

Optimisation de la chaine logistique des déchets non dangereux

Quentin Adrien Tonneau

▶ **To cite this version:**

Quentin Adrien Tonneau. Optimisation de la chaine logistique des déchets non dangereux. Recherche opérationnelle [math.OC]. Ecole nationale supérieure Mines-Télécom Atlantique, 2017. Français. NNT : 2017IMTA0058 . tel-01729672

HAL Id: tel-01729672

https://theses.hal.science/tel-01729672

Submitted on 12 Mar 2018

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

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

UNIVERSITE BRETAGNE LOIRE

IMT Atlantique
Bretagne-Pays de la Loire
École Mines-Télécom

Thèse de Doctorat

Quentin TONNEAU

Mémoire présenté en vue de l'obtention du
grade de Docteur de l'École nationale supérieure Mines-Télécom Atlantique Bretagne Pays de la Loire
sous le sceau de l'Université Bretagne Loire

École doctorale : Mathématiques et STIC (MathSTIC)

Spécialité : Informatique, section CNU 27
Unité de recherche : Laboratoire des Sciences du Numérique de Nantes

Soutenue le 18 décembre 2017
Thèse n° : 2017IMTA0058

Optimisation de la Logistique des déchets non dangereux

JURY

Rapporteurs :	**M. Philippe LACOMME**, Maître de Conférences HDR, Université Clermont Auvergne
	M. Christian PRINS, Professeur des Universités, Université Technologique de Troyes
Examinateurs :	**M. Pierre DEJAX**, Professeur, IMT Atlantique
	M. Olivier PÉTON, Professeur, IMT Atlantique
	M. Fabien TRICOIRE, Assistant Professor, Johannes Kepler University of Linz
Invités :	**M. Thomas YEUNG**, Maître de conférences, IMT Atlantique
	M^me^ Valérie MÜLHAUPT, Ingénieur de Recherche, Brangeon Services
Directrice de thèse :	**M^me^ Nathalie BOSTEL**, Professeur des Universités, Université de Nantes

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier mes encadrants de thèse, Nathalie, Pierre et Thomas, pour m'avoir accordé leur confiance depuis plus de trois ans. Vous avez su fixer le cap à suivre et m'avez laissé naviguer librement sur les flots de la Recherche. Je tiens à remercier tout également Romain et Valérie pour cette même confiance accordée depuis le début du projet, vos encouragements et votre soutien ont été le carburant nécessaire à cette longue tournée. Merci pour votre ouverture au monde de l'optimisation, votre curiosité au quotidien vis-à-vis de mes idées et propositions, ainsi que votre investissement permanent, y compris dans les moments de doutes ou de frustration.

Aux membres du jury, je remercie chaleureusement Philippe Lacomme et Christian Prins qui ont accepté d'être rapporteurs de ma thèse et pour nos nombreuses discussions et échanges lors de nos conférences et écoles d'été. Je remercie également Fabien Tricoire pour avoir accepté de participer à mon jury de thèse après avoir étudié mes travaux tout au long de ce doctorat dans le comité de suivi. Merci enfin à Olivier d'avoir présidé ma soutenance de thèse dans des conditions inhabituelles et pour ton regard critique mais expert sur mon manuscrit. Au plaisir de travailler de nouveau avec vous.

À tous mes collègues et ami(e)s de Brangeon. J'ai pu m'épanouir personnellement et professionnellement grâce à vous. J'ai en mémoire tellement de souvenirs et causeries passés en votre compagnie, souvent autour d'un café, d'un baby-foot, ou d'un menu «colibris». Je vous remercie pour votre joie au quotidien et votre bienveillance. Mention spéciale aux champions du bureau d'études, Hélène, Sandrine, Ludo, Aline, Tsiory, Hugo et Cathy. Je garde précieusement tout ce que nous avons partagé ensemble, surtout les *working night fever*. Vous m'avez permis de grandir professionnellement et donné bien plus que je ne peux vous rendre. J'espère néanmoins que les quelques services développés tiendront aussi bon que l'orchidée du bureau.

À tous les copains de train, Thomas, Martin et de nombreuses personnes déjà citées plus haut, j'adresse un immense remerciement pour ces belles tranches de vie. Ces discussions, jeux, fous rires et moments de décompression entre Nantes et Champtocé me manquent déjà. Je ne sais pas qui détient le record de piste entre La Pommeraye et la gare, mais la saxo mérite une place particulière dans ces remerciements.

À tous ceux que j'ai eu la chance de croiser dans les couloirs des Mines, à nos nombreuses discussions passionnément scientifiques et toutes les dérives beaucoup moins rationnelles qui en sont issues. Merci à tous mes amis doctorants et aux nombreux chercheurs rencontrés durant ces trois années qui m'ont montré que les plus grandes idées proviennent toujours d'échanges informels. Merci aux anciens doctorants qui ont tracé le sillon vers la réussite et qui m'ont transmis toutes les ficelles. Je souhaite également remercier Xavier, Evgeny et Anthony pour m'avoir initié à cette extraordinaire discipline qu'est la recherche opérationnelle. Au plaisir de vous retrouver autour d'un bureau, d'une conférence ou d'une Cervoiserie.

À tous mes ami(e)s musicien(ne)s de l'Harmonie Saint Michel, ma seconde famille, qui me supportent depuis plus de quinze ans et avec lesquels je prends toujours autant de plaisir à partager nos répétitions (et quelques verres). Je réalise chaque jour la chance d'appartenir et de participer à cette extraordinaire aventure. Mention particulière à Claude, mon professeur, chef et ami, sans qui je n'aurai jamais goûté au

bonheur de la musique.

À Marion, qui partage ma vie depuis plus de sept ans. Merci pour ton soutien inconditionnel dans les moments de doute et de stress que j'ai vécu ces dernières années, à tous nos projets de vie passés, à venir et tout l'amour que nous partageons. Je remercie également ma belle famille, Stéphane, Nadège, Thomas, Mathéo, Robert et Cathy, pour vos encouragements et votre soutien durant toute cette aventure.

Il est d'usage de conserver les meilleurs pour la fin. Je remercie mes parents, Jacques et Catherine, pour m'avoir laissé choisir ma voie et encouragé, quelles que soient mes décisions. Vous avez toujours veillé à ce que nous ne manquions de rien, mon frère et moi, et participé sans réserve à notre épanouissement. Je remercie également mon frère Sylvain, pour tous les extraordinaires moments et passions que nous partageons. J'espère qu'il nous reste de nombreux instants de bonheur à partager. Je vous aime tous les trois. Je dédie enfin cette thèse à ma grand-mère Yvonne.

Même optimisée, la route du doctorat est longue et parsemée de virages,
mais je suis heureux de l'avoir parcourue avec chacun d'entre vous.

Table des matières

1 Introduction **9**

I Planification tactique d'un réseau de collecte de déchets **13**

2 Description et résolution du problème d'optimisation des flux tactiques mono périodique **17**
2.1 Présentation du problème d'optimisation des flux . . . 17
2.1.1 Producteurs de déchets . . . 18
2.1.2 Sites de transfert . . . 18
2.1.3 Exutoires . . . 19
2.1.4 Clients finaux . . . 19
2.1.5 Activités et campagnes . . . 19
2.1.6 Moyens de transport . . . 20
2.1.7 Objectifs et décisions . . . 21
2.2 État de l'art de la problématique . . . 21
2.3 Modélisation du MC-MMFP-T . . . 22
2.3.1 Notations . . . 23
2.3.2 Multimodalité . . . 23
2.3.3 Variables . . . 24
2.3.4 Fonction objectif . . . 24
2.3.5 Contraintes . . . 25
2.4 Expérimentations et résultats . . . 25
2.4.1 Résolution des instances générées . . . 26
2.4.2 Résolution d'un cas réel . . . 28
2.5 Développements logiciels . . . 28
2.6 Conclusion . . . 30

3 Description et résolution du problème tactique multi-périodique **33**
3.1 Limites d'une approche mono périodique . . . 33
3.1.1 Saisonnalité . . . 33
3.1.2 Capacités de transfert et activités . . . 34
3.2 Modélisation du problème . . . 34
3.2.1 Présentation du problème . . . 34
3.2.2 Modélisation . . . 35
3.3 Expérimentations et résultats . . . 37
3.4 Conclusions et perspectives . . . 41

II Optimisation des tournées de collecte de déchets en Apport Volontaire 43

4 Description du problème de tournées déterministe 45
4.1 Description du problème . . . 45
4.1.1 Périodes et horizon . . . 45
4.1.2 Conteneurs . . . 46
4.1.3 Produits et quantités . . . 46
4.1.4 Dépôt . . . 47
4.1.5 Exutoires . . . 47
4.1.6 Véhicules . . . 48
4.1.7 Objectifs et pénalités . . . 49
4.1.8 Décisions et solution . . . 49
4.2 État de l'art et classification du problème . . . 49
4.2.1 Horizon multi périodique et gestion de stocks . . . 50
4.2.2 Tournées avec dépôts intermédiaires . . . 52
4.2.3 Flottes hétérogènes fixes . . . 53
4.2.4 Fenêtres de temps multiples . . . 53
4.2.5 Problèmes multiproduits . . . 54
4.2.6 Classification du problème . . . 54
4.3 Formulation mathématique . . . 55
4.3.1 Notations . . . 55
4.3.2 Variables . . . 55
4.3.3 Fonction objectif . . . 57
4.3.4 Contraintes . . . 58
4.3.5 Amélioration du modèle . . . 60
4.4 Conclusion . . . 61

5 Résolution du problème de tournées déterministe 63
5.1 Approche ALNS globale . . . 63
5.1.1 Choix de la méthode . . . 63
5.1.2 Représentation d'une solution . . . 64
5.1.3 Algorithme principal . . . 64
5.1.4 Opérateurs de destruction . . . 65
5.1.5 Opérateurs de réparation . . . 68
5.1.6 Sélection adaptative des opérateurs . . . 69
5.1.7 Acceptation de solution . . . 73
5.1.8 Détection de convergence . . . 73
5.2 Faisabilité d'une opération . . . 74
5.3 Expérimentations et résultats . . . 78
5.3.1 Résolution du VRPTW . . . 78
5.3.2 Résolution de l'IRP . . . 79
5.3.3 Résolution complète . . . 80
5.3.4 Expérimentations en cas réel . . . 83
5.4 Conclusion . . . 88

6 Caractérisation du problème opérationnel stochastique 89
6.1 L'apport irrégulier en déchet . . . 89
6.2 Étude de l'aléa de remplissage . . . 91
6.3 Évolution du problème de tournées avec gestion des stocks . . . 95
6.3.1 Espérance de coût de débordement d'un conteneur . . . 95
6.3.2 Espérance de coût de débordement d'un véhicule . . . 95

6.4 Conclusion 96

7 Résolution du problème opérationnel stochastique **97**
7.1 État de l'art 97
7.2 Adaptation de l'approche ALNS 99
7.2.1 Débordement de véhicules 99
7.2.2 Débordement de conteneurs 101
7.3 Expérimentations 101
7.3.1 Simulation de cas réels 102
7.3.2 Simulation sur des aléas réduits 103
7.4 Conclusions et perspectives 104

8 Conclusions générales **107**

Liste des Acronymes **109**

Liste des tableaux **111**

Table des figures **113**

Glossaire **115**

Bibliographie **117**

1

Introduction

Nous présentons dans cette thèse une série de travaux de recherche placés dans la thématique de l'optimisation de la collecte et du transport de déchets, véritable enjeu économique et écologique de la société moderne industrielle. On estime aujourd'hui que plus de 3500 milliards de tonnes de déchets sont produits chaque année sur terre, soit cent dix tonnes par seconde. Avec un accroissement de production constaté de 43% par l'Agence française de l'Environnement et de la Maîtrise de l'Énergie (ADEME) entre 2004 et 2012, la collecte, transport et traitement des déchets représente aujourd'hui un coût de plus de vingt milliards d'euros sur le territoire français [1]. Les déchets issus des ménages représentent près de 10% de la production totale française, tandis que les activités industrielles (18%) et les déchets de construction (50%) constituent la principale source de déchets à récupérer et traiter. Face à l'augmentation d'activité de ce secteur et la volonté de l'Homme de maîtriser son empreinte écologique globale, l'optimisation de la chaîne de récupération, élimination et recyclage des déchets est aujourd'hui la source de nombreux travaux scientifiques. Cette thèse est issue d'un partenariat CIFRE entre le Laboratoire des Sciences du Numérique de Nantes (LS2N) de l'IMT Atlantique et le groupe Brangeon, spécialisé entre autres dans la collecte et le transport de déchets ménagers et industriels. Nous développons dans la suite de cet écrit nos travaux de recherche ayant pour objectif de répondre aux problèmes d'optimisation réels rencontrés par les entreprises du secteur, à différents niveaux de décision et constituant autant de défis scientifiques.

