées pour les déviations maximum constatées dans l'objectif 1 sur les petites instances sont dues au nombre très limité de bus utilisés. Par exemple, une différence d'un bus pour une borne inférieure égale à 5 mènerait à une déviation de 20 %. Nous observons que les résultats obtenus sont relativement bons pour l'objectif 1 vu que la déviation par rapport aux bornes inférieures ne dépassent pas les 10.25 % lorsque ces bornes sont optimales par rapport au problème relaxé.

3.8 Conclusion et perspectives

Dans ce chapitre, nous avons conçu une approche de résolution pour un problème opérationnel de gestion de bus rencontré par un opérateur public de transport urbain. Ce problème intervient dans un parc de stationnement où l'on cherche à affecter un ensemble de services prédéfini à une flotte de bus électriques disponible, à leur allouer des places de stationnement et à établir un planning de recharge pour chacun de ces bus. Un programme linéaire en nombres entiers mixtes a été proposé modélisant l'ensemble du problème dans le but de minimiser le nombre de bus électriques à exploiter et les coûts opérationnels liés à la recharge de ces bus. Le modèle proposé ne peut être utilisé pour la résolution du problème, y compris pour les petites instances. C'est pourquoi, une approche par décomposition a été proposée pour remédier à la difficulté du problème. L'approche est composée de trois étapes. La première étape s'agissant de l'affectation de services aux bus est résolue avec une heuristique constructive. Vient ensuite la deuxième

étape qui alloue des places de stationnement à chaque bus qui est réalisée avec un programme linéaire en nombres entiers mixtes. La troisième et dernière étape consiste à établir un planning de recharge pour l'ensemble des bus électriques, planning qui est construit avec une solution d'un problème de flot.

Les résultats obtenus montrent une bonne performance de notre approche en termes de temps de calcul qui prend jusqu'à 30 secondes en moyenne pour les instances de grande taille. Notre approche est aussi efficace en termes de qualité de solution sur les instances de petite taille grâce à la comparaison effectuée avec des bornes inférieures. Ces bornes ont été générées avec le modèle mathématique global du problème en relaxant les contraintes de blocage des places de stationnement. Malheureusement, nous n'avons pas été en mesure d'affirmer la performance de notre approche sur les moyennes et grandes instances à cause de la non-optimalité des bornes obtenues sur les deux objectifs avec le programme linéaire relaxé. Néanmoins, nous avons pu attester la performance de notre approche par rapport à l'objectif le plus important qui est celui de minimiser du nombre de bus exploités. Ainsi, nous obtenons jusqu'à 30 % de solutions qui garantissent un nombre optimal de bus utilisés pour les moyennes et grandes instances.

Comme perspective de recherche, nous pouvons considérer l'amélioration du modèle mathématique pour résoudre le modèle global afin de trouver des solutions optimales. En ce qui concerne notre approche, regrouper les étapes 1 et 2 est envisageable dans le cas où le graphe de blocage devient plus important ce qui peut empêcher de trouver des solutions faisables dans la deuxième étape de notre approche. Le modèle de flots de l'étape 3 devrait aussi être remplacé pour prévenir les potentielles évolutions du problème. L'une de ces évolutions serait de garantir un état de charge minimum à la sortie de chaque bus indépendamment des services à effectuer pour prévenir des risques de panne.

Problème de tournées de véhicules à deux échelons avec contraintes de synchronisation

4.1 Introduction

La livraison des produits de leur lieu de fabrication jusqu'à la destination finale est souvent gérée par une ou plusieurs entités intermédiaires où sont effectuées des activités de stockage, de fusion et de consolidation. Ce type de système de distribution est communément appelé 'multi-échelon', où chaque échelon se réfère à un niveau du réseau de distribution gérant les activités en amont (réception de biens), activités en aval (livraison de biens), les moyens de transports et les contraintes amont et aval. Les systèmes de distribution multi-échelon sont souvent pris en compte lors de la mise en œuvre de la stratégie de transport et de planification par les entreprises dans leurs réseaux de distribution notamment en logistique urbaine ou en transport multimodal. La distribution à deux échelons constitue un cas particulier des systèmes multi-échelon où le réseau comprend deux niveaux de distribution et une infrastructure physique commune aux deux niveaux.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à un cas réel d'un système de distribution à deux niveaux, il s'agit de la production et la distribution d'un quotidien régional dans le Grand Est de la France. Le système de production et de distribution, détaillé dans la Section 4.3, est composé d'une entité d'édition des journaux, d'un premier niveau de distribution pour acheminer les éditions vers des centres de distribution ou vers d'autres centres gérés par des tiers, puis d'un second niveau de distribution à partir de ces centres de distribution vers les clients. Avant de présenter le cas d'étude et l'approche de résolution proposée, nous présentons d'abord une revue de la littérature sur le problème des tournées de véhicules multi-échelon permettant ainsi de positionner notre problème.

4.2 Revue de la littérature

Le problème de tournées de véhicules multi-échelon est largement considéré dans la littérature de part son intérêt pratique. La majorité de ces études se focalise sur le cas de deux échelons où il s'agit d'acheminer des produits d'un dépôt central vers les clients en passant par un ensemble de sites intermédiaires. Le dépôt est un site logistique appelé centre de distribution (DC). Les sites intermédiaires, généralement appelés satellites, n'ont que peu ou pas de capacité de stockage

mais sont situés au plus près des clients. Deux flottes de véhicules sont utilisées : les véhicules du premier niveau transportant les demandes du centre de distribution vers les satellites, et les véhicules du second niveau qui transportent les demandes des satellites vers les clients. Les véhicules du premier niveau ont généralement une capacité beaucoup plus grande que ceux du deuxième niveau. Les problèmes de tournées de véhicules à deux échelons peuvent être classés selon le type de décisions concernées (Cuda et al. [29]). Nous distinguons :

- Les décisions de planification stratégique : elles comprennent les décisions concernant l'infrastructure du réseau, généralement le nombre et l'emplacement des installations ;
- Les décisions de planification tactique : elles comprennent l'acheminement du fret à travers le réseau et l'affectation des clients aux installations intermédiaires.

Pour le problème à deux échelons avec des décisions de planification stratégique et tactique, sa résolution implique de prendre des décisions de localisation des dépôts satellites en plus de la construction des tournées des véhicules. Ce problème est appelé dans la littérature *Two-Echelon Location Routing Problem*, et noté 2E-LRP. Plus précisément, dans un 2E-LRP, les décisions à prendre incluent le nombre et la localisation des dépôts satellites à ouvrir et un coût d'ouverture est associé à chaque dépôt satellite. Les dépôts satellites à ouvrir doivent être sélectionnés parmi un ensemble de dépôts (satellites) possibles avec comme objectif la minimisation du coût total d'ouverture des satellites et de tournées des véhicules. Lorsque la résolution du problème n'implique que des décisions tactiques, le problème est centré sur les tournées de véhicules et l'ensemble du dépôt et des satellites à utiliser sont donnés, sans associer de coût à l'utilisation d'un dépôt ou d'un satellite. Dans ce cas, on parle du problème de tournées de véhicules à deux échelons, ou *Two-Echelon Vehicle Routing Problem*, noté dans la littérature 2E-VRP. Dans cette revue de la littérature, nous nous focalisons sur les travaux de tournées de véhicules 2E-VRP. Quelques récents travaux sur le 2E-LRP sont exposés dans Pichka et al. [84], Amiri et al. [2], Darvish et al. [32], Dai et al. [30], Vidović et al. [98] et Nguyen et al. [79].

Le problème de tournées de véhicules à deux échelons 2E-VRP vise à trouver un ensemble de tournées primaires et secondaires de sorte que les demandes de tous les clients soient satisfaites, que les contraintes de capacité des dépôts satellites et des véhicules ne soient pas violées, tout en minimisant le coût total de distribution. Ce coût total correspond au coût des tournées primaires et secondaires utilisées, et au coût éventuel de la gestion de la marchandise dans les satellites. En raison des nombreuses applications réelles qui peuvent être formalisées sous forme de distribution à deux échelons, plusieurs études de la littérature sur la conception et la mise en œuvre de ce type de système sont proposées. Parmi elles, nous trouvons les applications en logistique urbaine (Crainic et al. [27], Enthoven et al. [40], Hemmelmayr et al. [58]), le transport multimodal (Fazayeli et al. [42], Agamez-Arias et al. [34], Infante et al. [62]), la distribution postale et de colis (Simoni et al. [94]), la collecte du lait et produits périssables (Govindan et al. [52]) et la distribution de presse (Chiang et al. [20], Russell [90]).

Perboli et al. [83] sont les premiers à introduire la notation 2E-VRP, où une définition formelle du problème est fournie. Les auteurs proposent une formulation PLNE ainsi que deux familles d'inégalités valides et deux mathheuristiques pour la résolution du problème. La majorité des travaux de la littérature se concentrent sur le problème de base du 2E-VRP intégrant seulement la capacité des véhicules. Pour ce problème, les premières méthodes développées sont des méthodes exactes. Jepsen et al., [64] ont présenté une méthode exacte de type branch-and-cut permettant de résoudre à l'optimum de nouvelles instances de la littérature. Les auteurs ont été les premiers à imposer la contrainte limitant le nombre de véhicules par satellite. Baldacci et al. [5] proposent une nouvelle formulation mathématique du 2E-VRP qui est utilisée pour obtenir des relaxations entières et continues. Une procédure de calcul des bornes basée sur la programmation dynamique (DP) est proposée ainsi qu'une méthode exacte pour la résolution

du problème. Perboli et al. [82] proposent de nouvelles inégalités valides pour le 2E-VRP et résolvent le problème avec une méthode de branch-and-cut. Liu et al. [73] proposent eux aussi d'autres inégalités valides au problème et utilisent une méthode de branch-and-cut pour le résoudre. Crainic et al. [28] proposent des formulations mathématiques de différentes variantes du 2E-VRP intégrant multi-dépôts, multi-produits, flotte hétérogène et fenêtres de temps, sans pour autant proposer de méthodes de résolution. Notons que toutes les méthodes exactes proposées dans la littérature permettent de résoudre les problème de petite ou moyenne taille. À notre connaissance, la méthode la plus efficace est celle proposée par Baldacci et al. [5] permettant de résoudre des instances allant jusqu'à 100 clients et 6 dépôts satellites.

Les méthodes approchées permettent de traiter des instances plus grandes du 2E-VRP notamment lorsque des contraintes supplémentaires sont prises en compte. Crainic et al. [25] proposent deux heuristiques pour le 2E-CVRP. Les deux algorithmes sont basés sur une approche en deux phases où les problèmes de tournées du premier et du second échelon sont séparés et résolus de manière séquentielle. Hemmelmayr et al. [57] développent une méthode ALNS pour le 2E-VRP. L'idée principale de l'algorithme est de retirer, à chaque itération, un sous-ensemble de clients de la solution actuelle au moyen d'un opérateur de destruction et, ensuite, de réinsérer les clients dans d'autres positions en utilisant un opérateur de réparation. Les opérateurs de destruction proposés sont de deux types : ceux qui modifient la configuration de la solution actuelle en fermant ou en ouvrant un satellite, et ceux supprimant un petit nombre de clients tout en maintenant la configuration actuelle du satellite inchangée. Des instances allant jusqu'à 200 clients et 10 satellites ont été résolues avec la métaheuristique.