Les décisions liées à la gestion d'un réseau logistique, indépendamment de son secteur d'activité, sont généralement divisées en trois niveaux. Les décisions stratégiques regroupent tous les choix d'organisation globaux de l'activité et sont généralement définies sur un horizon à long terme. On y retrouve la création et la modification du ou des réseaux, les différentes stratégies de développement ainsi que les choix d'investissements les plus importants. Le niveau tactique est constitué des décisions à moyen terme visant à optimiser l'organisation du réseau en respectant le réseau établi et les orientations stratégiques tracées au niveau supérieur. Cette catégorie regroupe la gestion des flux transitant entre les sites du réseau, la planification des activités et la plupart des investissements dits *fonctionnels*, à court et moyen terme. Enfin, le niveau de décision opérationnel représente la gestion au quotidien des activités, comme l'organisation des transports, la planification des activités de production, la gestion du matériel et du personnel (emplois du temps) ainsi que celle des stocks, dans le cadre d'entrepôts logistiques par exemple. Nous proposons dans cette thèse d'étudier deux problèmes d'optimisation situés aux niveaux tactique et opérationnel de la gestion des déchets.

1. http://www.ademe.fr/dechets-chiffres-cles-edition-2016

Objectifs Scientifiques

Le but de cette thèse est de formaliser et résoudre de nouveaux problèmes d'optimisation relatifs aux problématiques de gestion et de transport des déchets non dangereux, issus de l'industrie et des ménages. Nous nous intéressons particulièrement à deux problématiques déjà identifiées dans la littérature :

— La planification et l'optimisation tactique des flux dans un réseau (Minimum-Cost Flow Problem (MCFP))

— L'optimisation des tournées de véhicules avec gestion des stocks (Inventory Routing Problem (IRP))

L'objectif de ces travaux est donc d'intégrer à ces problèmes classiques d'optimisation les contraintes métier et les particularités liées à la collecte des déchets, comme la possibilité de transformer une partie des flux dans les nœuds du réseau logistique ou le changement de déchet collecté lors du passage d'un véhicule par un exutoire (site de vidage) au long de sa tournée.

Plan de la thèse

Afin de répondre aux problématiques présentées ci-dessus, nous établissons le plan suivant, découpé en deux parties. La première partie de cette thèse, comprenant les chapitres 2 et 3, traite de l'optimisation au niveau tactique d'un réseau multimodal de collecte, transport et traitement de déchets. La seconde partie de cette thèse est formée des chapitres 4, 5, 6 et 7 dans lesquels nous étudions un problème d'optimisation opérationnelle de tournées de collectes de déchets en Point d'Apport Volontaire (PAV).

Au niveau de la première partie, le chapitre 2 présente le problème tactique d'optimisation d'un réseau de flux de déchets et établit une revue de la littérature sur les problèmes liés et les méthodes utilisées pour les résoudre. Il décrit également un modèle mathématique de résolution mono périodique et les prétraitements que nous opérons pour simplifier la couche multimodale d'un tel réseau. On retrouve enfin une première série d'expérimentations de résolution de multiples instances aléatoires et réelles du problème et la description des différents logiciels et interfaces utilisateurs développées pour simuler et optimiser ce problème sur des cas réels issus de notre entreprise partenaire.

Le chapitre 3 expose les principales limites de notre approche mono périodique et présente une modélisation multi-périodique du problème d'optimisation de flux afin d'optimiser un réseau dont les productions de déchets sont soumises à diverses saisonnalités et demandes ponctuelles.

Dans le cadre de la seconde partie de cette thèse, le chapitre 4 décrit la problématique industrielle du transport de déchets en PAV rencontrée par l'entreprise Brangeon et propose un état de l'art des principaux travaux et publications scientifiques d'optimisation de tournées de véhicules proches. Il adresse ensuite un nouveau problème d'optimisation de tournées de véhicules avec gestion de stocks correspondant au problème réel présenté, mais dans un cadre déterministe. Nous y retrouvons enfin une modélisation mathématique linéaire permettant de résoudre des instances de taille réduite.

Le chapitre 5 propose une méthode de résolution du problème opérationnel décrit dans le chapitre précédent par un algorithme heuristique à voisinages de type Adaptive Large Neighborhood Search (ALNS) dédié. Nous y proposons des algorithmes et méthodes permettant d'évaluer en temps quasi constant la possibilité d'insérer un nouveau point de passage dans une tournée de collecte existante. Nous montrons qu'il est possible de résoudre des problèmes réels de grande taille par une optimisation en horizon glissant et parvenons à obtenir rapidement de très bonnes solutions sur des problèmes classiques de la littérature.

Le chapitre 6 présente une étude de l'aléa de remplissage des points d'apport volontaire par les usagers dans un cadre stochastique et montre qu'il est possible de le modéliser avec fidélité par une loi Normale. Nous présentons également dans ce chapitre une version stochastique du problème opérationnel de cette thèse, dans lequel le remplissage des conteneurs est incertain. Nous établissons en particulier une modélisation mathématique de l'espérance du remplissage des conteneurs et du débordement des véhicules en fonction des périodes de temps, ainsi que l'espérance des pénalités et coûts de recours associés.

Le chapitre 7 propose une adaptation de notre approche ALNS pour le problème stochastique de tournées de collecte avec gestion de stocks proposé précédemment. Nous montrons via une série d'expérimen-

tations que les solutions obtenues par cette nouvelle approche sont beaucoup plus robustes que les solutions de notre algorithme déterministe et restent plus économiques face à de nombreux scénarios de réalisation simulés.

Le chapitre 8 résume l'ensemble des travaux réalisés et des résultats obtenus dans cette thèse. Nous présentons l'ensemble de nos perspectives et discutons des éventuelles pistes de recherche à suivre dans de futurs travaux.



Planification tactique d'un réseau de collecte de déchets

Nous traitons dans cette partie de l'optimisation de la gestion logistique des déchets d'un point de vue tactique, c'est-à-dire sur une période de moyenne durée (environ une année), en étudiant et résolvant un problème d'optimisation des flux dans un réseau multimodal comprenant des nœuds de transformation intermédiaires. Nous présentons dans le chapitre 2 le problème d'optimisation tactique mono périodique ainsi qu'un modèle mathématique de résolution. Nous présentons par la suite une version multi périodique de ces travaux dans le chapitre 3, permettant d'affiner la gestion du réseau de collecte sur les différentes périodes de l'année et proposer un fonctionnement robuste face aux saisonnalités du secteur. La principale innovation de cette recherche, outre la modélisation d'un réseau logistique complexe dédié au traitement des déchets, porte sur l'introduction d'opérations effectuées au niveau des différents nœuds du réseau.

2

Description et résolution du problème d'optimisation des flux tactiques mono périodique

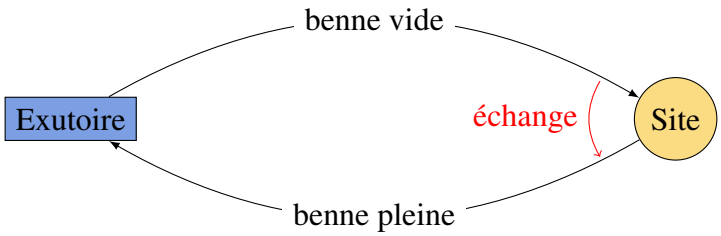
Dans ce chapitre, nous présentons et optimisons le fonctionnement d'un réseau de collecte et transport multimodal de déchets depuis ses multiples sources vers ses centres de traitement et recyclage. Un tel réseau est géré par un prestataire logistique spécialisé dans les déchets. L'optimisation de ce réseau repose en partie sur la bonne sélection des moyens de transport à utiliser entre les différents points et l'utilisation de plateformes de transfert permettant de stocker et recharger les différents déchets. Ces plateformes permettent également d'y opérer des transformations intermédiaires (tri, compactage) avant leur acheminement vers les centres de traitement finaux. Nous présentons en section 2.1 les différents aspects et contraintes du problème d'optimisation étudié dans cette partie. Nous dressons un état de l'art des recherches et travaux en lien avec notre problématique en section 2.2 avant de proposer un modèle mathématique de résolution d'un nouveau problème appelé Minimum Cost Multi-Modal Flow Problem with Transformations (MC-MMFP-T) en section 2.3. Enfin, nous présentons en 2.4 une série d'expérimentations menées avec ce modèle sur des instances générées aléatoirement et une étude de cas réel avant de conclure en section 2.6 sur les avantages et limites de notre approche. Nous décrivons également en section 2.5 la réalisation d'une application web de modélisation et visualisation du problème, utilisée aujourd'hui par une entreprise de gestion de déchets.

2.1 Présentation du problème d'optimisation des flux

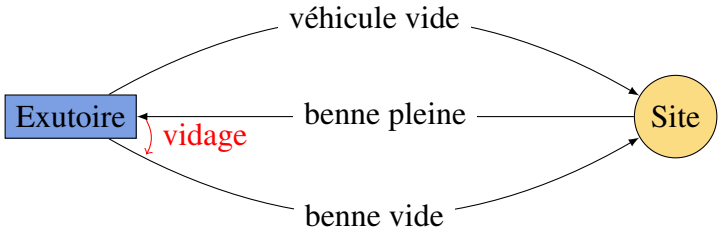
Nous présentons dans cette section le fonctionnement de la collecte et du transport de déchets apportés en déchetteries ou produits par les entreprises du secteur primaire et secondaire. Ces déchets sont placés dans des conteneurs appelés *bennes*, variant généralement entre $10m^3$ et $40m^3$. Ils sont généralement jetés en vrac, mais certains équipements (externes) permettent de compacter les produits et ainsi augmenter la quantité de déchets admissibles dans une benne.

La collecte de ces déchets se fait par enlèvement d'une benne par un véhicule spécialisé appelé camion-benne ou Ampliroll®, nom du système de préhension et manipulation des conteneurs. Il existe deux principaux processus de collecte. Lors d'une rotation (figure 2.1a), un véhicule sort d'une base opérationnelle avec une benne vide et se rend sur le site de collecte (producteur) pour l'échanger contre une benne pleine. Cette benne est ensuite ramenée pour être vidée à la base, appelée exutoire. Dans le cadre d'un aller-retour (figure 2.1b) entre un site et un exutoire, la benne reste la même du début jusqu'à la fin du processus. Le

véhicule part sans chargement, collecte la benne et va la vider à l'exutoire. Contrairement à la rotation, le véhicule doit ensuite retourner la benne vidée sur le site du producteur. Cette opération est généralement effectuée lorsque le client / producteur de déchets possède ses propres bennes ou est équipé de bennes spécifiques. La rotation devient plus économique dès lors que la benne, une fois vidée à l'exutoire, peut être à son tour utilisée pour la rotation suivante. A contrario, un véhicule qui vient d'effectuer un aller-retour peut se rendre immédiatement au producteur suivant pour y effectuer un deuxième aller-retour. Le choix d'un des deux processus dépend donc de la compatibilité entre les bennes et de l'éloignement entre les lieux de collecte et les exutoires de vidage. On devine également qu'un changement de type d'opération lors d'une tournée n'est pas avantageux, car il nécessite des trajets supplémentaires.



(a) Rotation sur site



(b) Vidage par Aller-retour

FIGURE 2.1 – Processus de collecte d'une benne de déchets

2.1.1 Producteurs de déchets

Les producteurs correspondent aux différentes sources de collecte des déchets. Cet ensemble contient par exemple les déchetteries publiques ainsi que les entreprises et chantiers qui utilisent des bennes pour évacuer leurs déchets. Dès lors qu'un producteur constate le remplissage d'une de ses bennes, il effectue une demande d'enlèvement (rotation ou aller-retour) que le prestataire logistique doit effectuer dans un délai contractuel, usuellement vingt-quatre à quarante-huit heures. Chaque producteur est compatible avec un ou plusieurs modes de transport en fonction de l'accessibilité des bennes et des installations liées (compacteurs, équipements et règles de sécurité). Selon les exigences du producteur, la destination des déchets collectés peut-être libre ou fixée. On parle alors d'une demande de livraison, bien souvent à destination d'un site externe.

2.1.2 Sites de transfert

Les sites de transfert sont des sites intermédiaires possédant principalement deux rôles : la massification par traitement des déchets et le stockage / rechargement vers un mode de transport plus économique. Chaque site de transfert possède un stock et une capacité d'admission définis pour chaque flux. La capacité d'admission représente la quantité légale de déchets que le site est autorisé à faire transiter sur la période

considérée. Les déchets apportés par camion-benne sont généralement stockés et rechargés dans des véhicules plus économiques (semi-remorques, lignes fluviales ou ferroviaires). Le service de collecte individuel chez les producteurs est le plus coûteux et s'apparente aux problèmes de gestion du *dernier kilomètre* d'un système logistique (livraison postale, réseaux informatiques) dont le coût est généralement élevé. En plus de la massification par changement de mode de transport, les sites de transfert permettent également de procéder à des opérations de tri ou conditionnement des déchets (broyage, pressage) appelées *activités*, dans le but de réduire les coûts de transfert ou de séparer plusieurs composants d'un flux et les transférer vers les exutoires ou clients finaux présentés ci-dessous.