Crainic et al. [26] ont développé une heuristique hybride qui combine un algorithme de recherche adaptative randomisée (GRASP) avec une procédure de liaison de chemins (*path relinking procedure*). L'algorithme GRASP est utilisé pour générer des solutions dans la première phase ; puis une phase de recherche locale, basée sur la procédure path relinking, vise à améliorer la solution trouvée. Cette heuristique est dominée par la méthode ALNS proposée par Hemmelmayr et al. [57]. Zeng et al. [104] ont proposé une procédure GRASP, combinée à un algorithme de type *route-first cluster-second* qui construit un tour de TSP géant et le fractionne en tournées faisables. L'algorithme donne d'assez bons résultats, même s'il n'a été testé qu'avec des instances comprenant jusqu'à 50 clients. Breunig et al. [13] développent une métaheuristique hybride qui combine de la recherche locale énumérative avec des principes de destruction et de réparation, ainsi que quelques opérateurs spécifiques pour optimiser la sélection de satellites. Cet algorithme permet de résoudre des instances jusqu'à 200 clients et 10 dépôts satellites.

Grangier et al. [53] considèrent le problème du 2E-VRP avec fenêtres de temps et contraintes de synchronisation entre le dépôt central et les dépôts satellite. Aucun espace de stockage n'est considéré aux dépôts satellites et la présence de tournées multiples par véhicule est autorisée au second échelon. Les auteurs développent une méthode ALNS pour résoudre le problème. L'approche comporte des opérateurs de destruction et de réparation spécifiques et une procédure efficace de vérification de la faisabilité des insertions. La méthode permet de trouver de bonnes solutions dans un délai raisonnable pour des instances allant jusqu'à 200 clients et 10 dépôts satellites. D'autres méthodes de résolution sont utilisées pour la résolution du 2E-VRP avec ou sans contraintes supplémentaires, où nous trouvons par exemple les algorithmes génétiques (Zhou et al. [108]) ou encore les métaheuristiques à base de VNS (Wang et al. [100]). Enfin, notons l'utilisation de moyens de transport alternatifs et particulièrement au second échelon pour répondre à des enjeux environnementaux, comme l'utilisation des véhicules électriques (Wang et al. [99], Jie et al. [65], Breunig et al. [12], Hof et al. [60]) pour la livraison dans les zones à faibles émissions, ou l'utilisation des drones (Kitjacharoenchai et al. [68], Karak et al. [66]) pour la livraison de petits colis ou de produits à l'unité.

4.3 Présentation du cas industriel

Une société de transports souhaite gérer la livraison de journaux pour un quotidien régional. Ce quotidien est distribué en plusieurs éditions qui dépendent généralement de la région de livraison, et il est imprimé dans un unique centre d'impression. L'impression est réalisée sur deux rotatives, imposant des horaires de tirage différents pour toutes les éditions allant de 23h à 4h30. La zone de livraison globale couvre une superficie totale dépassant les 30000 km² contenant en moyenne 1600 points de livraison différents, ce qui implique la présence de plusieurs sous-dépôts pour couvrir chaque zone de livraison. Certains sous-dépôts sont gérés par cette société de transports, tandis que les autres sont gérés par des prestataires (ou dépositaires) qui se chargent eux même de la livraison vers les clients finaux. Nous distinguons ainsi quatre types de points de livraison :

- Les porteurs : Ce sont les personnes en charge de distribuer les journaux aux particuliers.
- Les diffuseurs : Représentés par les différents points de vente de journaux, tels que les bureaux de tabac et boulangeries.
- Les sous-dépôts : Gérés par la société de transports et dispersés géographiquement sur toute la zone de livraison, ils sont chargés d'effectuer la livraison de journaux vers des porteurs et diffuseurs se situant à proximité.
- Les dépositaires : Non gérés par la société de transports, ils assurent la livraison de journaux vers des porteurs et diffuseurs qui leurs sont rattachés exclusivement.

La société de transports dispose d'un nombre de véhicules poids lourd (PL) et de véhicules utilitaires légers (VL) destinés à assurer la livraison de journaux. Les PLs sont majoritairement réservés pour assurer la livraison aux sous-dépôts et dépositaires en partant de l'imprimerie (dépôt principal). Les VLs quant à eux assurent la livraison vers les porteurs et diffuseurs en partant des sous-dépôts ou du dépôt principal. Un aperçu de cette organisation est donné dans le schéma de la Figure 4.1.

Le problème à traiter se définit à partir d'un ensemble de diffuseurs, porteurs et de dépositaires demandant une ou plusieurs éditions du journal en différentes quantités, un ensemble de véhicules (PL et VL) et d'un ensemble de sous-dépôts à utiliser comme relais pour livrer toute la zone de livraison. Aucun porteur ou diffuseur n'est préalablement rattaché à un sous-dépôt, ce qui nécessitera de prendre une décision quant à l'affectation des clients finaux et des véhicules aux dépôt et sous-dépôts.

Pour les contraintes horaires, tous les points de livraison doivent être livrés avant 7 h 00, avec des contraintes additionnelles de priorité et de synchronisation à considérer. Les dépositaires étant les plus prioritaires, ils doivent être livrés avec le moins de marge horaire possible selon les éditions et quantités demandées. Pour les sous-dépôts, et après désignation des porteurs et diffuseurs à servir, ils doivent être fournis par l'imprimerie selon les éditions et quantités correspondantes à une heure de livraison permettant d'effectuer toutes les tournées pour servir tous leurs porteurs et diffuseurs sans dépasser l'heure limite de 7 h 00. Enfin, les porteurs sont plus prioritaires que les diffuseurs.

En outre, les opérations de chargement et de déchargement des journaux dans les dépôts ou chez les porteurs et diffuseurs nécessitent un temps supplémentaire allant de 1 à 20 minutes. Ce temps dépend du poids des journaux concernés et devra être considéré dans la construction des tournées. Enfin, les livraisons chez le même porteur ou diffuseur ne doivent pas être divisées.

Le dépôt principal ne contient pas d'entrepôt pour stocker les journaux imprimés. Ces derniers sont ainsi directement acheminés vers les quais de chargement où se trouvent les véhicules. Cela impose donc la contrainte qu'un véhicule devra être sur le quai de chargement au moment de l'impression de l'édition que ce véhicule doit livrer. De plus, le nombre de quais de chargement

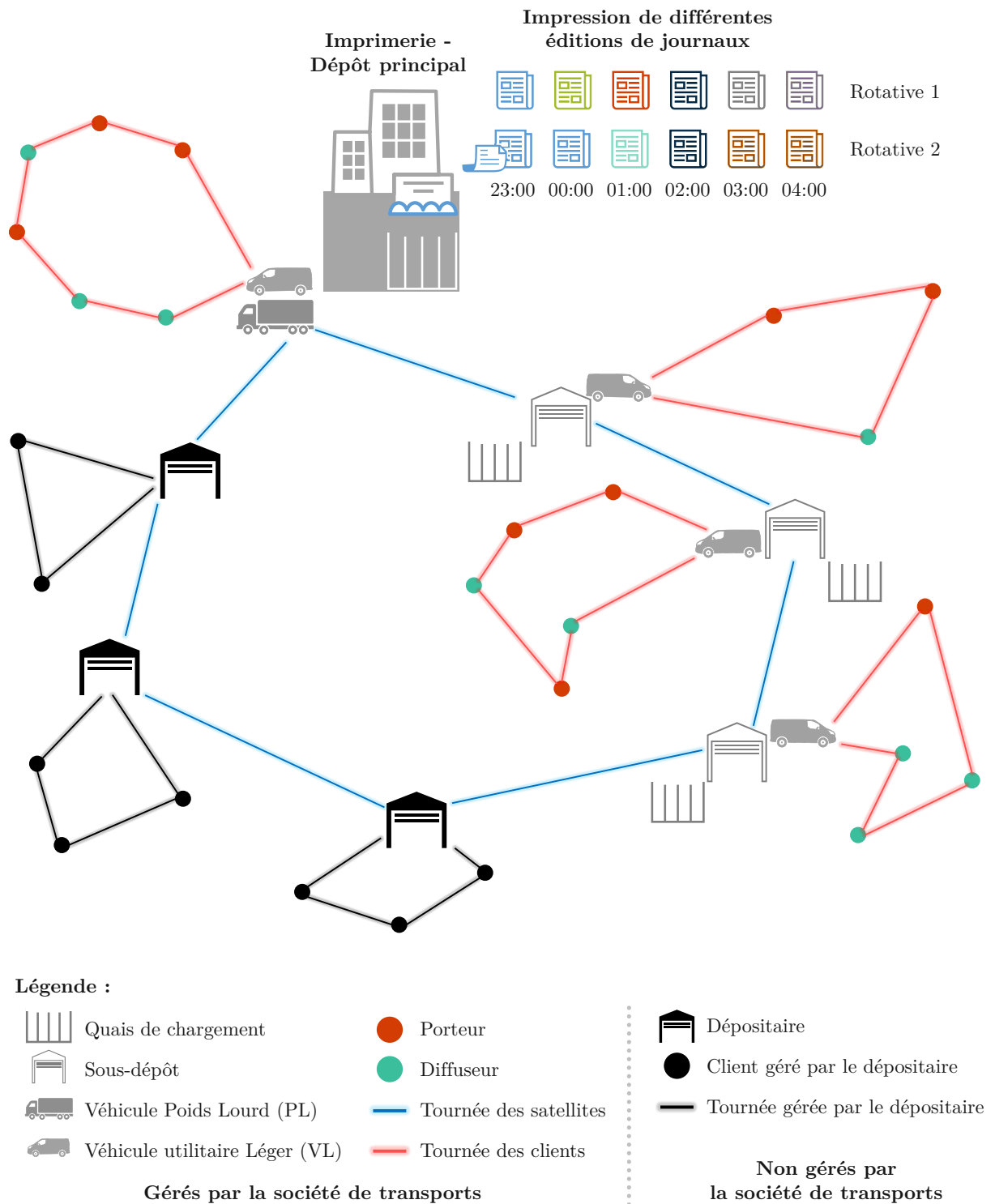


FIGURE 4.1 – Organisation générale du cas industriel chez la société de transports

dans le dépôt et les sous-dépôts est limité. Quant aux sous-dépôts, ils possèdent tous un entrepôt où stocker les journaux après avoir été livrés en provenance du dépôt principal. La durée de disponibilité d'une édition dans le dépôt principal dépend ainsi de la durée d'impression de cette édition et de la durée de sa mise à disposition dans le quai de chargement.

L'objectif dans ce problème est de minimiser le nombre de véhicules utilisés et la distance totale parcourue, tout en respectant les contraintes opérationnelles de fenêtres de temps, de capacité, de synchronisation et de temps de chargement/déchargement avec considération des règles de priorité de livraison et des vitesses de roulage des véhicules (PL et VL).

4.4 Description du problème

Bien que le 2E-VRP ait des similarités avec notre problème, ce dernier possède en plus la possibilité que des clients puissent être livrés directement à partir du dépôt principal. Notre problème peut être vu donc comme une généralisation du 2E-VRP. Nous donnons dans cette section une description formelle du problème avec les notations nécessaires à celui-ci.

Soit N l'ensemble des sommets constitué de l'ensemble $N_0 = \{0\}$ représentant le dépôt principal (le centre d'impression), d'un ensemble N_s comportant n_s satellites et d'un ensemble N_c de n_c clients. Nous distinguons parmi les satellites deux types. Le premier s'agit des dépositaires qui sont caractérisés par une quantité demandée de journaux mais ne doivent pas servir de relais pour la livraison vers l'ensemble N_c . Le second type est désigné par les sous-dépôts qui servent uniquement de relais pour livrer les journaux à l'ensemble N_c , nous notons ce sous-ensemble \mathcal{R} . Soit A l'ensemble des arcs (u, v) définissant le trajet direct de u à v , avec $u, v \in N$.

La flotte de véhicules est composée de m_1 véhicules poids lourd (PL) homogènes et de m_2 véhicules utilitaires légers (VL) homogènes. Les PLs sont destinés à alimenter exclusivement les dépositaires et les sous-dépôts depuis le dépôt principal. Les VLs assurent la livraison vers les clients uniquement en partant du dépôt principal ou du sous-dépôt. Tous les PLs et VLs ont respectivement les mêmes capacités Q_{PL} et Q_{VL} , avec $Q_{\text{PL}} > Q_{\text{VL}}$. La vitesse de roulage d'un VL est supérieure que celle d'un PL, impliquant un temps de trajet t_{uv}^{VL} entre u et v effectué par un VL plus court que le temps de trajet t_{uv}^{PL} effectué par un PL ($t_{uv}^{\text{VL}} < t_{uv}^{\text{PL}}$), avec $u, v \in N$. De même, les distances parcourues par les PLs ne sont pas forcément les mêmes que celles parcourues par les VLs à cause de restrictions et interdictions appliquées sur certaines routes telles qu'une partie de tunnels et de routes régionales.

Nous associons à chaque sommet i de N un sous-ensemble de types de produits demandés P_i parmi l'ensemble de types de produits disponibles P , avec $i \geq 1$. Chaque demande de produit est caractérisée par une quantité q_{ik} , avec $k \in P_i$. Comme il n'existe pas de lieu de stockage dans le centre d'impression, la disponibilité de chaque produit p de P dans le dépôt principal est définie sur un intervalle ayant une durée d'une heure $[d_p, f_p]$ (durée de l'impression de tous les exemplaires de chaque édition). Notons que pour les sous-dépôts, les produits et quantités à livrer ne sont pas fixés à l'avance vu qu'ils dépendent de l'ensemble de clients qui leur sera affecté.

Un temps de préparation lié aux opérations de chargement et de déchargement doit être pris en considération. Ce temps dépend de la quantité de produits à charger ou à décharger. Dans le dépôt principal, seul le temps de chargement vers les PLs est considéré, qui avoisine généralement les 20 minutes. Dans les sous-dépôts, un temps de déchargement des PLs avec un temps de chargement vers les VLs sont considérés. Enfin, seul le temps de déchargement est considéré chez les clients et les dépositaires.

Si un client $i \in N_c$ est affecté à un sous-dépôt $r \in \mathcal{R}$ et que tous les types de produits P_i

TABLEAU 4.1 – Notations utilisées pour le problème

N_0	Dépôt
N_s	Ensemble des satellites (sous-dépôts + dépositaires)
N_c	Ensemble des clients
\mathcal{R}	Sous-ensemble des sous-dépôts
n_s	Nombre de satellites
n_c	Nombre de clients
m_1	Nombre de véhicules poids lourd (PL)
m_2	Nombre de véhicules utilitaires légers (VL)
P	Ensemble des types de produits disponibles dans le dépôt
P_i	Ensemble des types de produits à livrer au sommet i
$[d_p, f_p]$	Intervalle de disponibilité du produit p dans le dépôt

demandés par ce client sont disponibles à ce sous-dépôt à partir de l'instant t_r^{arr} , alors l'horaire d'arrivée t_i^{arr} au client i pour lui livrer les produits P_i doit satisfaire la condition de synchronisation suivante :

$$t_i^{arr} \geq t_r^{arr} + s_r^{décharg} + s_r^{charg} + t_{ri}^{VL} \quad (4.1)$$

$s_r^{décharg}$ désigne la durée du déchargement depuis le PL au sous-dépôt r de la livraison qui arrive à t_r^{arr} et s_r^{charg} désigne la durée de chargement des produits requis de cette livraison vers le VL.

Une des importantes contraintes opérationnelles du problème réside dans la limitation du nombre de quais de chargement au niveau du dépôt principal et des sous-dépôts. Celle-ci impose que le nombre de véhicules effectuant le chargement de journaux en même temps dans un satellite r soit inférieur ou égal à la capacité l_r de ce satellite, avec $r \in \mathcal{R}$.

Une relation de priorité est définie sur chaque type de point de livraison. Les dépositaires ont la plus grande priorité. Vient ensuite les porteurs qui sont plus prioritaires que les diffuseurs. Ainsi, la priorité sur les sous-dépôts sera définie selon les type de clients (porteurs et/ou diffuseurs) qui leur sont rattachés.

L'objectif du problème est de minimiser en ordre de priorité le nombre de véhicules utilisés (PL et VL) et la distance totale parcourue respectivement.

4.5 Approche de résolution

Nous proposons ici une approche de résolution composée de deux principales phases. Après avoir préalablement sélectionné les sous-dépôts à exploiter et affecté les clients aux sous-dépôts ouverts les plus proches, la première phase consiste à construire les tournées servant les clients en provenance des sous-dépôts, que nous appellerons tournées filles. La deuxième phase servira par la suite à construire les tournées qui alimentent les sous-dépôts et dépositaires en provenance du dépôt principal, mais aussi les clients affectés à ce dernier. Ces tournées sont appelées tournées mères.

Ce choix a été motivé par la volonté de garantir la faisabilité des tournées de filles en évitant toute violation de l'heure limite de livraison de 7 h 00. Ainsi, si nous commençons par construire les tournées mères en premier, nous n'aurons pas de visibilité sur la durée maximale des tournées filles dans chaque sous-dépôt, afin de bien préciser l'heure limite pour fournir les quantités et éditions requises de journaux pour ces sous-dépôts.

Nous mentionnons que l'étape de préparation des données et de sélection d'un ensemble pertinent de sous-dépôts a été effectuée en étroite collaboration avec la société de transports. L'affectation des clients aux sous-dépôts est ensuite appliquée selon la distance, où chaque client est affecté au dépôt principal ou au sous-dépôt le plus proche. Si un sous-dépôt contient peu de clients, et précisément moins d'un certain nombre fixe $minPts$, celui-ci est fermé et les clients sont réaffectés aux autres sous-dépôts en suivant la même procédure.

Avant d'entamer la description des deux phases de résolution, nous donnons ici les propriétés de la méthode de construction de tournées utilisée tout le long de la résolution du problème. Ainsi, nous utilisons la même méthode LNS décrite dans la Section 2.5.3, à laquelle nous définissons de surcroît des fenêtres de temps au niveau des points de départ des tournées (dépôt principal et sous-dépôts). Nous rappelons que la fonction objectif embarquée dans LNS, étant commune aux deux phases de résolution, est composée de la distance totale parcourue, du nombre de véhicules utilisés mu et du nombre de visites non insérées. Ces composants sont pondérés respectivement par les coefficients (α, β, γ) .

Un autre détail spécifique à notre problème et qui est à considérer s'agit de la génération de deux matrices de distance et de temps liées aux deux types de véhicules utilisés. Pour ce faire, nous concevons un profil de vitesse pour chaque type de véhicules, en tenant compte des dimensions de ces véhicules ainsi que des limitations de vitesse et restrictions sur les différents types de routes. Ces profils sont adaptés au format des cartes d'OpenStreetMap [80] pour ensuite générer ces matrices de distance et de temps. Enfin, nous gardons les mêmes opérateurs d'insertion et de suppression, et nous adaptons les paramètres de LNS selon les instances traitées.

Concernant les livraisons pour les clients, vu que celles-ci ne doivent pas être divisées lorsque ces derniers demandent plusieurs types de produits, elles sont regroupées une fois que le dernier produit (sortant le plus tard) est disponible. Nous appliquons ceci y compris pour les dépositaires, sauf dans le cas où la quantité totale demandée dépasse la capacité d'un PL.

4.5.1 Phase 1 : Construction des tournées au niveau des sous-dépôts

Après avoir affecté les clients aux sous-dépôts, nous procédons à la génération des tournées dans chaque sous-dépôt. Cette étape peut s'exécuter en parallèle pour tous les sous-dépôts vu que la résolution est indépendante entre chacun de ces derniers. Nous décrivons donc cette phase pour le cas d'un sous-dépôt donné r .

La seule donnée inconnue dans le problème de tournées de véhicules du sous-dépôt r , noté VRP^r , est l'horaire de disponibilité de chaque type de produit dans le sous-dépôt. Cet horaire dépend de l'horaire d'arrivée du PL transportant ces produits en provenance du dépôt principal. Pour cela, nous estimons que le sous-dépôt est alimenté de chaque type de produit demandé immédiatement dès sa disponibilité dans le dépôt principal, c'est-à-dire qu'un PL est mis à disposition en direction du sous-dépôt une fois la quantité du produit demandé est disponible dans le dépôt principal. Nous justifions ce choix par l'impact important qu'un retard de livraison vers un sous-dépôt produirait sur l'ensemble des clients qui lui sont affectés, ce qui peut aussi augmenter considérablement le nombre de véhicules requis dans ce sous-dépôt. Ainsi, l'horaire de disponibilité \tilde{t}_{rp}^{disp} des produits p dans le sous-dépôt r est estimé comme suit :

$$\tilde{t}_{rp}^{disp} = t_{0p}^{disp} + \bar{s}_0^{charg} + t_{0r}^{PL} + \bar{s}_r^{décharg} \quad (4.2)$$

t_{0p}^{disp} désigne l'horaire de disponibilité des produits p dans le dépôt principal. \bar{s}_0^{charg} et $\bar{s}_r^{décharg}$ désignent respectivement les durées maximales de chargement au dépôt principal et de déchargement dans un quelconque sous-dépôt.

Étant donné que nous n'avons pas reçu de définition explicite pour la notion de priorité entre les différents points de livraison de la part de la société de transports, nous avons établi des règles pour chaque type de clients. Au niveau des porteurs, les porteurs doivent être livrés dans les deux heures qui suivent l'horaire de disponibilité du dernier produit demandé. Les diffuseurs quant à eux n'ont pas de contraintes additionnelles sur les fenêtres de temps, en plus de l'heure limite de 7 h 00.

La méthode LNS est exécutée sur l'ensemble des clients servis par des VLs en provenance des sous-dépôts uniquement, en tenant compte des contraintes de capacité et de fenêtres de temps liées à la disponibilité des produits ainsi qu'aux règles de priorité. L'objectif principal étant de minimiser le nombre de véhicules utilisés, puis de minimiser les durées totales des trajets parcourus.

Pour gérer la contrainte liée aux quais de chargement, une étape de post-optimisation est lancée. Cette étape ajustera l'ordonnancement des tournées, et ainsi des véhicules, par la disponibilité des quais de chargement. Cette étape est cruciale dans notre méthode car elle pourrait aboutir à une non-faisabilité des tournées obtenues par rapport à la contrainte de limitation du nombre de quais de chargement. Résoudre cette situation pourrait se réaliser en estimant des marges à déduire de la durée de chaque tournée, sans que ces marges soient trop importantes, ce qui risquerait d'augmenter le nombre de véhicules et de provoquer à nouveau une non-faisabilité de la solution obtenue.