2.1.3 Exutoires

À l'image des sites de transfert, les «exutoires» sont destinés à stocker, traiter et recharger les déchets en provenance des producteurs. En revanche, ces derniers ne possèdent pas de limite de stockage, ils constituent donc un premier ensemble de points de sortie du réseau logistique, vers lesquels les produits sont acheminés. Les exutoires sont généralement des centres logistiques capables d'opérer des opérations de traitement et conditionnement importants, irréalisables dans les centres de transfert intermédiaires. Certains déchets sont apportés directement par les producteurs et usagers dans les sites de transfert et exutoires. Ces deux types de nœuds produisent donc une partie des flux tout comme les nœuds producteurs. En revanche, leur collecte n'est pas obligatoire (selon les stocks et capacités). Les produits traités dans les exutoires peuvent être réexpédiés à destination des clients finaux décrits ci-dessous.

2.1.4 Clients finaux

Les «clients» correspondent au second point d'acheminement des déchets et produits. Ils représentent les clients des produits recyclés et les grossistes / exportateurs. La quantité de produits/déchets à livrer à chaque client est connue, tout comme le point de départ des livraisons. Le Tableau 2.1 résume les caractéristiques des différents nœuds du réseau.

	apport en déchets	**transformations des produits**	**stockage**	**besoins**
Producteurs	•			collecte
Sites de transfert	•	mineures	limité	
Exutoires	•	importantes	illimité	
Clients				livraison

Tableau 2.1 – Types de nœuds et propriétés

2.1.5 Activités et campagnes

Les déchets collectés dans les différents points du réseau (producteurs, sites internes) peuvent subir de multiples modifications avant leur acheminement vers un exutoire ou un client final (flux sortants). Par exemple, le bois collecté en déchetterie est bien souvent broyé de manière grossière (lente) pour éliminer les chutes les plus importantes, puis passé dans un second processus de broyage (rapide) et criblage afin d'obtenir la qualité et la dimension désirée par le client. Ces deux phases peuvent être opérées sur deux sites différents. Le broyage grossier permet de réduire la place prise par le bois dans les véhicules, dont le volume disponible est souvent le principal facteur limitant. Cette transformation permet donc de réduire le coût de transfert des déchets vers les exutoires ou clients.

On appelle une *activité* toute opération effectuée sur un ou plusieurs flux de déchet. Cette définition inclut les transformations simples, comme le broyage de bois ou le conditionnement de plastique par une presse, mais également des opérations plus complexes faisant intervenir plusieurs flux en entrée ou sortie

de processus. Un processus de tri des matières plastiques possède par exemple un unique flux en entrée et plusieurs produits en sortie (films plastiques, polystyrène, PVC ...).

Plusieurs exemples d'activités liées aux traitements des déchets d'ameublement sont proposés dans le Tableau 2.2. On associe à chaque activité un coût unitaire et l'ensemble de ces constituants en entrée et sortie. Trier une tonne de meubles (mélange) permet d'extraire dans cet exemple 700kg de ferraille et 300kg de bois brut (non broyé) pour un coût de treize euros. Une activité ne requiert pas nécessairement d'équilibrer les quantités en entrée et sortie. On représente par exemple dans la dernière ligne du Tableau 2.2 la reprise et traitement d'une tonne de meubles par une entreprise extérieure. Cette activité consomme le flux *mélange* sans produire de nouveaux déchets. Cette possibilité permet à un site de capacité limitée d'éliminer une partie de ses déchets en contrepartie d'un coût important.

Nom	Mélange	Ferraille	Bois Brut	Bois broyé	Bois criblé	coût unitaire
Broyage lent	0	0	-1	1	0	12€/t
Criblage	0	0	0	-1	1	25€/t
Tri meuble	-1	0.7	0.3	0	0	13€/t
Reprise externe	-1	0	0	0	0	47€/t

Tableau 2.2 – Exemples d'activités réalisées sur les sites de transfert et exutoires
Nombre négatif : proportion consommée
Nombre positif : proportion produite

La mise en place d'une activité sur un site peut engendrer un coût initial. Par exemple, le broyage ponctuel de bois sur un site de transfert de taille moyenne peut nécessiter de déployer une unité de broyage mobile. Cette opération est réalisée lorsqu'une quantité suffisante de bois est présente sur le site, afin de rentabiliser le déploiement du matériel. Nous parlons alors de *campagnes* d'activité. Chaque campagne (par exemple de broyage) possède un coût fixe de mise en place et permet à un site d'effectuer une activité ponctuelle limitée. Par exemple, le déploiement d'un broyeur (campagne de broyage) sur un site de transfert pour une durée d'une semaine lui permettra de broyer une certaine quantité de bois. Le nombre de campagnes effectuées sur l'ensemble du réseau peut être limité par la disponibilité du matériel, comme illustré en figure 2.2.

Broyage de bois (1 semaine)	
coût de déploiement (1 campagne)	1 000€
Broyage maximum par campagne	28t
Nombre de campagnes par an	52

FIGURE 2.2 – Exemple de caractéristiques d'une campagne de broyage de bois

2.1.6 Moyens de transport

Plusieurs moyens de transport sont utilisés dans le réseau pour réduire les coûts tout en respectant les compatibilités avec tous les points du réseau. Des camions-bennes sont généralement utilisés pour effectuer les rotations (illustrées en figure 2.1) entre les producteurs et les sites internes, car la place et les équipements des déchetteries et industriels ne permettent pas d'utiliser une semi-remorque équipée d'un grappin de collecte. À l'inverse, de nombreux véhicules et modes de transport (fluvial, ferroviaire) sont utilisables entre les sites internes, équipés de systèmes de rechargement. Nous considérons les différents types de véhicules comme des modes de transports différents, dans la suite de ces travaux. Un véhicule ou moyen de transport est défini par un coût horaire et un coût kilométrique cumulés. Chaque transport possède un temps de chargement et déchargement différent, une capacité (en poids et volume) ainsi qu'une vitesse. Le temps de transport n'est pas un facteur décisif dans la gestion de déchet, car peu de produits sont périssables. En revanche, la vitesse intervient dans le coût horaire des véhicules utilisés pour effectuer un trajet donné.

2.1.7 Objectifs et décisions

Afin d'optimiser le fonctionnement de la collecte des déchets décrit ci-dessus, le décideur logistique doit organiser les flux de produits transitant sur le réseau et les activités de transformation réalisées sur chaque site de transfert et exutoire.

Les demandes de transport de déchet par les producteurs et les clients finaux sont divisées en deux catégories. Les *demandes de livraison* précisent l'origine et la destination du flux. Ces requêtes représentent les livraisons de produits (recyclés ou non) achetés par les clients finaux auprès d'un site interne, ainsi que les demandes explicites des producteurs souhaitant fixer la destination de leurs déchets et interdisant leur transfert par des sites intermédiaires. Seule la décision du moyen de transport reste à l'appréciation du décideur, dans le respect des compatibilités entre l'origine et la destination de chaque livraison. Les *demandes d'enlèvement* représentent les collectes restantes de déchets auprès des producteurs. Le transporteur est alors libre de transférer, mutualiser et transformer les flux afin d'acheminer les produits finaux vers les exutoires compatibles ou satisfaire les livraisons de ses clients finaux.

L'objectif est d'assurer la prestation de collecte et livraison en minimisant le coût logistique global, formé par les coûts de transport entre chaque point du réseau (linéaires selon la quantité transportée), les coûts fixes de déploiement de campagnes et les coûts linéaires d'activités exercées sur les sites. La figure 2.3 résume la liste des décisions, objectifs et contraintes de ce problème.

Objectif
Minimiser le coût global de transport et transformation
Décisions
Routage des produits sur le réseau
Modes et types de transport utilisés
Nombre de campagnes déployées sur chaque site
Activités exercées sur chaque site
Contraintes
Respecter les compatibilités des moyens de transport
Assurer les demandes d'enlèvement et de livraison
Respecter les capacités de stockage et d'admission des sites
Respecter la disponibilité globale des campagnes
Respecter les limites d'activité par site

FIGURE 2.3 – Principaux aspects du problème tactique

2.2 État de l'art de la problématique

La gestion des déchets solides sur le plan tactique a fait l'objet de nombreuses études et publications scientifiques. Les publications citées ci-dessous traitent majoritairement de la conception du réseau en même temps que son utilisation. Ces décisions traitent à la fois une composante stratégique (ouverture des sites) et les décisions tactiques qui en découlent (utilisation du réseau). Ghiani et al [81] proposent de classifier la plupart des problèmes de localisation et utilisation de sites logistiques de déchets selon le modèle suivant : chaque problème est décrit à l'aide de quatre ensembles d'indicateurs $p/s/c/o$. La première partie (p) correspond au nombre de périodes dans l'horizon considéré. L'ensemble s décrit la forme du réseau étudié avec quatre indicateurs : C indique la nécessité de définir la localisation optimale des sites de collecte (production) et S la présence de sites de transfert. L'indicateur P est présent si des transformations sont faites dans les centres de recyclage et L indique que le problème traite de l'ouverture de nouveaux exutoires ou points de sortie du réseau (décharges, magasins de produits recyclés).

Le troisième ensemble c nous donne des informations supplémentaires sur les caractéristiques du problème. *multiwaste* signifie que le problème traite de plusieurs types de déchets, tandis que *uncert* dénote une incertitude quant à la localisation des sites à collecter ou des quantités produites.

Enfin, l'ensemble o nous donne la nature de la fonction objectif à optimiser, composée d'une liste de coûts :

— *TC* pour les coûts de transport
— *PC* pour les coûts de transformation et retraitement (activités)
— *FC* pour les coûts fixes d'utilisation des sites (création)
— *multiobj* dans le cadre d'une optimisation multi objectif (sans pondération des coûts).

En considérant dans un premier temps l'optimisation des flux de déchets sur un horizon unique (une année), notre problématique décrite en section 2.1 appartient donc à la catégorie $1/S, P, L/multiwaste/TC, PC, FC$. On note que les coûts fixes de notre problème ne représentent pas la création de sites, mais le déploiement d'une activité de transformation sur un site déjà existant.

Au niveau des problèmes stratégiques, un modèle mathématique général d'optimisation de localisation et de flux de déchets est proposé par Ghiani et al [81]. Bloemhof-Ruwaard et al. [34] étudient un problème de localisation de centres de collecte de déchets minimisant les coûts d'ouverture des sites et de transfert des déchets, tout en assurant la couverture du service pour tous les usagers et respectant les capacités des sites activés. Ils proposent plusieurs formulations mathématiques du problème et proposent une série d'inégalités valides et relaxations lagrangiennes permettant de résoudre des problèmes jusqu'à trente clients et dix sites de retraitement.

La plupart des études au niveau tactique de la collecte des déchets sont issues ou traitent des cas réels. Kulcar et al [103] étudient le réseau de collecte de déchets de la ville de Bruxelles en tenant compte des coûts réels relevés par le gestionnaire et étudient l'impact de l'utilisation de différents maillages de transports (ferroviaire, fluvial) pour acheminer les déchets vers les sites finaux. Antunes [12] propose un modèle d'optimisation du réseau de transport de déchets d'une région portugaise avec la possibilité de compacter les déchets dans des sites intermédiaires. Badran et Haggar [17] proposent un modèle d'optimisation d'un réseau à deux échelons à Port Said (Égypte). Les déchets collectés sont triés en amont et peuvent être soit acheminés vers des centres de compostage, soit directement en site d'enfouissement.

Quelques études traitent uniquement du routage des flux de déchets sur un réseau existant. Huang, Yeomans et al. [86, 157, 158, 159] proposent un modèle de flux permettant d'optimiser la collecte d'une (ancienne) circonscription de l'Ontario dont les paramètres sont pour la plupart soumis à des incertitudes.

La quasi-totalité des articles traitant de l'optimisation de réseaux logistiques de déchets (conception et flux) proposent des modèles de modélisation ou d'optimisation mathématique. Ces problèmes y sont particulièrement adaptés, car ils possèdent un grand nombre de variables linéaires (les flux et transformations) et un nombre réduit de variables discrètes, utilisées principalement pour les activations de sites candidats. À notre connaissance, l'utilisation de transformations au sein des sites de transfert n'a été abordée que dans le cas de tri et de réduction de densité (compaction). Notre approche plus large des activités et des campagnes offre de nombreuses possibilités de modélisation de processus et permet à ce problème d'être transposé à d'autres chaînes logistiques inverses.

2.3 Modélisation du MC-MMFP-T

Nous proposons dans cette section la formulation mathématique d'un nouveau problème d'optimisation nommé Minimum Cost Multi-Modal Flow Problem with Transformations (MC-MMFP-T). Nous modélisons ce nouveau problème riche par un modèle linéaire mixte, composé de variables continues et entières. Ce modèle d'optimisation porte sur une période de temps unique. Nous énumérons dans un premier temps les notations utilisées pour modéliser le problème et présentons dans un second temps les équations du modèle. L'ensemble des notations ci-dessous est résumé dans le Tableau 2.3.

2.3.1 Notations

Soit un graphe orienté $G = (N, E)$ dans lequel N représente les nœuds du réseau et E l'ensemble des arcs. L'ensemble des nœuds N est partitionné en producteurs N_1, sites de transfert N_2, exutoires N_3 et clients finaux N_4. On associe à chaque nœud $i \in N_1 \cup N_2 \cup N_3$ une production en produit p notée Q_i^p. On note $L_{i,j}^p$ la quantité de produits p à livrer depuis le nœud i vers le nœud j. Chaque site de transfert $i \in N_2$ possède une capacité de stockage en produit p noté B_i^p.

Soit P un ensemble de produits dont chaque élément p possède une densité ρ^p (par exemple en $t.m^{-3}$). L'ensemble des activités est noté A. On note ν_p^a la quantité de produits p consommés (négatif) ou générés (positif) par unité d'activité réalisée. Une campagne d'activité possède un coût fixe de déploiement par site F_i^a et permet à chaque déploiement d'opérer H_i^a opérations de coût unitaire C_i^a sur le site en question. Quel que soit le nombre de déploiements effectués, un site i ne pourra opérer plus de $Ymax_i^a$ unités d'activité a. La quantité d'activité a réalisable sur l'ensemble du réseau pour la période étudiée est également limitée à $Ymax^a$ unités.

Chaque arc $(i, j, p, m) \in E$ est définie par une source (i), une destination (j), un produit (p) et un mode de transport (m). Elle possède également une distance $d_{i,j}$ indépendante du mode de transport associé et du produit transporté. Cette formulation simplifiée est réaliste lorsque tous les modes de transports empruntent le même chemin (route ou voie aérienne / fluviale) mais doit être adaptée si différentes catégories de transport sont utilisées. On associe à un mode de transport un coût kilométrique CD^m, un coût horaire CH^m, un temps de chargement (collecte) TP^m et déchargement (livraison) TD^m ainsi qu'une vitesse v^m. Chaque mode de transport possède un volume maximum V^m et un poids maximum W^m par trajet. Le nombre de trajets entre deux nœuds du réseau n'est pas limité, en revanche la quantité maximum de produits p arrivant dans un site de transfert ou sortant d'un exutoire i est notée K_i^p.

2.3.2 Multimodalité

En analysant la composante multimodale de notre problème décrit ci-dessus, nous prenons pour hypothèse d'une part que les coûts de transport sont linéaires et d'autre part que la flotte de véhicule est illimitée. Nous proposons de simplifier le coût de transport dans notre modèle par un prétraitement et une présélection du mode de transport pour chaque arc du graphe. Nous définissons le coût unitaire de transport d'un produit p du nœud i au nœud j avec le mode de transport m comme suit :

$$c_{i,j}^{p,m} = \frac{CD_k^m d_{i,j} + CH^m \left(TP^m + TD^m + \frac{d_{i,j}}{v^m} \right)}{\min(W^m, \rho^p V^m)} \tag{2.1}$$

$$c_{i,j}^{p} = \min_{m \in M} c_{i,j}^{p,m}. \tag{2.2}$$

L'équation (2.1) inclut l'ensemble des composants relatifs aux coûts de transports et densités des déchets. Cette formulation correspond au coût d'un trajet (horaire et kilométrique) en fonction de la distance à parcourir et de la vitesse du véhicule. Ce coût est ensuite divisé par la quantité maximum de produits p transportable par trajet en tenant compte du volume et du poids occupé par le produit dans le véhicule. Le coût final $c_{i,j}^p$ de l'équation (2.2) correspond au coût de transport le plus économique pour acheminer une unité de produit p du nœud i au nœud j. Nous utilisons désormais la notation $(i, j, p) \in E$ pour désigner l'arc le plus économique pour transporter un produit p entre le point i et le point j.

En calculant et sélectionnant le coût de transport le plus économique pour chaque arc de notre graphe, nous simplifions grandement le modèle mathématique présenté ci-dessous, au prix d'une approximation du coût unitaire du dernier véhicule empruntant chaque route. En effet, rien ne garantit que la quantité de produits à transporter dans la solution finale remplisse parfaitement tous les véhicules. Néanmoins, devant l'ordre de grandeur des quantités à transporter (sur une année) et de la taille des véhicules considérés, cette approximation est très négligeable. En pratique, les bennes sont elles-mêmes remplies de manière imparfaite et les capacités utilisées W et V tiennent compte de ces aléas.

2.3.3 Variables

Nous définissons trois ensembles de variables continues ou entières afin de représenter les décisions de flux, activités et campagnes. La variable $x_{i,j}^p$ représente la quantité de produits p transitant du nœud i au nœud j sur la période étudiée. La variable y_i^a représente la quantité d'activité a réalisée sur le nœud i et la variable z_i^a le nombre de campagnes déployées pour assurer cette quantité. Il existe une relation importante entre les variables y et z. En considérant que le déploiement d'une campagne et l'utilisation d'une activité possèdent des coûts positifs d'une part et que la quantité maximum d'activité sur l'ensemble du réseau est inférieure ou égale à la quantité maximum d'activité de chaque site ($Ymax^a \geq Ymax_i^a,\ \forall i \in N_2 \cup N_3$), nous pouvons déterminer une borne supérieure de la variable z :

$$z_i^a \leq \left\lceil \frac{Ymax_i^a}{H_i^a} \right\rceil . \tag{2.3}$$

L'ensemble des notations décrites ci-dessus est résumé dans le Tableau 2.3.

Donnée	Type	Description
Q_i^p	Réel	production du nœud i en produit p
$L_{i,j}^p$	Réel	quantité de produits p à livrer du nœud i au nœud j
B_i^p	Réel	capacité de stockage du site de transfert i en produit p
ρ^p	Réel	densité du produit p
ν_p^a	Réel	quantité de produits p obtenue ou consommée par unité d'activité a
F_i^a	Réel	coût de déploiement de l'activité a sur le site i
C_i^a	Réel	coût unitaire d'activité a sur le site i
H_i^a	Réel	volume d'activité a réalisable par déploiement sur le site i
$Ymax_i^a$	Réel	volume maximum d'activité a sur le site i
$Ymax^a$	Réel	volume maximum global de l'activité a
$d_{i,j}$	Réel	distance entre les nœuds i et j
CD^m	Réel	coût kilométrique du mode de transport m
CH^m	Réel	coût horaire du mode de transport m
TP^m	Réel	temps de chargement d'un véhicule de type m
TD^m	Réel	temps de déchargement d'un véhicule de type m
V^m	Réel	volume maximum admissible par véhicule de type m
W^m	Réel	poids maximum admissible par véhicule de type m
v^m	Réel	vitesse d'un véhicule de type m
$c_{i,j}^p$	Réel	coût de transport le plus économique par unité de produit p entre i et j

Variable	Type	Description
$x_{i,j}^p$	Réel	quantité de flux p transitant entre i et j
y_i^a	Réel	volume d'activité a effectuée sur le site i
z_i^a	Entier	nombre de déploiements d'activité a effectués sur le site i

Tableau 2.3 – Notations utilisées dans le modèle mathématique tactique

2.3.4 Fonction objectif

L'objectif de notre problème est de minimiser le coût global de la prestation. Cette valeur exprimée dans l'équation (2.4) est composée des coûts de transport liés aux flux x et des coûts de campagnes et activités associés aux variables y et z.

$$\min \sum_{(i,j,p)\in E} c_{i,j}^p x_{i,j}^p + \sum_{a\in A} \sum_{i\in N_2,N_3} (C_i^a y_i^a + F_i^a z_i^a) \tag{2.4}$$

2.3.5 Contraintes

Nous présentons ci-dessous l'ensemble des contraintes du problème, regroupées par thème.

$$\sum_{(i,j,p)\in E} x^p_{i,j} = Q^p_i + \sum_{(i,j,p)\in E} L^p_{i,j} \qquad \forall i \in N_1, \quad \forall p \in P \tag{2.5}$$

$$x^p_{i,j} \geq L^p_{i,j} \qquad \forall (i,j,p) \in E, \quad \forall p \in P \tag{2.6}$$

$$x^p_{i,j} \leq L^p_{i,j} \qquad \forall j \in N_4, \quad \forall (i,j,p) \in E, \quad \forall p \in P \tag{2.7}$$

Les contraintes (2.5) imposent de collecter tous les flux provenant des producteurs qui ne font pas l'objet d'une demande de livraison. Les contraintes (2.6) régissent quant à elles les livraisons imposées. L'équation (2.7) empêche l'acheminement de produits vers un client extérieur sans demande de livraison de sa part. On note également que la valeur $L^p_{i,j}$ est égale à zéro pour de nombreux arcs. Ces derniers peuvent être retirés de l'ensemble E lors de la génération du modèle, ce qui en réduit grandement la taille.

$$Q^p_i + \sum_{(j,i,p)\in E} x^p_{j,i} - \sum_{(i,j,p)\in E} x^p_{i,j} + \sum_{a\in A} y^a_i \nu^a_p \geq 0 \qquad \forall i \in N_2 \cup N_3, \quad \forall p \in P \tag{2.8}$$

$$Q^p_i + \sum_{(j,i,p)\in E} x^p_{j,i} - \sum_{(i,j,p)\in E} x^p_{i,j} + \sum_{a\in A} y^a_i \nu^a_p \leq B^p_i \qquad \forall i \in N_2, \quad \forall p \in P \tag{2.9}$$

$$\sum_{(i,j,p)\in E} x^p_{i,j} \leq K^p_i \qquad \forall i \in N_2, \quad \forall p \in P \tag{2.10}$$

$$\sum_{(j,i,p)\in E} x^p_{j,i} \leq K^p_i \qquad \forall i \in N_3, \quad \forall p \in P \tag{2.11}$$

Les contraintes (2.8) et (2.9) permettent la conservation des flux dans les différents nœuds de transfert, en tenant compte de la production interne, des flux entrants et sortants, ainsi que des produits consommés ou obtenus par les activités menées sur le site. La capacité de transfert des sites intermédiaires est imposée par l'équation (2.10) tandis que les capacités d'accueil des exutoires sont régies par les contraintes (2.11).

$$y^a_i \leq z^a_i H^a_i \qquad \forall i \in N_2 \cup N_3, \quad \forall a \in A \tag{2.12}$$

$$y^a_i \leq Ymax^a_i \qquad \forall i \in N_2 \cup N_3, \quad \forall a \in A \tag{2.13}$$

$$\sum_{i\in N_2\cup N_3} y^a_i \leq Ymax^a \qquad \forall a \in A \tag{2.14}$$

Les contraintes (2.12) définissent la relation entre les campagnes et les activités des sites de transfert et exutoires. Les équations (2.13) et (2.14) limitent quant à elles la quantité d'activité effectuée pour chaque site et sur la totalité du réseau.

$$x^p_{i,j},\ y^a_i \geq 0 \tag{2.15}$$

$$z^a_i \in \mathbb{N} \tag{2.16}$$

Pour finir, les équations (2.15) et (2.16) expriment les domaines de définition des variables. On note également la non-négativité des flux et des quantités d'activités.

2.4 Expérimentations et résultats

Nous présentons dans cette partie l'évaluation du modèle mathématique proposé en section 2.3 sur des instances théoriques générées aléatoirement et une étude de cas réel proposé par l'entreprise de collecte et transport de déchets Brangeon.

2.4.1 Résolution des instances générées

Nous proposons un premier ensemble de cent instances générées aléatoirement pour le MC-MMFP-T. Nous créons un générateur permettant de tirer des valeurs aléatoires pour l'ensemble des données définies en Tableau 2.3. Afin de conserver des instances réalistes, nous fixons le nombre de nœuds de chaque type (producteurs, sites de transfert, exutoires, clients finaux) ainsi que le nombre de produits différents. Ces paramètres sont précisés au Tableau 2.4 et inspirés des problèmes rencontrés en réel par l'entreprise Brangeon. Les dix instances les plus larges possèdent donc 1 000 clients, 34 sites de transfert, 3 exutoires, 30 produits et 12 clients finaux.