4.5.2 Phase 2 : Construction des tournées au niveau du dépôt principal

Les résultats de la phase 1 doivent être traités pour mettre à jour les données pour la phase 2. Chaque sous-dépôt aura une demande par type de produit regroupant toutes les demandes de tous les clients pour ce produit. La valeur des quantités demandées par les sous-dépôts sont donc mises à jour. Ensuite, et afin d'éviter l'utilisation d'un nombre important de véhicules partant du dépôt principal, nous réajustons les tournées obtenues lors de la phase 1 pour qu'elles commencent au plus tard. Par exemple, soient deux tournées T_1 et T_2 qui commencent respectivement à 4 h 30 et à 5 h 00 et se terminent à 6 h 30 et 7 h 00, avec T_1 qui transporte un ensemble de produits de type p_1 et T_2 qui transporte des produits p_1 et p_2 . Nous pouvons décaler de 30 minutes la tournée T_1 pour qu'elle ait les mêmes horaires que la tournée T_2 . Ainsi, nous laissons plus de marge pour les véhicules du dépôt principal pour regrouper les types de produits transportés et de réduire ainsi le nombre de véhicules utilisés. Dans notre précédent exemple, si p_2 n'est disponible au sous-dépôt qu'à partir de 5 h 00 (temps de chargement compris), nous gagnons un véhicule au niveau du dépôt principal pour n'avoir qu'un seul véhicule qui livrera le sous-dépôt avec les produits p_1 et p_2 au lieu de deux véhicules, si les contraintes de capacité sont vérifiées.

Concernant la gestion des priorités entre les points de livraisons, nous gardons les mêmes règles de la phase 1 lorsqu'il s'agit des clients (porteurs et diffuseurs). Les livraisons vers les sous-dépôts sont directement contraintes par les fenêtres de temps récupérées des tournées filles de la phase 1 après réajustement. Comme les priorités pour les déposataires ne sont pas aussi définies, nous sommes basés sur les scénarios existants de livraison chez la société de transports. Ainsi, chaque PL ne peut visiter que trois déposataires dans une même tournée, ce qui correspond à environ à 45 minutes de marge à définir pour chaque déposataire entre la fin de l'intervalle de disponibilité du dernier produit demandé et l'horaire de livraison vers celui-ci.

La méthode LNS est lancée en prenant en compte toutes les considérations citées ci-haut, en plus de la réservation des PLs pour les livraisons aux déposataires et aux sous-dépôts ainsi que celle des VLs pour les livraisons chez les clients. L'étape de post-optimisation de la phase 1 est lancée à nouveau pour ordonnancer les tournées obtenues afin de vérifier de la contrainte liée aux

quais de chargement du dépôt principal.

4.6 Résultats des expérimentations

Dans cette section, nous exposons les résultats de notre approche appliquée sur un ensemble d'instances fournies par la société de transports. Une analyse de ces résultats est donnée par la suite.

Avant d'entamer la description des instances à résoudre, nous notons qu'une grosse étape de nettoyage et de formatage de données a dû être déployée sur les premières données reçues. En effet, nous avons reçu initialement une liste de clients avec les quantités de chaque édition demandée et leurs adresses qui parfois étaient incomplètes ou bien erronées. Cette liste comportait aussi les clients de chaque dépositaire. Nous avons donc dû identifier et établir les correspondances entre ces clients redondants et les dépositaires pour ne garder que la liste des dépositaires dans l'instance globale avec leurs quantités respectives. Une opération de correction d'adresses s'en est suivie pour permettre leur géocodage. L'ensemble de cette étape de formatage a nécessité plusieurs échanges avec le client en consultant parfois plusieurs supports papier.

4.6.1 Instance industrielle

Nous avons reçu de la part de la société de transports quatre instances correspondant à quatre journées successives de livraison. Ces instances contiennent entre 1452 et 1657 points de livraison différents. Nous nous focalisons ici sur la plus grande instance en exposant ses propriétés vu la similarité des résultats avec les trois autres.

L'ensemble des clients et dépositaires s'étend sur une zone géographique allant jusqu'à 320 km de rayon (voir Figure 4.2). Dans la journée considérée, un supplément magazine est fourni généralement pour tous les clients. Nous supposons qu'il est disponible en même temps que l'édition du journal demandée et considérons son poids de 400 g par exemplaire suite à la requête de la société de transports. Parmi les 1657 points de livraisons de cette journée, nous avons 44 dépositaires, 665 porteurs et 953 diffuseurs. La quantité des journaux demandés par les porteurs et diffuseurs varie entre 1 et 1587 exemplaires pour un poids qui varie entre 112 g et 758 kg. Quant aux dépositaires, ils demandent une quantité allant de 209 à 8736 exemplaires pour un poids total variant entre 27 kg et 4643 kg. Enfin, des exemplaires de 20 différentes éditions sont imprimés et disponibles au dépôt principal de 23 h 00 à 04 h 00. Les éditions à distribuer dans chaque sous-dépôt dépendent des clients qui y sont rattachés après l'étape préliminaire d'affectation.

Cinq sous-dépôts ont été choisis en collaboration avec la société de transports et sont placés dans chaque zone de concentration (sud, est, nord, nord-ouest et ouest) en plus du centre d'impression se trouvant au centre de la carte. Concernant la capacité des quais de chargement, même si elle est parfois large dans certains sous-dépôts celle-ci est beaucoup plus réduite au niveau du dépôt principal qui ne contient que 5 quais de chargement. Le Tableau 4.2 résume les caractéristiques de cette instance.

La flotte de véhicules que dispose la société de transports consiste en deux types, les véhicules utilitaires légers et les véhicules poids lourds. Les VLs qui sont répartis sur les différents sous-dépôts et dans le dépôt principal ont une charge utile de 1.5 tonnes. Les PLs ont une charge utile plus importante égale à 9 tonnes. Nous supposons que la flotte de véhicules est illimitée vu qu'aucune limite sur son nombre ne nous a été imposée.

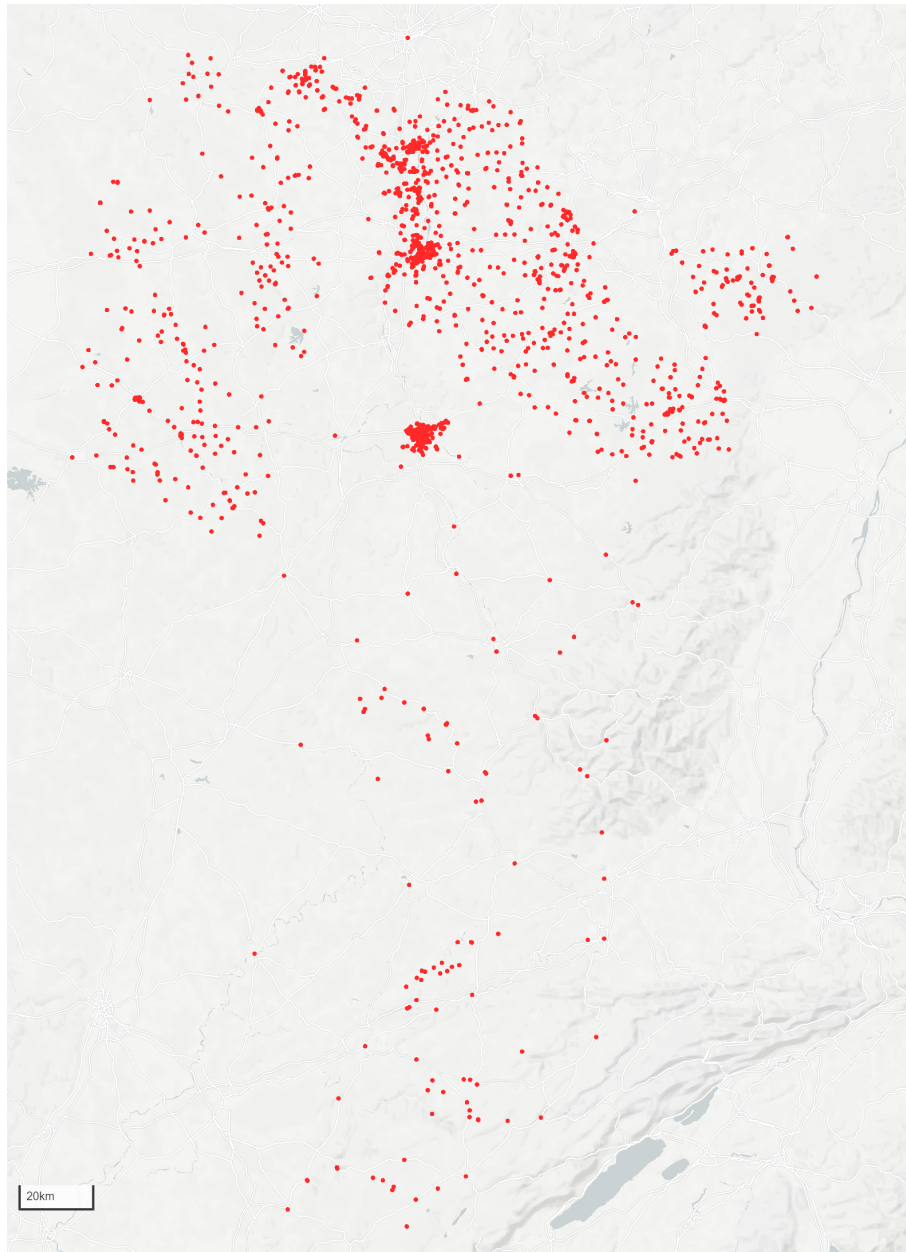


FIGURE 4.2 – Position géographique des clients et dépositaires
© Mapbox © OpenStreetMap

4.6.2 Résultats

Afin d'éviter une non-pertinence des résultats affichés, nous nous limiterons aux résultats montrant uniquement le nombre de véhicules utilisés, ceci étant la seule métrique à laquelle nous pouvons nous comparer avec le scénario actuel adopté par la société de transports. En effet, l'état actuel des tournées établies manuellement par la société de transports ne nous permet de les retracer précisément, ceci étant dû à la présence de diverses règles de livraison propres à chaque chauffeur. Certaines de ces règles ne sont pas directement accessibles, ce qui nécessite un vrai travail de rétro-ingénierie pour pouvoir les identifier et ainsi de calculer la distance parcourue

TABLEAU 4.2 – Propriétés principales de l’instance traitée

Sous-dépôts	a	b	c	d	e	Dépôt principal
Quais de chargement	2	4	6	6	10	5
Points de livraison distincts	44	138	132	244	745	343
Éditions à distribuer	2	2	3	4	15	20

de chaque véhicule.

Un aperçu des livraisons à effectuer par les véhicules du dépôt et des sous-dépôts est donné sur la carte de la Figure 4.3. Après l’étape d’affectation des clients aux dépôt et sous-dépôts, nous aurons six instances de problème de tournées de véhicules avec contraintes de capacité et de fenêtres de temps (CVRPTW), donc cinq liées à la première phase à résoudre indépendamment. Cette phase peut s’exécuter dans un environnement parallèle lors de la mise en production afin d’accélérer la résolution de l’ensemble du problème. La durée totale de résolution de cette première phase dépendra du sous-dépôt engendrant le plus grand temps de calcul.