Les valeurs aléatoires des paramètres restants (production, capacités, coûts, campagnes) sont inspirées du cas d'étude réel présenté en section 2.4.2. Les produits générés sont classés en trois catégories : matériaux bruts, matériaux intermédiaires et produits finaux. Les transformations sont créées selon un graphe orienté à trois niveaux, dont les arcs ne peuvent atteindre un niveau inférieur à leur niveau de départ. Un exemple de graphe se trouve en figure 2.4, dans lequel les produits a, b et c constituent des matériaux bruts, d, e, f des états intermédiaires et g, h des produits finaux. Afin d'obtenir des instances suffisamment réalistes et réalisables, certains paramètres sont ajustés au cours de la génération. Par exemple, les demandes de livraison des clients finaux dépendent en partie de la production totale des nœuds du réseau et des capacités de transformation des nœuds internes.

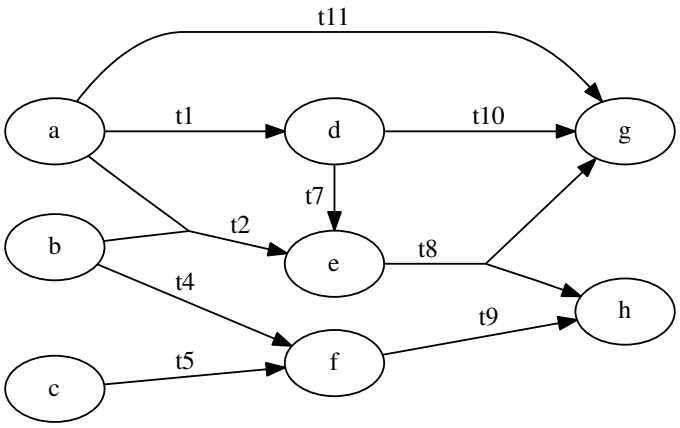


FIGURE 2.4 – exemple de graphe de transformations pour 8 produits

Paramètres	Valeurs
Nombre de producteurs	100 – 1000
Nombre de sites de transfert	1 pour 30 clients
Nombre d'exutoires	1 pour 400 clients
Nombre de clients finaux	4 par exutoire
Nombre de produits	3 pour 100 clients

Tableau 2.4 – paramètres de génération des instances aléatoires

Nous résolvons l'ensemble de ces instances avec CPLEX 12.7 sur une machine possédant un processeur 8×2.33GHz et 16GB de mémoire vive. Chaque instance est initialement convertie au format MPS pour être importée dans CPLEX. Le Tableau 2.5 présente les principaux paramètres des instances générées, le temps de conversion de l'instance au format MPS ainsi que le temps de calcul et le nombre d'itérations de CPLEX. Pour chaque instance, nous obtenons une solution optimale en moins de deux minutes. Nous expliquons

cette rapidité de résolution par le très faible nombre de variables entières, c'est-à-dire les décisions relatives au nombre de campagnes d'activité déployées pour chaque site. Ces temps de calcul montrent la capacité de la modélisation proposée à résoudre efficacement des problèmes de taille réaliste à l'aide d'un solveur mathématique. Cela permet en particulier de s'intégrer dans un processus d'aide à la décision comprenant des scénarios multiples à traiter et des analyses de sensibilité. La mise en pratique d'une telle procédure est décrite dans la section 2.5.

#	$\|N_1\|$	$\|N_2\|$	$\|N_3\|$	$\|N_4\|$	$\|P\|$	MPS	Temps	Iterations	#	$\|N_1\|$	$\|N_2\|$	$\|N_3\|$	$\|N_4\|$	$\|P\|$	MPS	Temps	Itérations
1	100	4	1	4	3	0	0,17	262	51	600	20	2	8	18	7	3,62	8225
2	100	4	1	4	3	0	0,06	105	52	600	20	2	8	18	7	4,61	8310
3	100	4	1	4	3	0	0,05	133	53	600	20	2	8	18	7	3,92	7954
4	100	4	1	4	3	0	0,07	123	54	600	20	2	8	18	7	4,95	7605
5	100	4	1	4	3	0	0,04	121	55	600	20	2	8	18	7	3,02	8268
6	100	4	1	4	3	0	0,15	726	56	600	20	2	8	18	7	4,68	7407
7	100	4	1	4	3	0	0,08	118	57	600	20	2	8	18	7	5,57	8135
8	100	4	1	4	3	0	0,05	133	58	600	20	2	8	18	8	5,84	8107
9	100	4	1	4	3	0	0,08	124	59	600	20	2	8	18	8	5,52	8120
10	100	4	1	4	3	0	0,05	129	60	600	20	2	8	18	7	3,58	7780
11	200	7	1	4	6	0	0,12	861	61	700	24	2	8	21	12	11,08	11140
12	200	7	1	4	6	0	0,15	760	62	700	24	2	8	21	13	9,83	11675
13	200	7	1	4	6	0	0,52	1120	63	700	24	2	8	21	13	10,44	11480
14	200	7	1	4	6	0	0,16	854	64	700	24	2	8	21	13	5,50	10719
15	200	7	1	4	6	0	0,09	790	65	700	24	2	8	21	12	6,58	12611
16	200	7	1	4	6	0	0,09	725	66	700	24	2	8	21	12	8,22	12022
17	200	7	1	4	6	0	0,39	1671	67	700	24	2	8	21	12	7,60	12347
18	200	7	1	4	6	0	0,09	790	68	700	24	2	8	21	12	5,21	11402
19	200	7	1	4	6	0	0,23	806	69	700	24	2	8	21	12	3,96	10591
20	200	7	1	4	6	0	0,18	821	70	700	24	2	8	21	13	6,81	11942
21	300	10	1	4	9	1	0,43	2119	71	800	27	2	8	24	14	10,23	14702
22	300	10	1	4	9	1	2,24	4351	72	800	27	2	8	24	14	9,39	13825
23	300	10	1	4	9	1	8,39	24995	73	800	27	2	8	24	19	9,54	16933
24	300	10	1	4	9	1	0,42	1961	74	800	27	2	8	24	19	6,14	13346
25	300	10	1	4	9	1	0,36	2114	75	800	27	2	8	24	19	16,33	14553
26	300	10	1	4	9	1	0,59	2038	76	800	27	2	8	24	19	8,27	14500
27	300	10	1	4	9	1	0,36	2095	77	800	27	2	8	24	19	8,54	14749
28	300	10	1	4	9	1	0,35	1940	78	800	27	2	8	24	19	9,46	14644
29	300	10	1	4	9	1	0,55	2070	79	800	27	2	8	24	19	8,62	14602
30	300	10	1	4	9	1	0,48	1908	80	800	27	2	8	24	19	11,23	14614
31	400	14	1	4	12	2	1,00	3534	81	900	30	3	12	27	28	12,11	18713
32	400	14	1	4	12	2	1,03	3719	82	900	30	3	12	27	29	13,25	18964
33	400	14	1	4	12	2	1,41	3635	83	900	30	3	12	27	29	16,03	17742
34	400	14	1	4	12	2	1,01	3433	84	900	30	3	12	27	30	13,24	19186
35	400	14	1	4	12	2	0,71	3468	85	900	30	3	12	27	29	18,20	18284
36	400	14	1	4	12	2	1,24	3510	86	900	30	3	12	27	27	12,65	19530
37	400	14	1	4	12	2	1,24	4002	87	900	30	3	12	27	27	12,56	18280
38	400	14	1	4	12	2	0,96	3374	88	900	30	3	12	27	24	13,83	19868
39	400	14	1	4	12	2	1,42	3847	89	900	30	3	12	27	25	13,74	19824
40	400	14	1	4	12	2	113,99	91300	90	900	30	3	12	27	28	20,56	19959
41	500	17	2	8	15	5	1,45	5859	91	1000	34	3	12	30	42	19,52	23311
42	500	17	2	8	15	5	2,48	6006	92	1000	34	3	12	30	44	19,64	23918
43	500	17	2	8	15	5	1,95	5691	93	1000	34	3	12	30	44	16,93	22375
44	500	17	2	8	15	5	94,15	30793	94	1000	34	3	12	30	42	21,29	23928
45	500	17	2	8	15	5	2,85	5420	95	1000	34	3	12	30	43	13,56	23128
46	500	17	2	8	15	5	3,04	5471	96	1000	34	3	12	30	44	22,78	22704
47	500	17	2	8	15	5	2,71	5981	97	1000	34	3	12	30	43	91,57	26608
48	500	17	2	8	15	5	1,26	5555	98	1000	34	3	12	30	38	30,93	24174
49	500	17	2	8	15	5	3,21	5833	99	1000	34	3	12	30	38	18,02	21997
50	500	17	2	8	15	5	2,48	5410	100	1000	34	3	12	30	43	17,92	22175

Tableau 2.5 – Résultats du test de performance généré aléatoirement
MPS = Temps de conversion de l'instance au format MPS (s)
Temps = Temps de résolution CPLEX (s)

2.4.2 Résolution d'un cas réel

En obtenant des solutions optimales dans un délai très court sur des instances réalistes, nous proposons d'appliquer notre modèle dans un contexte réel proposé par l'entreprise Brangeon. Nous modélisons un réseau existant de collecte et transport de bennes de bois issues de déchetteries et de producteurs industriels sur une période d'un an. Le traitement du bois s'opère en deux activités, décrites au Tableau 2.6. Le bois brut (A) est broyé de manière grossière (t_1) pour obtenir un bois pré-broyé (B). Ce dernier est ensuite broyé finement et criblé (t_2) pour obtenir le produit vendu aux clients finaux (C).

Transformation	A	B	C	coût unitaire
t_1	-1	1	0	c_1
t_2	0	-1	1	c_2

Tableau 2.6 – Transformations utilisées dans le traitement de bois

Le cas étudié possède les caractéristiques suivantes :
— environ 1000 producteurs,
— 11 sites de transfert,
— 2 exutoires,
— 50 clients externes,
— environ 40 000 tonnes de bois brut collecté,
— environ 10 000 tonnes de bois broyé livré aux clients finaux,
— 10 000 arcs dans le réseau de transport.

L'instance créée est résolue de la même manière que les instances de la section précédente. Nous obtenons une solution optimale du problème en 52 secondes. La solution initiale utilisée au quotidien par l'entreprise est issue d'une optimisation manuelle dont les décisions ont été prises successivement par l'arrivée ou le départ de producteurs et clients dans le réseau. Le choix des différents modes de transport entre les nœuds est identique dans les deux approches, afin de s'assurer de la compatibilité entre les modes de transport et les producteurs.

Une comparaison entre la solution de l'entreprise et la solution optimale de notre modélisation est proposée dans le Tableau 2.7. Notre solution propose d'exploiter de manière plus importante les sites de transfert du réseau, en augmentant la quantité de flux massifiés dans ces nœuds intermédiaires (+7%), mais également en augmentant la part de bois broyé grossièrement avant son transfert vers les exutoires (+23%). L'augmentation du coût de traitement augmente donc proportionnellement avec le volume de produits traités dans les sites intermédiaires (+20%), car la plupart des activités étaient déjà déployées dans la solution initiale, mais sous-exploitées. Le coût relatif aux campagnes est donc quasiment identique sur les deux solutions. Le coût de transfert (entre les sites internes) reste inférieur sur notre solution optimale malgré la plus grande part de flux transitant par les centres de transfert, du fait de la meilleure affectation des producteurs aux sites plus proches. La massification du bois par broyage dans les sites de transfert permet d'utiliser des moyens de transport plus économiques et de compenser le coût de déchargement et rechargement supplémentaire. Au total, notre solution permet de réduire d'environ 10% le coût de la prestation pour l'entreprise, ce qui représente une économie non négligeable sur une année complète d'exploitation. L'ordre de grandeur des coûts concernés étant de plusieurs milliers d'euros par journée d'exploitation.

2.5 Développements logiciels

Nous présentons dans cette section la conception d'une interface graphique web de modélisation et visualisation des instances et solutions. L'objectif de ce logiciel est de permettre la modélisation d'un réseau logistique par un ingénieur d'études à l'aide d'une interface pratique et efficace, ainsi que de proposer de manière visuelle les solutions optimales obtenues par notre modèle mathématique. La mise à disposition

Indicateur	Variation
Flux de déchets passant par un centre de transfert	$+7\%$
Taux de transformation des flux dans les sites de transfert	$+23\%$
coût de collecte	-17.51%
coût de traitement	$+20.11\%$
coût de transfert	-5.54%
Total	-14.72%
Total (livraisons incluses)	-10.71%

Tableau 2.7 – Résultats obtenus en cas réel

d'un prototype fonctionnel est un élément clé dans le cadre d'un partenariat entre recherche et industrie, car il constitue une passerelle entre les acteurs de terrain et les chercheurs.

Afin de développer un logiciel accessible, nous décidons d'utiliser les technologies web, possédant de nombreux avantages. L'application obtenue peut être utilisée sur n'importe quel périphérique pourvu d'un navigateur web, quel que soit son système d'exploitation et son format (ordinateur, tablette, smartphone). Elle ne requiert pas d'installation spécifique sur chaque poste de travail et les traitements informatiques lourds peuvent facilement être déportés sur des infrastructures adaptées (serveurs, grilles de calcul) plutôt que sur le poste de travail de l'utilisateur. L'inconvénient majeur de ce type d'application est la dépendance d'une connexion réseau entre le poste utilisateur et le serveur de l'application. Cette dépendance peut cependant être nuancée lorsque l'application, une fois démarrée, fonctionne entièrement hors-ligne.

Nous avons développé donc une application web diffusée sur un réseau intranet. L'application, illustrée dans la Figure 2.5, est composée de cinq composantes logicielles, situées sur le même ordinateur ou sur différentes machines du réseau. Le navigateur internet de l'utilisateur, appelé client, est chargé de la partie visuelle de l'application. Cette dernière permet la modification des différents paramètres du problème et propose différentes cartes pour visualiser et comparer les instances et les solutions. Une application centrale, développée en JavaScript (Serveur NodeJS), est chargée de fournir à l'utilisateur se connectant à l'application tous les composants nécessaires à son navigateur (page web, scripts, images). Le serveur permet ensuite de dialoguer avec tous les composants, permettant par exemple de fournir au client des données issues de bases de données extérieures ou de créer un distancier via une application Open Source Routing Machine (OSRM) installée sur le réseau et paramétrée pour la génération d'itinéraires adaptés aux poids lourds. Lorsque l'utilisateur souhaite résoudre une instance à partir de son navigateur, ce dernier va transmettre toutes les informations au serveur principal (NodeJS) qui va convertir ces données au format MPS et lancer le solveur mathématique installé sur la même machine. Nous avons décidé d'utiliser ce format de fichier afin de résoudre les instances obtenues à la fois sur différents solveurs commerciaux (CPLEX,GUROBI) dans le cadre d'expérimentations scientifiques, ainsi que sur des solveurs libres (CBC, GLPK) déployés dans l'entreprise. Une fois le problème résolu, le serveur retranscrit la solution obtenue vers un format compréhensible par le navigateur et la communique au client pour être analysée et affichée. L'interface de visualisation et de cartographie est réalisée à l'aide des langages de balisage HTML5 et CSS, ainsi que du langage de programmation JavaScript. Nous utilisons par ailleurs un certain nombre de bibliothèques libres telles que *JQuery, Bootstrap et LeafletJS* pour créer une interface graphique intuitive et homogène.

L'utilisateur de l'application a la possibilité d'extraire un réseau existant à partir des bases de données de l'entreprise utilisatrice. Il visualise alors le réseau et la solution courante si cette dernière a été également importée. Chaque élément visuel peut être modifié (déplacé ou édité) par l'utilisateur. Ce dernier peut également ajouter ou retirer un point du réseau, un véhicule, un moyen de transport ou une demande livraison. Un bouton permet de lancer la procédure de résolution sur le serveur de l'application et d'afficher la solution optimale retournée. Une zone d'information permet de visualiser un rapport détaillé des coûts (par type de transport, par activité...) pour comparer rapidement deux solutions différentes. Les figures 2.6 et 2.7 montrent des visuels de l'application développée, notamment la représentation graphique d'une solution (flux). Les tracés bleus correspondent dans cet exemple aux flux collectés depuis les producteurs. Les

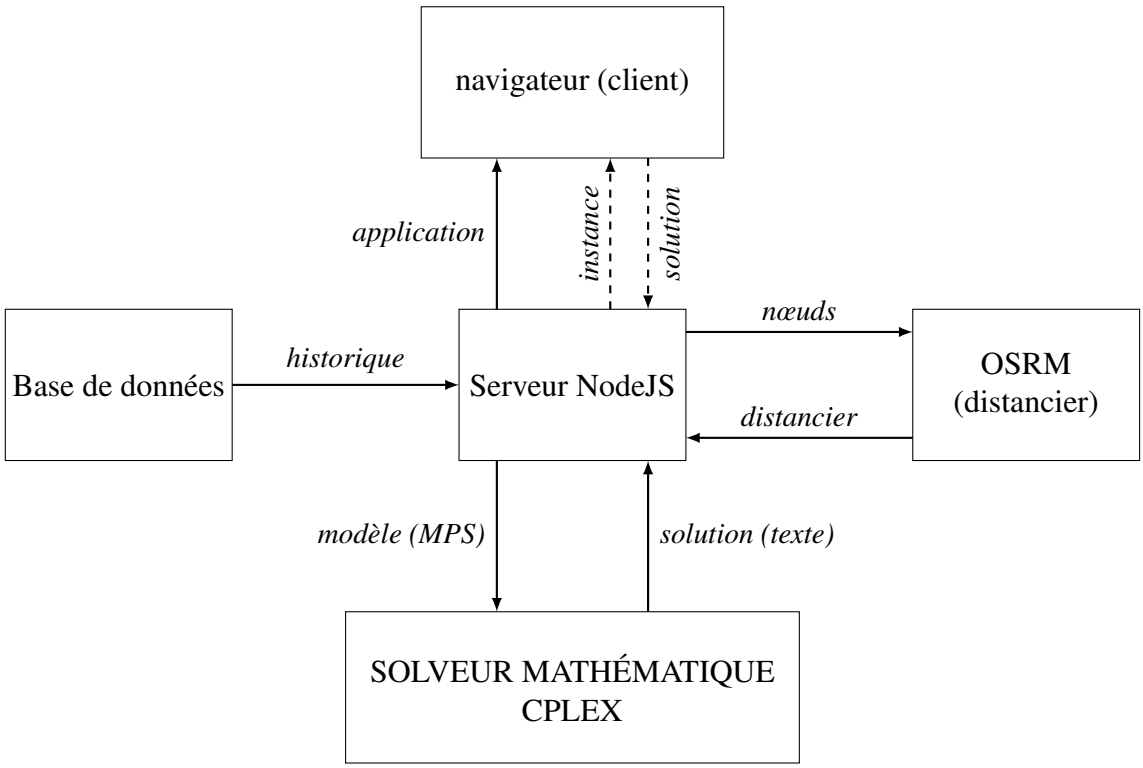


FIGURE 2.5 – Échange de données entre les composants de l'application tactique

flux de transfert internes et les livraisons vers les clients finaux sont respectivement représentés en rouge et jaune dans ces deux illustrations.

L'intérêt de l'application graphique, en plus de la visualisation d'instance et de solution, est la possibilité de dupliquer une situation courante pour en créer divers scénarios et les comparer. Il est ainsi possible de tester différentes configurations de sites et de nouveaux centres de transfert et d'afficher côte à côte les solutions optimales et les détails de coûts associés. Cette procédure permet de rapidement écarter un nouveau site potentiel ou au contraire d'estimer son impact sur le réseau et son dimensionnement idéal. La simulation d'un nouveau lot de producteurs ou d'un nouveau client est également facilitée dans le cadre d'une réponse à appel d'offres ou lors de la réalisation d'un devis. Chaque nouvelle prestation de collecte ou livraison n'est plus analysée individuellement, mais projetée sur le réseau actuel.

2.6 Conclusion

Nous avons décrit dans ce chapitre un nouveau problème d'optimisation tactique de la chaîne logistique de collecte, traitement et éliminations des déchets originaires de déchetteries et d'entreprises au moyen de bennes. Ce problème permet d'optimiser l'acheminement des flux de déchets à travers un réseau constitué de sites de transfert et d'exutoires dans lesquels une partie des flux peut être modifiée par différentes activités permanentes ou déployées ponctuellement. Nous présentons une modélisation de ce problème par un modèle d'optimisation mixte combinant des variables continues et un faible nombre de variables entières. En comparaison des modèles existants dans la littérature, notre approche permet de modéliser un très grand nombre d'opérations différentes, de la massification (broyage, compaction) jusqu'au tri de flux de déchets mélangés. Nous appliquons notre approche sur une série d'instances réalistes générées aléatoirement et sur un cas d'étude réel proposé par une entreprise. Ces deux expérimentations nous confirment la rapidité de résolution d'instances comprenant plus de 1000 nœuds, ainsi que la pertinence de notre approche pour optimiser un réseau logistique de déchets, ainsi que l'enjeu économique résultant.

Nous distinguons en revanche deux limites à notre approche dans l'optimisation d'un réseau de déchets par une entreprise. Premièrement, si notre approche exploite pleinement un réseau logistique déjà établi, il

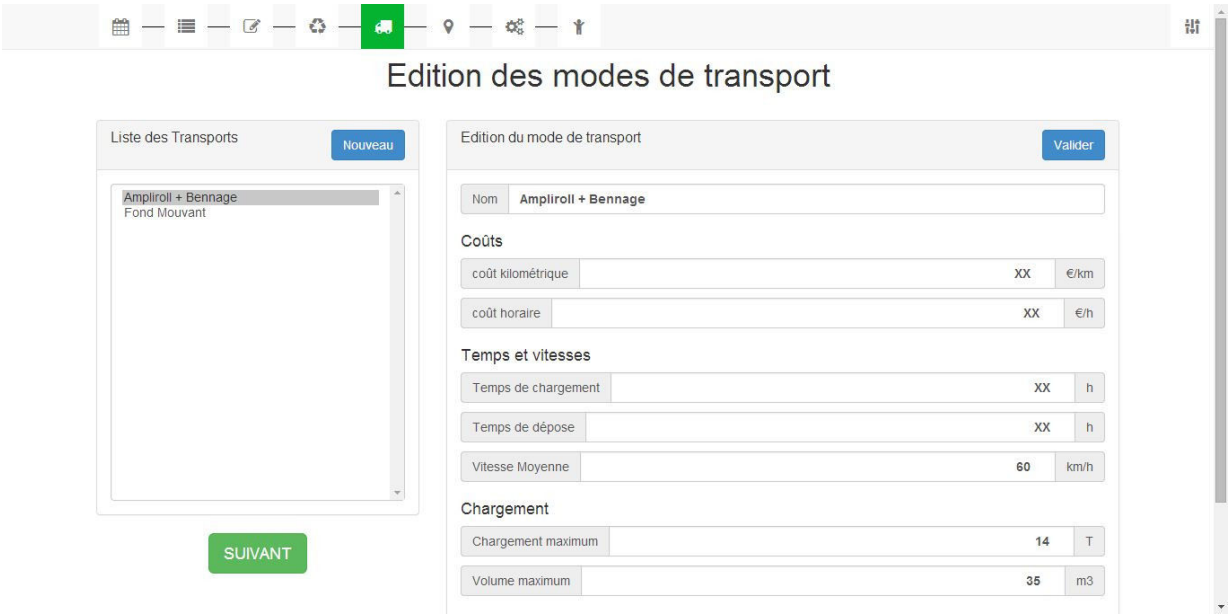


FIGURE 2.6 – Interface d'édition des modes de transport

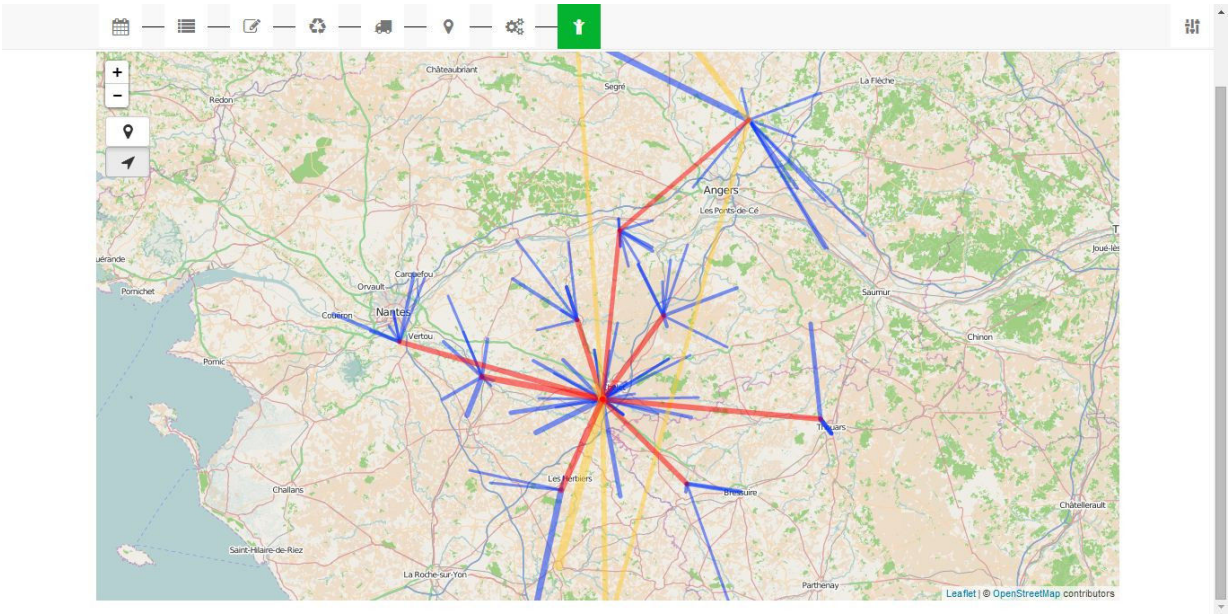


FIGURE 2.7 – Visualisation graphique d'une solution

ne nous permet pas de le concevoir ou de le faire évoluer de manière optimale. La création de nouveaux sites de transfert et exutoires parmi une liste de candidats potentiels fait partie des décisions stratégiques souvent intégrées dans les travaux similaires. Nous pouvons cependant, lorsque le nombre de sites candidats est important, résoudre rapidement plusieurs scénarios de développement et comparer leur impact via notre interface graphique. Ce travail permet de ne conserver que les options les plus intéressantes et limiter le nombre d'études nécessaires pour décider d'une stratégie de développement.