Pour ce qui est des paramètres de la méthode utilisée, ils ont été adaptés aux instances du problème après avoir effectué quelques tests préliminaires. L’ensemble des valeurs de ces paramètres est présenté dans le Tableau 4.3. Le nombre minimum de clients $minPts$ qui doivent être rattachés à un sous-dépôt est égal à 10. L’intervalle $[\xi_{min}, \xi_{max}]$ définit le nombre de nœuds à supprimer dans chaque itération de LNS, avec $\xi_{min} = \min(15, 0.1 \cdot n)$, $\xi_{max} = \min(45, 0.30 \cdot n)$ et n étant le nombre de nœuds présents dans la solution courante. L’acceptation d’une nouvelle solution suit la règle de Metropolis. La nouvelle solution est acceptée lorsqu’elle améliore la meilleure valeur obtenue de la fonction objectif, sinon elle est acceptée avec une probabilité de $\exp \frac{-\Delta E}{T}$, avec ΔE étant l’augmentation de la fonction objectif et T désignant la température actuelle du système. La température suit une loi de décroissance géométrique au fur et à mesure des itérations avec la relation $T_{iter+1} = T_{iter} \cdot c$, avec $0 < c < 1$. La température initiale T_0 est choisie de sorte qu’une solution détériorant la fonction objectif de la solution initiale de w % est acceptée avec une probabilité de 0.5. Les paramètres (w, c) ont été fixés à $(50, 0.995)$. Concernant les coefficients de la fonction objectif $(\alpha, \beta, \gamma) = (1, 2000, \beta \cdot mu)$, avec mu désignant le nombre de véhicules utilisés dans la solution courante.

TABLEAU 4.3 – Valeurs des paramètres utilisés dans la résolution

Paramètres	$minPts$	(w, c)	(α, β, γ)
Valeurs	10	$(50, 0.995)$	$(1, 2000, \beta \cdot mu)$

Nous autorisons les tournées multiples à apparaître dans chaque phase et ce uniquement pour un même dépôt ou sous-dépôt, ce qui permettra de réutiliser un véhicule pour des tournées plus tardives par exemple.

La méthode LNS est exécutée avec un nombre d’itérations ne dépassant pas les 4000. Ce nombre a été réduit pour les grandes tailles d’instances pour que le temps d’exécution ne dépasse pas les 2 heures. Notons que cette limite de temps d’exécution correspond bien aux attentes de la société de transports qui prévoit d’utiliser la même solution pendant plusieurs jours tant que

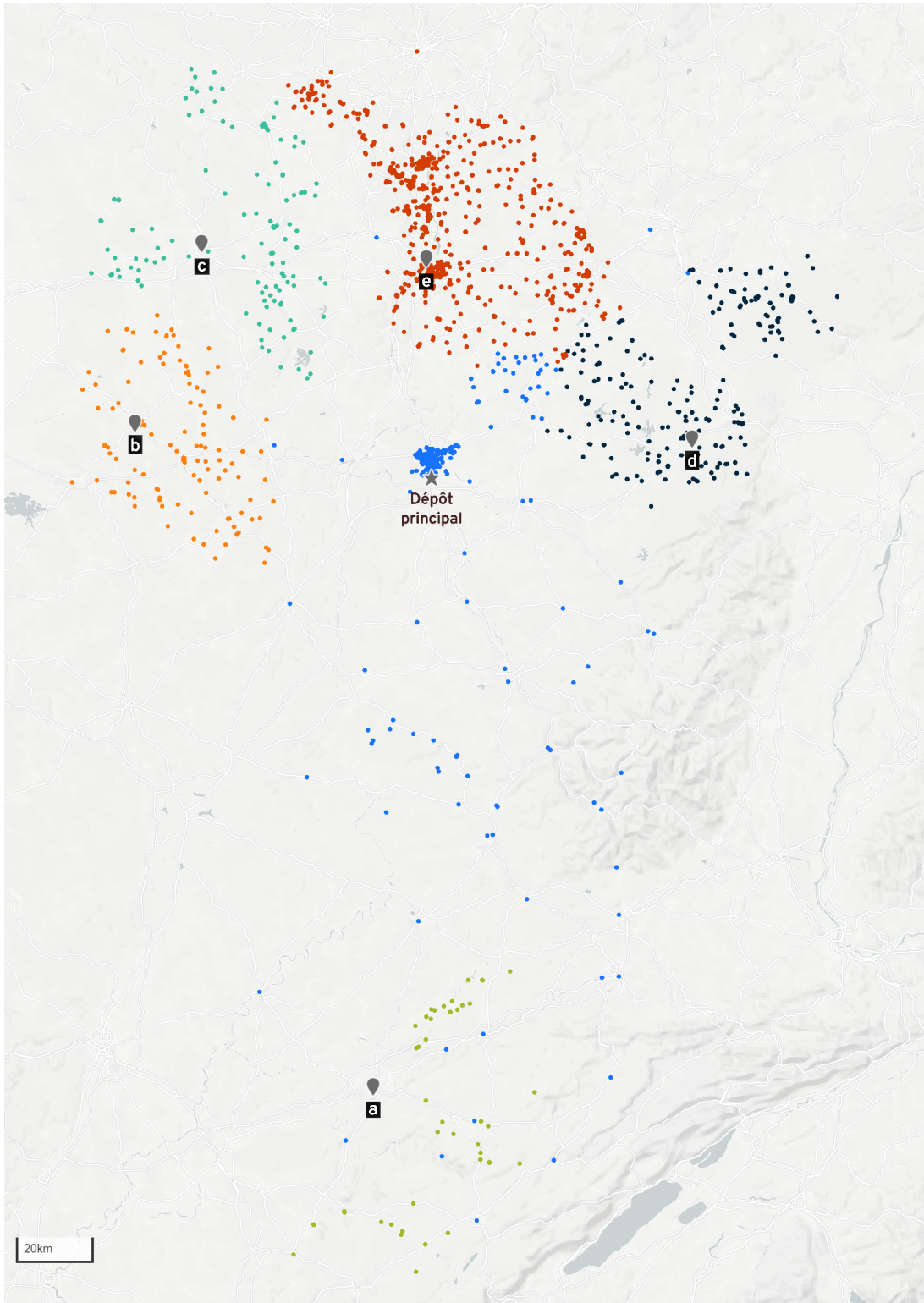


FIGURE 4.3 – Aperçu des points de livraison du dépôt principal et des sous-dépôts
© Mapbox © OpenStreetMap

l'ensemble de clients restera homogène. Le Tableau 4.4 montre le nombre d'itérations de LNS sur chaque sous-dépôt, le temps d'exécution nécessaire à la résolution en secondes avec le nombre de véhicules utilisés dans la solution finale.

TABLEAU 4.4 – Résultats obtenus sur les différents sous-dépôts

Sous-dépôts	a	b	c	d	e	Dépôt principal
Nombre d'itérations de LNS	4000	4000	4000	2000	1000	2000
Temps d'exécution (en secondes)	109	2583	1832	4477	7067	7144
Nombre de véhicules utilisés	3	9	10	10	25	24

Nous remarquons à travers les résultats qu'une itération de LNS prend un temps assez important par rapport aux versions classiques de CVRP avec contraintes de fenêtres de temps. Ceci est justifié par la présence des fenêtres de temps serrées au niveau du ramassage ainsi qu'au niveau de la livraison, ce qui engendre des vérifications de contraintes plus longues lors des tests d'insertion de chaque nœud. La proportion du nombre de véhicules utilisés pour chaque sous-dépôt dépend de l'emplacement géographique des clients qui y sont rattachés et de l'heure de disponibilité des éditions demandées. Nous remarquons ceci dans les sous-dépôts 'c' et 'd' qui utilisent le même nombre de véhicules malgré la différence non négligeable dans le nombre de clients à livrer. Cela revient à la différence dans les horaires de disponibilité qui sont anticipés d'une heure pour le sous-dépôt 'd' et à la dispersion des clients qui est bien plus importante dans le sous-dépôt 'c'.

Le nombre total de véhicules utilisés dans notre solution est de 81 et la société de transports en utilise pour cette journée 86. Ce gain de 5 véhicules peut paraître intéressant comme résultat mais nous croyons qu'il ne l'est pas autant et ce pour diverses raisons. La première est que les tournées de la solution adoptée par la société de transports ont été élaborées à la main s'appuyant sur leur forte expérience du terrain. Ainsi, le taux d'écart d'une solution générée par un algorithme devrait être bien plus importante par rapport une solution construite manuellement. Une autre raison réside dans l'organisation des tournées actuelles en rapport avec les chauffeurs, les dépositaires et même les clients qui risque d'impacter de manière drastique leurs habitudes et préférences de livraison pour un gain moyen en nombre de véhicules.

L'une des pistes d'amélioration porte sur le remplacement de l'étape d'affectation survenant avant la phase de construction de tournées par une méthode de clusterisation qui tient compte, en plus de la distance, des éditions demandées par les clients à rattacher aux différents sous-dépôts. Cela permettrait par ailleurs de diminuer la charge sur le sous-dépôt 'e' qui semble le plus problématique en affectant les clients demandant des éditions autres que celles destinées à la région de 'e' vers d'autres sous-dépôts voisins. Par ailleurs, cette méthode pourrait permettre la création de clusters qui se chevauchent vu que les éditions seront considérées. Nous pouvons aussi prévoir que des points frontières qui peuvent être affectés à deux sous-dépôts voisins seront non affectés temporairement pour être injectés dans des tournées ultérieurement lors de leur construction.

Une autre perspective d'amélioration porterait sur l'intégration de la phase d'ordonnancement dans les quais de chargement directement avec la phase de construction de tournées. En effet, plutôt que de considérer des marges estimatives à déduire de la durée totale des tournées, inclure les horaires réels de chargement tenant compte de la capacité des quais de chargement pourrait

nous économiser en nombre de véhicules.

4.7 Conclusion et perspectives

Nous avons traité dans ce chapitre une variante du problème de tournées de véhicules à 2 échelons avec des contraintes de synchronisation. Ce problème a été rencontré par une société de transports chargée d'effectuer la livraison des journaux pour un quotidien régional en France. Plusieurs autres contraintes et spécificités viennent enrichir ce problème, comme avec la notion de priorité entre les différents points de livraison, la considération du dépôt principal comme satellite pour servir les points du second échelon et le nombre limité de quais de chargement dans le dépôt principal et les sous-dépôts. Une approche par décomposition a été proposée où chaque échelon du problème correspond à une phase de notre approche. Une étape préparatoire d'affectation de clients finaux aux satellites les plus proches est établie en premier. La première phase construit les tournées du second échelon à l'aide d'une métaheuristique LNS après avoir procédé à une estimation de l'heure de disponibilité de chaque type de produit dans chaque satellite. La même métaheuristique est utilisée dans la deuxième phase pour construire les tournées du premier échelon, et ce après avoir actualisé les fenêtres de temps, des résultats de la première phase, nécessaires pour garantir la synchronisation.

Les résultats de cette étude montrent un gain de 5 véhicules par rapport à la solution actuelle utilisée par la société de transports. Cependant, ce gain ne correspond pas à nos attentes suite aux importants changements que la société devra entreprendre dans le cas où celle-ci choisira notre solution. Ainsi, le coût engendré par la mise en place d'une telle solution ne sera probablement pas couvert par le gain constaté de 5.81 % dans le nombre de véhicules. Concernant la qualité de la solution en termes de distance totale parcourue, celle-ci n'a pu être comparée avec la solution de la société de transports en raison de la difficulté à extraire cette propriété de leurs données.

Retracer toutes les tournées de la solution utilisée par l'entreprise serait une bonne perspective pour mieux estimer les temps de chargement et de déchargement au niveau du dépôt principal, des sous-dépôts et les dépôts tiers. Cela permettrait aussi de corriger des erreurs de géocodage qui auraient pu se glisser malgré la phase de nettoyage. Intégrer l'ordonnancement des chargements des véhicules qui se déroule aux quais de chargement des satellites dans les phases de construction de tournées représente une autre piste d'amélioration. Enfin, autoriser la réaffectation de clients entre les différents sous-dépôts pendant les phases de construction de tournées apporterait des gains potentiels en nombre de véhicules, notamment pour les clients se trouvant dans des zones frontalières.

Conclusion générale et perspectives

Ce travail de thèse a concerné la conception d'approches par décomposition pour des problématiques de tournées de véhicules et de planification issues du monde réel. Ces problématiques ont pour point commun la présence de contraintes complexes et bien spécifiques à chaque cas étudié rendant ainsi la résolution exacte de ces problèmes difficile. De ce fait, et de par la taille importante des instances industrielles à résoudre, le recours aux méthodes approchées devient inévitable.

Ces problèmes d'optimisation ont été rencontrés par différents clients industriels de Antsway, une start-up nancéienne proposant un logiciel d'optimisation de tournées de véhicules. Parmi ces problématiques, nous en avons sélectionné trois qui nous semblaient pertinentes pour être traitées dans ce manuscrit. Des approches par décomposition ont été utilisées pour les résoudre. Ce type de méthodes est plutôt adapté lorsque le problème est composé de différents sous-problèmes indépendants d'où la nécessité de les utiliser à bon escient lorsque la séparation du problème complet n'est pas évidente à effectuer. Les résultats obtenus sont variés allant du très bon au moyen.

Nous avons abordé dans le Chapitre 2 un problème de tournées de véhicules périodique et proposé une approche de résolution en trois phases. Les deux premières phases, répondant au plan tactique du problème, ont été résolues avec des programmes linéaires en nombres entiers mixtes. La construction de tournées est établie dans la troisième phase à l'aide d'une métaheuristique LNS avec deux méthodes différentes. Une comparaison a été effectuée et montre l'avantage de la seconde méthode qui ne tient plus compte des estimations des demandes de clients sur lesquelles est basée la première méthode. Nous avons ensuite comparé notre meilleure approche avec deux problèmes existants dans la littérature en obtenant des résultats très compétitifs améliorant les meilleures solutions de certaines instances de ces deux problèmes.

Par la suite, nous nous sommes penchés dans le Chapitre 3 sur un problème d'optimisation de la recharge et de planification de bus électriques. Un modèle linéaire en nombres entiers mixtes a été proposé. Le programme linéaire associé ne pouvant être résolu y compris sur les petites instances, nous avons dû concevoir une approche composée de trois étapes. Les résultats montrent une bonne performance globale de l'approche qui a été validée sur les instances de petite taille par une comparaison avec un programme linéaire générant des bornes inférieures du problème.

Nous avons ensuite terminé dans le Chapitre 4 sur un problème de tournées de véhicules à deux échelons avec contraintes de synchronisation dans le contexte de la livraison de journaux. Nous avons proposé une approche en deux phases représentant chaque échelon, en commençant par construire les tournées du second niveau. La construction de tournées étant basée sur une métaheuristique LNS. Les résultats montrent un léger gain en nombre de véhicules comparés à la solution actuelle utilisée par la société de transports.

En travaillant sur les problèmes d'optimisation figurant dans ce manuscrit et d'autres problématiques industrielles ayant été traitées chez Antsway, nous pouvons en tirer certaines conclusions. Les problèmes d'optimisation industriels sont souvent sujets à évolution. Cela a été constaté

notamment dans les travaux des Chapitres 3 et 4. C'est pourquoi nous avons dû adapter les méthodes déjà existantes à ces évolutions. Et lorsque cette adaptation ne devient plus possible, nous avons dû changer entièrement de méthode de résolution. Nous pouvons aussi adapter des méthodes ou des schémas de recherche déjà existants dans la littérature à des problèmes spécifiques. Une telle adaptation est illustrée dans le Chapitre 2 en proposant deux procédures de recherche tout en se basant sur le principe la méthode LNS. Nous comprenons aussi par cette analyse qu'utiliser des méthodes ou *frameworks* unifiés qui 'savent tout faire' est souvent voué à l'échec lorsqu'ils sont appliqués sur des problèmes présentant plusieurs spécificités.

Notons enfin que nous ne nous sommes pas consacrés entièrement dans ce manuscrit aux aspects de collecte de données et de leur traitement, ainsi qu'à la mise en évidence des contraintes et objectifs réels du problème à traiter. Comme nous l'avons effleuré dans les Chapitres 1 et 4, la phase de traitement de données est une tâche très fastidieuse, notamment celle de nettoyage des données collectées et la vérification de leur cohérence avec le problème. L'ensemble de cette phase ainsi que celle de la définition précise du problème nécessite souvent l'expertise métier du décideur qui dépend des contraintes et habitudes de travail dans l'entreprise en question, ce qui nécessite des mises au point récurrentes avec le client et justifie ainsi la difficulté de tous ces aspects. Cela dit, nous nous estimons très chanceux d'avoir pu manipuler des données réelles pour permettre leur exploitation dans toutes les expérimentations réalisées durant cette thèse, chose qui n'est probablement pas accessible pour une bonne partie de la communauté scientifique.

Parmi les perspectives que l'on peut tirer de ce travail de thèse, nous pouvons envisager de rendre l'application des opérateurs de la métaheuristique LNS utilisée dans les Chapitres 2 et 4 plus efficace. Ceci pourrait se réaliser en intégrant un mécanisme d'apprentissage permettant de décider quel couple d'opérateurs d'insertion et de suppression sélectionner dans chaque itération autre que la sélection aléatoire ou celle basée sur l'attribution de poids à chaque opérateur indépendamment comme utilisé dans ALNS. Nous pouvons aussi ajouter aux travaux respectifs des Chapitres 2 et 4 des programmes permettant de calculer des bornes inférieures pour valider la qualité des solutions obtenues à la lumière de ce qui a été réalisé dans le Chapitre 3. Une autre piste d'amélioration est de proposer un algorithme de sectorisation (*clustering*) performant pouvant regrouper des points (clients) de l'espace partageant plusieurs similarités selon le cas traité (distance, type de produits demandés, fréquence de passage, etc.), ce qui pourrait nous être très utile dans les problèmes des Chapitres 2 et 4.

Pour le Chapitre 3, une approche par *backtracking* pourrait être intéressante afin d'éviter la considération de toutes les contraintes de blocage entre places de stationnement. Ainsi, nous construisons une solution en vérifiant au fur et à mesure la faisabilité de celle-ci uniquement entre les places utilisées par les bus.

Côté opérationnel, et spécialement pour les problèmes de tournées de véhicules et de sectorisation (*clustering*), il serait très intéressant de concevoir un outil de validation de coordonnées GPS récupérées à partir d'un service de géocodage en ligne en se basant sur des tournées existantes. Cet outil interviendra dans le cas où un client industriel aura fourni uniquement des adresses sans coordonnées GPS associées comme rencontré dans le Chapitre 4. En retraçant les tournées existantes du client, on identifiera facilement les coordonnées erronées dans chacune d'entre elles après avoir constaté une augmentation importante de la distance parcourue avant et après le point comportant une erreur de géocodage.

Concernant la start-up Antsway, notre perspective de continuer à améliorer le moteur générique du logiciel d'optimisation, pour le rendre valable et adaptable aux variantes les plus utilisées du problème de tournées de véhicules, est souvent confrontée à la réalité industrielle. Ainsi, il faudrait certainement faire quelques concessions sur la qualité des solutions produites pour laisser place à l'intégration d'un maximum d'approches de modélisation, de contraintes et

objectifs dans le framework d'optimisation actuel du logiciel.

Bibliographie

- [1] Jesús Alegre, Manuel Laguna, and Joaquín Pacheco. Optimizing the periodic pick-up of raw materials for a manufacturer of auto parts. *European Journal of Operational Research*, 179(3) :736 – 746, 2007.
- [2] Mohsen Amiri, Saman Hassanzadeh Amin, and Reza Tavakkoli-Moghaddam. A lagrangean decomposition approach for a novel two-echelon node-based location-routing problem in an offshore oil and gas supply chain. *Transportation Research Part E : Logistics and Transportation Review*, 128 :96 – 114, 2019.
- [3] Y-J An, Y-D Kim, B J Jeong, and S-D Kim. Scheduling healthcare services in a home healthcare system. *Journal of the Operational Research Society*, 63(11) :1589–1599, 2012.
- [4] Roberto Baldacci, Enrico Bartolini, Aristide Mingozzi, and Andrea Valtetta. An exact algorithm for the period routing problem. *Operations Research*, 59(1) :228–241, 2011.
- [5] Roberto Baldacci, Aristide Mingozzi, Roberto Roberti, and Roberto Wolfler Calvo. An exact algorithm for the two-echelon capacitated vehicle routing problem. *Operations Research*, 61(2) :298–314, 2013.
- [6] Alexandre Barra, Luis Carvalho, Nicolas Teypez, Van-Dat Cung, and Ronaldo Balassiano. Solving the transit network design problem with constraint programming. 2007.
- [7] E. J. Beltrami and L. D. Bodin. Networks and vehicle routing for municipal waste collection. *Networks*, 4(1) :65–94, 1974.
- [8] H.P. Benn, Transit Cooperative Research Program, National Research Council (U.S.). Transportation Research Board, United States. Federal Transit Administration, and Transit Development Corporation. *Bus Route Evaluation Standards*. Synthesis of transit practice. National Academy Press, 1995.
- [9] Alan A Bertossi, Paolo Carrarsi, and Giorgio Gallo. On some matching problems arising in vehicle scheduling models. *Networks*, 17(3) :271–281, 1987.
- [10] Fred Blakeley, Burçin Argüello, Buyang Cao, Wolfgang Hall, and Joseph Knolmayer. Optimizing periodic maintenance operations for schindler elevator corporation. *INFORMS Journal on Applied Analytics*, 33(1) :67–79, 2003.
- [11] Bloomberg. Electric Buses Will Take Over Half the World Fleet by 2025. <https://www.bloomberg.com/news/articles/2018-02-01/electric-buses-will-take-over-half-the-world-by-2025>. Accédé le : 29/01/2020.
- [12] Ulrich Breunig, Roberto Baldacci, Richard F Hartl, and Thibaut Vidal. The electric two-echelon vehicle routing problem. *Computers & Operations Research*, 103 :198–210, 2019.
- [13] Ulrich Breunig, Verena Schmid, Richard F Hartl, and Thibaut Vidal. A large neighbourhood based heuristic for two-echelon routing problems. *Computers & Operations Research*, 76 :208–225, 2016.