La résolution d'instances à l'échelle d'une année permet une approche globale, mais considère la collecte de déchets et la livraison de produits comme des activités continues et régulières. La collecte de déchets est en réalité soumise à des variations saisonnières de production et les sites de transfert les plus petits ne permettent pas d'admettre une grande quantité de déchets en peu de temps. La livraison de produits traités est également soumise aux demandes des clients finaux et de leurs besoins. Une évolution multi périodique de ce modèle, présentée dans le chapitre suivant, permet d'organiser les flux de manière plus fine (mensuelle) et ainsi optimiser la capacité de stockage de chaque site (désengorgement du réseau avant une forte production) et l'organisation des activités (campagne anticipée pour assurer la livraison d'une demande future).

3

Description et résolution du problème tactique multi-périodique

Nous présentons dans ce chapitre une extension multi périodique du MC-MMFP-T étudié dans le chapitre 2. Nous analysons en section 3.1 les limites de l'approche mono périodique déjà esquissées dans les conclusions du chapitre précédant et présentons le phénomène de saisonnalité existant dans les apports de déchets en déchetterie et en entreprise, avant de proposer en section 3.2 une extension du problème basé sur un horizon temporel partitionné en plusieurs périodes. Nous proposons également dans cette section une évolution du modèle mathématique utilisé au chapitre précédent, pour résoudre ce nouveau problème. Une expérimentation menée sur plusieurs scénarios de saisonnalité est détaillée en section 3.3 afin de montrer l'apport de cette nouvelle approche et son impact sur les performances de résolution. Enfin, nous présentons une série de conclusions relatives à l'optimisation tactique d'un réseau de transport de déchets en section 3.4.

3.1 Limites d'une approche mono périodique

Nous avons étudié dans le chapitre 2 un problème d'optimisation d'un réseau de déchets collectés principalement par camion-benne et pouvant transiter par des plateformes intermédiaires pour être non seulement transférés par des moyens de transport plus économiques, mais également être traités par des processus (activités) permettant de mélanger, trier, densifier et recycler les déchets avant leur acheminement vers des exutoires et des clients externes. L'approche que nous avons proposée permet de modéliser des activités variées et prend en compte un grand nombre de contraintes sur les nœuds du réseau, comme les limites de transfert et l'organisation de campagnes d'activité. Le modèle mathématique présenté permet de résoudre sur un horizon mono périodique des instances réalistes de plus de mille producteurs de déchets dans un temps relativement court (moins d'une minute). Cependant, la modélisation de ce problème sur une unique période longue (un an) ne permet par d'organiser de manière précise la répartition et le planning des différentes campagnes d'activité et la gestion opérationnelle des stocks à moyen terme, notamment lorsque la production de déchets fait l'objet d'une saisonnalité significative.

3.1.1 Saisonnalité

Les solutions obtenues dans le chapitre précédent sont optimales lorsque la production, les campagnes et les services de transport restent des activités régulières et continues. En pratique, la production de déchets

par les entreprises et les particuliers est soumise à une saisonnalité importante. L'apport de déchets végétaux en déchetterie est par exemple plus conséquent en été avec l'augmentation des tontes et entretiens de jardins par les usagers. À l'inverse, de nombreuses activités industrielles ralentissent entre juillet et septembre, diminuant le nombre de demandes d'enlèvement sur cette période.

La production de déchets reste tout de même une activité continue sur l'année, malgré cette variation saisonnière. En revanche, le transport de produits bruts ou recyclés à destination de clients externes est beaucoup plus ponctuel. Lorsqu'un client commande une certaine quantité de produits, celle-ci est généralement livrée à une date contractuelle convenue en amont. La quantité de produits préparés et acheminés sur le site d'expédition doit donc être compatible avec ce calendrier, ce qui n'est pas garanti lorsque les transformations et transferts sont opérés de manière continue.

3.1.2 Capacités de transfert et activités

La variation de la production au long de l'année entraîne une utilisation plus critique des stocks sur les sites de transfert. Avant de lancer une campagne d'activité ponctuelle sur un site, ce dernier doit posséder un stock de produits suffisant pour rentabiliser le coût fixe de déploiement du matériel. Une coordination entre la quantité de produits acheminés sur un site de transfert et la planification des campagnes est donc nécessaire à moyen terme, ce qui n'est pas possible dans une approche mono périodique. À l'opposé de cette chaîne logistique, la livraison des produits à destination des clients finaux requiert que le site expéditeur soit approvisionné en amont de la date de livraison. Les transformations de ces produits doivent être anticipées en conséquence tout en respectant la capacité de stockage des nœuds et la disponibilité des campagnes d'activité.

La variation saisonnière de production combinée à la livraison planifiée des clients finaux est donc un facteur important dans la gestion des transferts et des activités. Tous ces éléments peuvent entrainer des différences importantes entre la solution optimale obtenue par notre première approche et l'organisation en situation réelle. Un opérateur logistique peut par exemple décider de concentrer les flux de collecte vers un site donné en début d'année pour y effectuer une importante campagne de préparation et assurer une livraison. Passé cette période, le décideur changera le routage des déchets pour continuer de réduire son coût opérationnel tout en anticipant l'évolution les demandes de collecte et de livraison à venir. Nous décrivons dans la section 3.2 les changements apportés au problème initial et proposons un nouveau modèle mathématique d'optimisation multi périodique d'un réseau de collecte et transformation de déchets.

3.2 Modélisation du problème

La décomposition multi périodique du MC-MMFP-T entraine une modification de la plupart des paramètres et variables en y ajoutant un indice temporel. Les expressions de certaines contraintes sont conservées sur l'ensemble de l'horizon, comme les capacités d'accueil des sites, tandis que la capacité d'activité et de stockage des sites s'applique maintenant à chaque période de l'horizon. Nous décrivons les changements et les nouveaux paramètres apportés au problème en section 3.2.1 avant de proposer une modélisation inspirée de notre approche mono périodique en section 3.2.2.

3.2.1 Présentation du problème

Nous considérons un graphe $G = (N, E)$ identique au problème de MC-MMFP-T et définissons un l'horizon temporel T composé de t périodes correspondant par exemple à des mois successifs. Nous supposons que les transports disponibles entre les différents points du réseau ne dépendent pas des périodes, leurs structures de coûts et leurs paramètres restent identiques à ceux décrits en section 2.3.1. L'expression du coût de transport le plus économique $c^p_{i,j}$ donnée en partie 2.3.2 reste valide et est à nouveau utilisée dans notre modèle mathématique.

La quantité de déchets p produite pour un nœud devient quant à elle variable selon la période t et est notée $Q_i^{p,t}$. Les demandes de livraison entre deux points i et j sont également fixées sur l'horizon et notées $L_{i,j}^{p,t}$. La capacité de stockage d'un site de transfert, notée B_i^p, représente maintenant la quantité maximum de déchets p restant sur le site $i \in N_2$ à la fin de chaque période $t \in T$. Nous considérons que les opérations de transport et d'activité s'effectuent toujours de manière synchrone sur tous les sites et décomptons les stocks à l'issue de ces actions. Comme pour les capacités de stockage, les paramètres $Ymax_i^a$ et $Ymax_i$ définissent respectivement les quantités maximums d'activités locales et globales pour chaque période de l'horizon. En revanche, les capacités d'accueil des nœuds internes s'appliquent toujours à l'ensemble des périodes de l'horizon. Ces limites correspondent aux autorisations légales des sites logistiques et sont généralement définies pour une année entière. Un rappel de l'ensemble des notations et des variables utilisées dans le modèle est disponible en table 3.1.

Paramètre	**Type**	**Description**
$Q_i^{p,t}$	Réel	production du nœud i en produit p à la période t
$L_{i,j}^{p,t}$	Réel	quantité de produits p à livrer du nœud i au nœud j à la période t
B_i^p	Réel	capacité de stockage du site de transfert i en produit p à chaque période
K_i^p	Réel	capacité d'accueil du site i en produit p sur l'horizon
ρ^p	Réel	densité du produit p
ν_p^a	Réel	quantité de produits p obtenue ou consommée par unité d'activité a
F_i^a	Réel	coût de déploiement de l'activité a sur le site i
C_i^a	Réel	coût unitaire d'activité a sur le site i
H_i^a	Réel	volume d'activité a réalisable par déploiement sur le site i
$Ymax_i^a$	Réel	volume maximum d'activité a sur le site i à chaque période
$Ymax^a$	Réel	volume maximum global de l'activité a à chaque période
$d_{i,j}$	Réel	distance entre les nœuds i et j
CD^m	Réel	coût kilométrique du mode de transport m
CH^m	Réel	coût horaire du mode de transport m
TP^m	Réel	temps de chargement d'un véhicule de type m
TD^m	Réel	temps de déchargement d'un véhicule de type m
V^m	Réel	volume maximum admissible par véhicule de type m
W^m	Réel	poids maximum admissible par véhicule de type m
v^m	Réel	vitesse d'un véhicule de type m
$c_{i,j}^p$	Réel	coût de transport le plus économique par unité de produit p entre i et j

Variable	**Type**	**Description**
$x_{i,j}^{p,t}$	Réel	quantité de flux p transitant entre i et j à la période t
$s_i^{p,t}$	Réel	quantité de produits p stockés sur le site i à la fin de la période t
$y_i^{a,t}$	Réel	volume d'activité a effectuée sur le site i à la période t
$z_i^{a,t}$	Entier	nombre de déploiements d'activité a effectués sur le site i à la période t

Tableau 3.1 – Notations utilisées dans le modèle mathématique tactique multi périodique

3.2.2 Modélisation

Nous adaptons le modèle d'optimisation mathématique présenté dans le chapitre 2 pour résoudre le MC-MMFP-T multi périodique. Nous conservons les trois variables x, y et z du modèle précédent en les déclinant sur chaque période de l'horizon, par l'ajout d'un indice t. Afin de suivre et contraindre les stocks sur chaque site interne, nous créons une nouvelle variable $s_i^{p,t}$ représentant la quantité de produits t restants sur le nœud $i \in N_2 \cup N_3$ à la fin de la période t. L'indice t peut prendre dans ce cas une valeur 0

correspondant aux stocks initiaux des différents sites intermédiaires. Le suivi de stocks par la variable $s_i^{p,t}$ ne correspond pas à une décision initiale du problème, mais permet de simplifier l'expression du modèle mathématique présenté dans ce chapitre.

$$\min \sum_{t \in T} \left\{ \sum_{(i,j,p) \in E} c_{i,j}^{p} x_{i,j}^{p,t} + \sum_{a \in A} \sum_{i \in N_2, N_3} \left(C_i^a y_i^{a,t} + F_i^a z_i^{a,t} \right) \right\} \tag{3.1}$$

$$\sum_{(i,j,p) \in E} (x_{i,j}^{p,t} - L_{i,j}^{p,t}) = Q_i^{p,t} \qquad i \in N_1 \quad p \in P \quad t \in T \tag{3.2}$$

$$x_{i,j}^{p,t} \geq L_{i,j}^{p,t} \qquad (i,j,p) \in E \quad p \in P \quad t \in T \tag{3.3}$$

$$x_{i,j}^{p,t} \leq L_{i,j}^{p,t} \qquad j \in N_4 \ \ (i,j,p) \in E \ \ p \in P \ \ t \in T \tag{3.4}$$

$$s_i^{p,t} = s_i^{p,t-1} + Q_i^{p,t} + \sum_{(j,i,p) \in E} x_{j,i}^{p,t} - \sum_{(i,j,p) \in E} x_{i,j}^{p,t} + \sum_{a \in A} y_i^{a,t} \nu_p^a \qquad i \in N_2 \cup N_3 \quad p \in P \quad t \in T \tag{3.5}$$

$$s_i^{p,t} \leq B_i^p \qquad i \in N_2 \quad p \in P \quad t \in T \tag{3.6}$$

$$\sum_{t \in T} \sum_{(i,j,p) \in E} x_{i,j}^{p,t} \leq K_i^p \qquad i \in N_2 \quad p \in P \tag{3.7}$$

$$\sum_{i \in T} \sum_{(j,i,p) \in E} x_{j,i}^{p,t} \leq K_i^p \qquad i \in N_3 \quad p \in P \tag{3.8}$$

$$y_i^{a,t} \leq z_i^{a,t} H_i^a \qquad i \in N_2 \cup N_3 \quad a \in A \quad t \in T \tag{3.9}$$

$$y_i^{a,t} \leq Ymax_i^a \qquad i \in N_2 \cup N_3 \quad a \in A \quad t \in T \tag{3.10}$$

$$\sum_{i \in N_2 \cup N_3} y_i^{a,t} \leq Ymax^a \qquad a \in A \quad t \in T \tag{3.11}$$

$$x_{i,j}^{p,t}, \ y_i^{a,t}, \ s_i^{p,t} \geq 0 \tag{3.12}$$

$$s_i^{p,0} = 0 \tag{3.13}$$

$$z_i^{a,t} \in \mathbb{N} \tag{3.14}$$

L'expression de la fonction objectif (3.1) est élargie à l'ensemble des périodes de l'horizon, tout comme les contraintes assurant les demandes d'enlèvement et rotation (3.2), (3.3) et (3.4). Nous définissons le stock de produits restant en fin de période $s_i^{p,t}$ par l'équation (3.5). Nous considérons le stock initial $s_i^{p,0}$ égal à zéro. Ce paramètre peut être facilement ajusté si besoin en modifiant l'expression (3.13). La limite du stock dans les sites de transfert est régie par l'ensemble de contraintes (3.6). Les capacités d'accueil des sites internes modélisés en (3.7) et (3.8) limitent maintenant la quantité de produits transitant sur l'ensemble des périodes (c.-à-d. une année). Enfin, nous adaptons les contraintes définissant le fonctionnement des activités et des campagnes du premier modèle en (3.9), (3.10) et (3.11) pour respecter les capacités des sites sur chaque période.