- [14] Stefan Bunte and Natalia Kliewer. An overview on vehicle scheduling models. *Public Transport*, 1(4) :299–317, 2009.
- [15] Martin Butler, H. Paul Williams, and Leslie-Ann Yarrow. The two-period travelling salesman problem applied to milk collection in Ireland. *Computational Optimization and Applications*, 7(3) :291–306, 1997.
- [16] Ann Melissa Campbell and Jill Hardin Wilson. Forty years of periodic vehicle routing. *Networks*, 63(1) :2–15, 2014.
- [17] Lorenzo Castelli, Raffaele Pesenti, and Walter Ukovich. Scheduling multimodal transportation systems. *European Journal of Operational Research*, 155(3) :603 – 615, 2004.
- [18] Partha Chakroborty. Genetic algorithms for optimal urban transit network design. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 18(3) :184–200, 2003.
- [19] Zhu Chao and Chen Xiaohong. Optimizing battery electric bus transit vehicle scheduling with battery exchanging : Model and case study. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 96 :2725 – 2736, 2013. Intelligent and Integrated Sustainable Multimodal Transportation Systems Proceedings from the 13th COTA International Conference of Transportation Professionals (CICTP2013).
- [20] Wen-Chyuan Chiang, Robert Russell, Xiaojing Xu, and David Zepeda. A simulation/metaheuristic approach to newspaper production and distribution supply chain problems. *International Journal of Production Economics*, 121(2) :752 – 767, 2009.
- [21] N. Christofides and J. E. Beasley. The period routing problem. *Networks*, 14(2) :237–256, 1984.
- [22] S Coene, A Arnout, and F C R Spijksma. On a periodic vehicle routing problem. *Journal of the Operational Research Society*, 61(12) :1719–1728, 2010.
- [23] Isabelle Constantin and Michael Florian. Optimizing frequencies in a transit network : a nonlinear bi-level programming approach. *International Transactions in Operational Research*, 2(2) :149 – 164, 1995.
- [24] Jean-François Cordeau, Michel Gendreau, and Gilbert Laporte. A tabu search heuristic for periodic and multi-depot vehicle routing problems. *Networks*, 30(2) :105–119, 1997.
- [25] Teodor Gabriel Crainic, Simona Mancini, Guido Perboli, and Roberto Tadei. *Clustering-based heuristics for the two-echelon vehicle routing problem*, volume 46. CIRRELT Montréal, 2008.
- [26] Teodor Gabriel Crainic, Simona Mancini, Guido Perboli, and Roberto Tadei. Grasp with path relinking for the two-echelon vehicle routing problem. In *Advances in Metaheuristics*, pages 113–125. Springer, 2013.
- [27] Teodor Gabriel Crainic, Nicoletta Ricciardi, and Giovanni Storchi. Models for evaluating and planning city logistics systems. *Transportation science*, 43(4) :432–454, 2009.
- [28] Teodor Gabriel Crainic, Nicoletta Ricciardi, and Giovanni Storchi. Models for evaluating and planning city logistics systems. *Transportation Science*, 43(4) :432–454, 2009.
- [29] R. Cuda, G. Guastaroba, and M.G. Speranza. A survey on two-echelon routing problems. *Computers Operations Research*, 55 :185 – 199, 2015.
- [30] Zhuo Dai, Faisal Aqlan, Kuo Gao, and Yefu Zhou. A two-phase method for multi-echelon location-routing problems in supply chains. *Expert Systems with Applications*, 115 :618 – 634, 2019.

-
- [31] G. B. Dantzig and J. H. Ramser. The truck dispatching problem. *Management Science*, 6(1) :80–91, 1959.
- [32] Maryam Darvish, Claudia Archetti, Leandro C. Coelho, and M. Grazia Speranza. Flexible two-echelon location routing problem. *European Journal of Operational Research*, 277(3) :1124 – 1136, 2019.
- [33] André [de Palma] and Robin Lindsey. Optimal timetables for public transportation. *Transportation Research Part B : Methodological*, 35(8) :789 – 813, 2001.
- [34] Anny del Mar Agamez-Arias and José Moyano-Fuentes. Intermodal transport in freight distribution : a literature review. *Transport Reviews*, 37(6) :782–807, 2017.
- [35] Guy Desaulniers and Mark D Hickman. Public transit. *Handbooks in operations research and management science*, 14 :69–127, 2007.
- [36] Jack Edmonds and Richard M. Karp. Theoretical improvements in algorithmic efficiency for network flow problems. *J. ACM*, 19(2) :248–264, April 1972.
- [37] European Environment Agency (EEA). Greenhouse gas emissions from transport in Europe. <https://www.eea.europa.eu/data-and-maps/indicators/transport-emissions-of-greenhouse-gases/transport-emissions-of-greenhouse-gases-12>. Accédé le : 10/01/2020.
- [38] Samuel Eilon, Carl Donald Tyndale Watson-Gandy, and Nicos Christofides. *Distribution management mathematical modelling and practical analysis*. Griffin, London, 1971.
- [39] Enedis. Plages horaires des heures pleines/creuses. <https://www.enedis.fr/heures-creuses>. Accédé le : 15/01/2020.
- [40] David L.J.U. Enthoven, Bolor Jargalsaikhan, Kees Jan Roodbergen, Michiel A.J. [uit het Broek], and Albert H. Schrottenboer. The two-echelon vehicle routing problem with covering options : City logistics with cargo bikes and parcel lockers. *Computers Operations Research*, 118 :104919, 2020.
- [41] Wei Fan. *Optimal transit route network design problem : Algorithms, implementations, and numerical results*. The University of Texas at Austin, 2004.
- [42] Saeed Fazayeli, Alireza Eydi, and Isa Nakhai Kamalabadi. Location-routing problem in multimodal transportation network with time windows and fuzzy demands : Presenting a two-part genetic algorithm. *Computers Industrial Engineering*, 119 :233 – 246, 2018.
- [43] Marshall L. Fisher and Ramchandran Jaikumar. A generalized assignment heuristic for vehicle routing. *Networks*, 11(2) :109–124, 1981.
- [44] Charles Fleurent, Réjean Lessard, and Lise Séguin. Transit timetable synchronization : Evaluation and optimization. In *Proceedings of the 9th International Conference on Computer-Aided Scheduling of Public Transport (CASPT)*. San Diego, California, 2004.
- [45] B. A. Foster and D. M. Ryan. An integer programming approach to the vehicle scheduling problem. *Journal of the Operational Research Society*, 27(2) :367–384, 1976.
- [46] Peter Francis, Karen Smilowitz, and Michal Tzur. The period vehicle routing problem with service choice. *Transportation Science*, 40(4) :439–454, 2006.
- [47] Zhi gang LIU and Jin sheng SHEN. Regional bus operation bi-level programming model integrating timetabling and vehicle scheduling. *Systems Engineering - Theory Practice*, 27(11) :135 – 141, 2007.

- [48] Ziyou Gao, Huijun Sun, and Lian Long Shan. A continuous equilibrium network design model and algorithm for transit systems. *Transportation Research Part B : Methodological*, 38(3) :235–250, 2004.
- [49] Dominik Goeke, Roberto Roberti, and Michael Schneider. Exact and heuristic solution of the consistent vehicle-routing problem. *Transportation Science*, 53(4) :1023–1042, 2019.
- [50] Marc Goerigk and Marie Schmidt. Line planning with user-optimal route choice. *European Journal of Operational Research*, 259(2) :424 – 436, 2017.
- [51] Google. Distance Matrix API. <https://developers.google.com/maps/documentation/distance-matrix>. Accédé le : 20/02/2020.
- [52] K. Govindan, A. Jafarian, R. Khodaverdi, and K. Devika. Two-echelon multiple-vehicle location–routing problem with time windows for optimization of sustainable supply chain network of perishable food. *International Journal of Production Economics*, 152 :9 – 28, 2014.
- [53] Philippe Grangier, Michel Gendreau, Fabien Lehuédé, and Louis-Martin Rousseau. An adaptive large neighborhood search for the two-echelon multiple-trip vehicle routing problem with satellite synchronization. *European Journal of Operational Research*, 254(1) :80–91, 2016.
- [54] Chris Groër, Bruce Golden, and Edward Wasil. The consistent vehicle routing problem. *Manufacturing & Service Operations Management*, 11(4) :630–643, 2009.
- [55] J.F. Guan, Hai Yang, and S.C. Wirasinghe. Simultaneous optimization of transit line configuration and passenger line assignment. *Transportation Research Part B : Methodological*, 40(10) :885 – 902, 2006.
- [56] Valérie Guihaire and Jin-Kao Hao. Transit network timetabling and vehicle assignment for regulating authorities. *Computers Industrial Engineering*, 59(1) :16 – 23, 2010.
- [57] Vera C Hemmelmayr, Jean-François Cordeau, and Teodor Gabriel Crainic. An adaptive large neighborhood search heuristic for two-echelon vehicle routing problems arising in city logistics. *Computers & operations research*, 39(12) :3215–3228, 2012.
- [58] Vera C. Hemmelmayr, Jean-François Cordeau, and Teodor Gabriel Crainic. An adaptive large neighborhood search heuristic for two-echelon vehicle routing problems arising in city logistics. *Computers Operations Research*, 39(12) :3215 – 3228, 2012.
- [59] Vera C. Hemmelmayr, Karl F. Doerner, and Richard F. Hartl. A variable neighborhood search heuristic for periodic routing problems. *European Journal of Operational Research*, 195(3) :791 – 802, 2009.
- [60] Julian Hof, Michael Schneider, and Dominik Goeke. Solving the battery swap station location-routing problem with capacitated electric vehicles using an avns algorithm for vehicle-routing problems with intermediate stops. *Transportation Research Part B : Methodological*, 97 :102 – 112, 2017.
- [61] Omar J. Ibarra-Rojas, Ricardo Giesen, and Yasmin A. Rios-Solis. An integrated approach for timetabling and vehicle scheduling problems to analyze the trade-off between level of service and operating costs of transit networks. *Transportation Research Part B : Methodological*, 70 :35 – 46, 2014.
- [62] Davide Infante, Giuseppe Paletta, and Francesca Vocaturo. A ship-truck intermodal transportation problem. *Maritime Economics & Logistics*, 11(3) :247–259, September 2009.

-
- [63] Maroš Janovec and Michal Koháni. Exact approach to the electric bus fleet scheduling. *Transportation Research Procedia*, 40 :1380 – 1387, 2019. TRANSCOM 2019 13th International Scientific Conference on Sustainable, Modern and Safe Transport.
- [64] Mads Jepsen, Simon Spoorendonk, and Stefan Ropke. A branch-and-cut algorithm for the symmetric two-echelon capacitated vehicle routing problem. *Transportation Science*, 47(1) :23–37, 2013.
- [65] Wanchen Jie, Jun Yang, Min Zhang, and Yongxi Huang. The two-echelon capacitated electric vehicle routing problem with battery swapping stations : Formulation and efficient methodology. *European Journal of Operational Research*, 272(3) :879–904, 2019.
- [66] Aline Karak and Khaled Abdelghany. The hybrid vehicle-drone routing problem for pick-up and delivery services. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 102 :427–449, 2019.
- [67] Bwo-Ren Ke, Chen-Yuan Chung, and Yen-Chang Chen. Minimizing the costs of constructing an all plug-in electric bus transportation system : A case study in penghu. *Applied Energy*, 177 :649 – 660, 2016.
- [68] Patchara Kitjacharoenchai, Byung-Cheol Min, and Seokcheon Lee. Two echelon vehicle routing problem with drones in last mile delivery. *International Journal of Production Economics*, 225 :107598, 2020.
- [69] Natalia Kliwer, Taïeb Mellouli, and Leena Suhl. A time–space network based exact optimization model for multi-depot bus scheduling. *European Journal of Operational Research*, 175(3) :1616 – 1627, 2006.
- [70] Attila A. Kovacs, Sophie N. Parragh, and Richard F. Hartl. A template-based adaptive large neighborhood search for the consistent vehicle routing problem. *Networks*, 63(1) :60–81, 2014.
- [71] S. Lin and B. W. Kernighan. An effective heuristic algorithm for the traveling-salesman problem. *Operations Research*, 21(2) :498–516, 1973.
- [72] Tao Liu and Avishai [(Avi) Ceder]. Battery-electric transit vehicle scheduling with optimal number of stationary chargers. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 114 :118 – 139, 2020.
- [73] Tian Liu, Zhixing Luo, Hu Qin, and Andrew Lim. A branch-and-cut algorithm for the two-echelon capacitated vehicle routing problem with grouping constraints. *European Journal of Operational Research*, 266(2) :487 – 497, 2018.
- [74] Héctor Martínez, Antonio Mauttone, and María E. Urquhart. Frequency optimization in public transportation systems : Formulation and metaheuristic approach. *European Journal of Operational Research*, 236(1) :27 – 36, 2014.
- [75] Ana Cristina Matos and Rui Carvalho Oliveira. An experimental study of the ant colony system for the period vehicle routing problem. In Marco Dorigo, Mauro Birattari, Christian Blum, Luca Maria Gambardella, Francesco Mondada, and Thomas Stützle, editors, *Ant Colony Optimization and Swarm Intelligence*, pages 286–293, Berlin, Heidelberg, 2004. Springer Berlin Heidelberg.
- [76] M. Mourgaya and F. Vanderbeck. Column generation based heuristic for tactical planning in multi-period vehicle routing. *European Journal of Operational Research*, 183(3) :1028 – 1041, 2007.
- [77] Alan T Murray. A coverage model for improving public transit system accessibility and expanding access. *Annals of Operations Research*, 123(1-4) :143–156, 2003.

- [78] Alan T Murray, Rex Davis, Robert J Stimson, and Luis Ferreira. Public transportation access. *Transportation Research Part D : Transport and Environment*, 3(5) :319–328, 1998.
- [79] Viet-Phuong Nguyen, Christian Prins, and Caroline Prodhon. Solving the two-echelon location routing problem by a grasp reinforced by a learning process and path relinking. *European Journal of Operational Research*, 216(1) :113 – 126, 2012.
- [80] OpenStreetMap. Routing. <https://wiki.openstreetmap.org/wiki/Routing>. Accédé le : 25/02/2020.
- [81] Benjamin Otto. Aggregation techniques for frequency assignment in public transportation. *Public Transport*, 11(1) :51–87, 2019.
- [82] Guido Perboli, Roberto Tadei, and Edoardo Fadda. New valid inequalities for the two-echelon capacitated vehicle routing problem. *Electronic Notes in Discrete Mathematics*, 64 :75 – 84, 2018. 8th International Network Optimization Conference - INOC 2017.
- [83] Guido Perboli, Roberto Tadei, and Daniele Vigo. The two-echelon capacitated vehicle routing problem : Models and math-based heuristics. *Transportation Science*, 45(3) :364–380, 2011.
- [84] Khosro Pichka, Amirsaman H. Bajgiran, Matthew E.H. Petering, Jaejin Jang, and Xiaohang Yue. The two echelon open location routing problem : Mathematical model and hybrid heuristic. *Computers Industrial Engineering*, 121 :97 – 112, 2018.
- [85] Inmaculada Rodríguez-Martín, Juan-José Salazar-González, and Hande Yaman. The periodic vehicle routing problem with driver consistency. *European Journal of Operational Research*, 273(2) :575 – 584, 2019.
- [86] D Ronen and C A Goodhart. Tactical store delivery planning. *Journal of the Operational Research Society*, 59(8) :1047–1054, 2008.
- [87] Stefan Ropke and David Pisinger. An adaptive large neighborhood search heuristic for the pickup and delivery problem with time windows. *Transportation Science*, 40(4) :455–472, 2006.
- [88] Stefan Ropke and David Pisinger. A unified heuristic for a large class of vehicle routing problems with backhauls. *European Journal of Operational Research*, 171(3) :750 – 775, 2006. Feature Cluster : Heuristic and Stochastic Methods in Optimization Feature Cluster : New Opportunities for Operations Research.
- [89] R. Russell and W. Igo. An assignment routing problem. *Networks*, 9(1) :1–17, 1979.
- [90] Robert Russell. A constraint programming approach to designing a newspaper distribution system. *International Journal of Production Economics*, 145(1) :132 – 138, 2013.
- [91] Ons Sassi. *Planification de la recharge et optimisation des tournées dans le cas de flottes captives*. PhD thesis, 2015. Thèse de doctorat dirigée par Oulamara, Ammar Informatique Université de Lorraine 2015.
- [92] Paul Shaw. *Using Constraint Programming and Local Search Methods to Solve Vehicle Routing Problems*, pages 417–431. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 1998.
- [93] Li-Hsing Shih and Hua-Chi Chang. A Routing and Scheduling System for Infectious Waste Collection. *Environmental Modeling & Assessment*, 6(4) :261–269, 2001.
- [94] Michele D. Simoni, Pavle Bujanovic, Stephen D. Boyles, and Erhan Kutanoglu. Urban consolidation solutions for parcel delivery considering location, fleet and route choice. *Case Studies on Transport Policy*, 6(1) :112 – 124, 2018.

-
- [95] Xindi Tang, Xi Lin, and Fang He. Robust scheduling strategies of electric buses under stochastic traffic conditions. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 105 :163 – 182, 2019.
- [96] Lay Eng Teoh, Hooi Ling Khoo, Siew Yoke Goh, and Lai Mun Chong. Scenario-based electric bus operation : A case study of putrajaya, malaysia. *International Journal of Transportation Science and Technology*, 7(1) :10 – 25, 2018.
- [97] Thibaut Vidal, Teodor Gabriel Crainic, Michel Gendreau, Nadia Lahrichi, and Walter Rei. A hybrid genetic algorithm for multidepot and periodic vehicle routing problems. *Operations Research*, 60(3) :611–624, 2012.
- [98] Milorad Vidović, Branislava Ratković, Nenad Bjelić, and Dražen Popović. A two-echelon location-routing model for designing recycling logistics networks with profit : Milp and heuristic approach. *Expert Systems with Applications*, 51 :34 – 48, 2016.
- [99] Dan Wang, Hong Zhou, and Ruxin Feng. A two-echelon vehicle routing problem involving electric vehicles with time windows. In *Journal of Physics : Conference Series*, volume 1324, page 012071. IOP Publishing, 2019.
- [100] Kangzhou Wang, Yeming Shao, and Weihua Zhou. Matheuristic for a two-echelon capacitated vehicle routing problem with environmental considerations in city logistics service. *Transportation Research Part D : Transport and Environment*, 57 :262 – 276, 2017.
- [101] M. Wen, E. Linde, S. Ropke, P. Mirchandani, and A. Larsen. An adaptive large neighborhood search heuristic for the electric vehicle scheduling problem. *Computers Operations Research*, 76 :73 – 83, 2016.
- [102] Rachel C. W. Wong, Tony W. Y. Yuen, Kwok Wah Fung, and Janny M. Y. Leung. Optimizing timetable synchronization for rail mass transit. *Transportation Science*, 42(1) :57–69, 2008.
- [103] Maria Xylia, Sylvain Leduc, Piera Patrizio, Florian Kraxner, and Semida Silveira. Locating charging infrastructure for electric buses in stockholm. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 78 :183 – 200, 2017.
- [104] Zheng yang Zeng, Wei sheng Xu, Zhi yu Xu, and Wei hui Shao. A hybrid grasp+vnd heuristic for the two-echelon vehicle routing problem arising in city logistics. *Mathematical Problems in Engineering*, 2014 :517467– 11p, 2014.
- [105] Fang Zhao and Albert Gan. Optimization of transit network to minimize transfers. Technical report, 2003.
- [106] Fang Zhao and Ike Ubaka. Transit network optimization-minimizing transfers and optimizing route directness. *Journal of Public Transportation*, 7(1) :4, 2004.
- [107] Fang Zhao and Xiaogang Zeng. Simulated annealing-genetic algorithm for transit network optimization. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 20(1) :57–68, 2006.
- [108] Lin Zhou, Roberto Baldacci, Daniele Vigo, and Xu Wang. A multi-depot two-echelon vehicle routing problem with delivery options arising in the last mile distribution. *European Journal of Operational Research*, 265(2) :765 – 778, 2018.

Résumé

Différents acteurs du monde de l'industrie rencontrent quotidiennement des problèmes d'optimisation impliquant des décisions à prendre soit à un niveau tactique, comme pour déterminer le meilleur emplacement d'entrepôts à installer pour couvrir une zone géographique donnée, ou bien à un niveau opérationnel, comme pour améliorer le rendement d'un processus de production.

L'objectif de cette thèse Cifre est de proposer des approches de résolution en se focalisant sur des problèmes de planification et de tournées de véhicules issus de clients industriels. Dans un premier temps, nous mettrons en lumière les principales difficultés que l'on peut rencontrer dans le processus d'aide à la décision avec le client industriel, pour ensuite aborder trois cas concrets de problématiques complexes que nous avons traités durant cette thèse.

Nous utilisons essentiellement des approches par décomposition pour résoudre ces problèmes au vu de leur complexité et à la taille des instances industrielles traitées. Pour valider l'efficacité de certaines méthodes de résolution, nous les comparons aux meilleures bornes obtenues en relaxant certaines contraintes et aux solutions optimales de problèmes similaires existants dans la littérature lorsque cela s'avère possible.

Mots-clés: Optimisation, Problèmes réels, Planification, Tournées de véhicules, Approches par décomposition, Métaheuristiques.

Abstract

Different players in the industry face every day new optimization problems involving decisions to be made either at a tactical level, such as determining the best warehouses' location intended to cover a given geographical area, or at an operational level, such as improving efficiency of a production process.

The objective of this 'Cifre' thesis is to propose solution approaches while focusing on planning and vehicle routing problems faced by industrial customers. We will highlight first the main difficulties that can be encountered in aiding decisions process with the industrial customer, and then address three case studies of complex problems that we have dealt with during the thesis.

We mainly use decomposition approaches to solve these problems due to their complexity and large size of the corresponding instances. To assess the performance of some solution methods, we compare them to the best bounds obtained by relaxing some constraints and to optimal solutions of similar problems existing in the literature when possible.

Keywords: Optimization, Real-world problems, Planning, Vehicle routing, Decomposition approaches, Metaheuristics.