En comparaison du modèle proposé en chapitre 2, le nombre de variables x, y et z est multiplié par le nombre de périodes de l'horizon étudié, auxquelles sont ajoutées $|P| \times (|N_2| + |N_3|) \times |T|$ variables continues s. Toutes les contraintes, (3.7) et (3.8) omises, sont également dupliquées pour chaque période. Les contraintes (3.5) établissant un lien entre plusieurs périodes, ce nouveau modèle ne peut être décomposé en $|T|$ sous-problèmes indépendants. En considérant une décomposition mensuelle d'un planning annuel, nous multiplions ainsi la taille de la matrice associée d'un facteur supérieur à cent et le nombre de variables non continues (z) par douze. Le nombre de variables et de contraintes de ce nouveau modèle est donc bien supérieur à notre approche mono périodique proposée au chapitre précédent.

3.3 Expérimentations et résultats

Afin d'étudier la pertinence de notre approche multi périodique et son effet sur les performances de résolution, nous proposons dans cette partie de résoudre une partie des instances mono périodiques générées précédemment en les décomposant selon plusieurs scénarios de saisonnalité.

Nous définissons pour cette étude quatre scénarios de répartition d'une production annuelle commune à tous les nœuds du réseau :

— Constant : répartition uniforme de la production
— Croissant : augmentation constante de la production
— Décroissant : diminution constante de la production
— Saison (hiver – été) : pic de production en juillet et aout, augmentation et réduction progressive autour de la période estivale

Scénario	Janvier	Février	Mars	Avril	Mai	Juin
Constant	8,333	8,333	8,333	8,333	8,333	8,333
Croissant	6	6,5	6,5	7	7,5	8
Décroissant	11	10,5	10	9,5	9	8,5
Saison	7	7	7	7	8	10
Scénario	**Juillet**	**Aout**	**Septembre**	**Octobre**	**Novembre**	**Décembre**
Constant	8,333	8,333	8,333	8,333	8,333	8,333
Croissant	8,5	9	9,5	10	10,5	11
Décroissant	8	7,5	7	6,5	6,5	6
Saison	11	11	10	8	7	7

Tableau 3.2 – Ventilation de la production annuelle selon les scénarios
Valeurs exprimées en pourcentage.

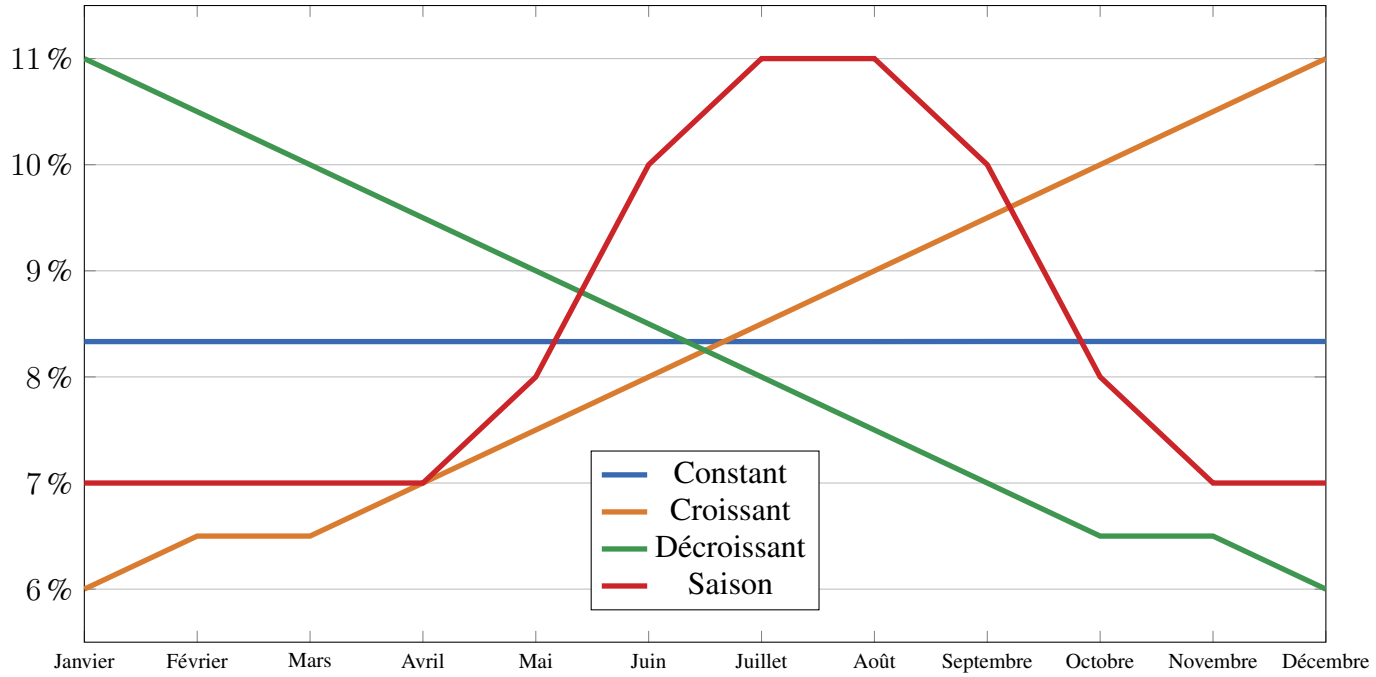


FIGURE 3.1 – Ventilation de la production annuelle selon les scénarios

La répartition de chaque scénario est donnée en table 3.2 et représentée en figure 3.1. Les valeurs sont adaptées afin que chaque nœud produise la même quantité de produits sur une année, quel que soit le

scénario. Nous modifions également les demandes de livraison (entre les sites internes et les clients finaux) en les attribuant aléatoirement à une période de l'horizon. Nous divisons par douze les limites d'activités locales et globales pour chaque période, quel que soit le scénario. La capacité de transformation du réseau logistique est donc uniformément répartie sur l'année, contrairement à la production de déchets à traiter (à l'exception du scénario *constant*). Nous choisissons de conserver les limites de stockage des sites de transfert du modèle mono périodique, car elles ne dépendent pas de la durée d'une période.

Les modifications présentées ci-dessus nous permettent de facilement adapter les données réalistes produites pour les expérimentations mono périodiques. En revanche, ces modifications ne nous permettent pas toujours d'assurer la réalisabilité des instances obtenues. Le caractère aléatoire des demandes de livraison rend une partie des instances obtenues irréalisables, en particulier lorsqu'une demande excède la production au début de l'horizon.

Nous résolvons les fichiers MPS obtenus par CPLEX sur une machine identique aux expérimentations du modèle mono périodique. Malheureusement, ce format de fichier combiné aux technologies choisies pour développer l'application (NodeJS) en partie 2.5 ne nous permet pas de convertir des instances de grande taille. Le nombre d'arcs du graphe (nœuds et produits) augmente de manière exponentielle avec l'ajout de points dans le réseau (plus de trois-millions d'arcs pour les instances de 800 clients) et conduit notre algorithme de conversion d'instance au format MPS à dépasser ses limites techniques (en particulier le nombre d'objets à conserver en mémoire). Des choix techniques différents nous permettraient de communiquer au solveur CPLEX des instances de plus grande taille, au détriment du format MPS compatible avec les solveurs mathématiques disponibles pour l'entreprise partenaire de ce projet de recherche.

Nous proposons d'analyser les solutions que nous obtenons sur les quatre scénarios des instances 1 et 11, comprenant respectivement 100 et 200 producteurs. Nous comparons dans le tableau 3.3 les solutions obtenues par CPLEX après trois heures maximum de résolution.

Instance	Scénario	Temps (s)	Objectif	Gap %
1	Monopériodique	0,17	41 795,60	**0,00%**
1	Constance	10 800	41 795,60	0,18%
1	Croissance	10 800	41 795,60	0,18%
1	Décroissance	10 800	41 795,60	0,18%
1	Saison	10 800	41 795,70	0,18%
11	Monopériodique	0,12	601 831,50	**0,00%**
11	Constance	1,86	601 833,35	**0,00%**
11	Croissance	2,33	601 831,62	**0,00%**
11	Décroissance	1,99	601 832,93	**0,00%**
11	Saison	1,29	601 832,63	**0,00%**

Tableau 3.3 – Résultats obtenus pour les scénarios multi périodiques

Nous observons premièrement dans ces résultats que CPLEX ne parvient pas à obtenir une solution pour les scénarios multi-périodiques de la plus petite instance (1) alors que les instances de la seconde instances sont fermées après seulement quelques secondes de calcul. Outre notre difficulté technique à générer des modèles MPS pour des réseaux de grande taille, nous constatons également que les instances les plus simples ne parviennent pas nécessairement à être résolues de manière optimale après trois heures. Deuxièmement, on observe que les valeurs des solutions multi-périodiques obtenues sont strictement identiques dans le cas de l'instance (1) et extrêmement proches pour le second jeu de scénarios (11). Ces deux observations nous amènent à l'hypothèse suivante. La fonction objectif d'une solution dépend intégralement des quantités de produits transportées entre chaque nœud du réseau et des activités menées sur l'horizon de temps, indépendamment de leur répartition entre les différentes périodes. L'organisation du réseau (affectation des producteurs aux sites, quantités d'activité sur chaque site) serait alors similaire, voir identique, sur les solutions mono et multi-périodiques optimales d'une même instance. Nous pouvons extraire à partir de

cette hypothèse la présence d'une importante symétrie temporelle dans la gestion des activités de transformation et des transferts. Lorsque les stockages des sites le permettent, les campagnes d'activités peuvent être programmées sur n'importe quelle période précédant le transfert, pour un coût identique. Il existe alors pour une instance donnée de nombreuses solutions "symétriques" de coûts équivalents, rendant complexe la résolution des variables entières pour le solveur. On suppose alors que l'augmentation de la production et l'utilisation de stocks plus restreints tendent à réduire cette symétrie, car une partie des solutions ne pourraient êtres réalisables.

Afin de mieux constater la différence entre les solutions optimales des scénarios de l'instance 11, nous proposons d'analyser dans le Tableau 3.4 et la Figure 3.2 les répartitions temporelles des activités menées sur les sites de transfert et les exutoires.

Période	Constant	Croissance	Décroissance	Saison
Janvier	0,00	0,00	0,00	9,69
Février	0,00	0,00	0,00	0,00
Mars	0,00	40,00	0,00	25,00
Avril	0,00	0,00	10,00	19,09
Mai	20,00	10,00	45,00	35,00
Juin	95,00	10,00	15,00	10,00
Juillet	25,00	10,00	65,00	45,00
Aout	0,00	60,00	0,00	15,00
Septembre	59,96	9,58	44,91	54,72
Octobre	50,00	94,96	49,74	40,00
Novembre	0,00	3,92	9,78	0,00
Décembre	18,50	25,00	9,03	19,96
Total	**268,46**	**263,46**	**248,46**	**273,46**

Tableau 3.4 – Répartition optimale du volume d'activité des scénarios de l'instance 11

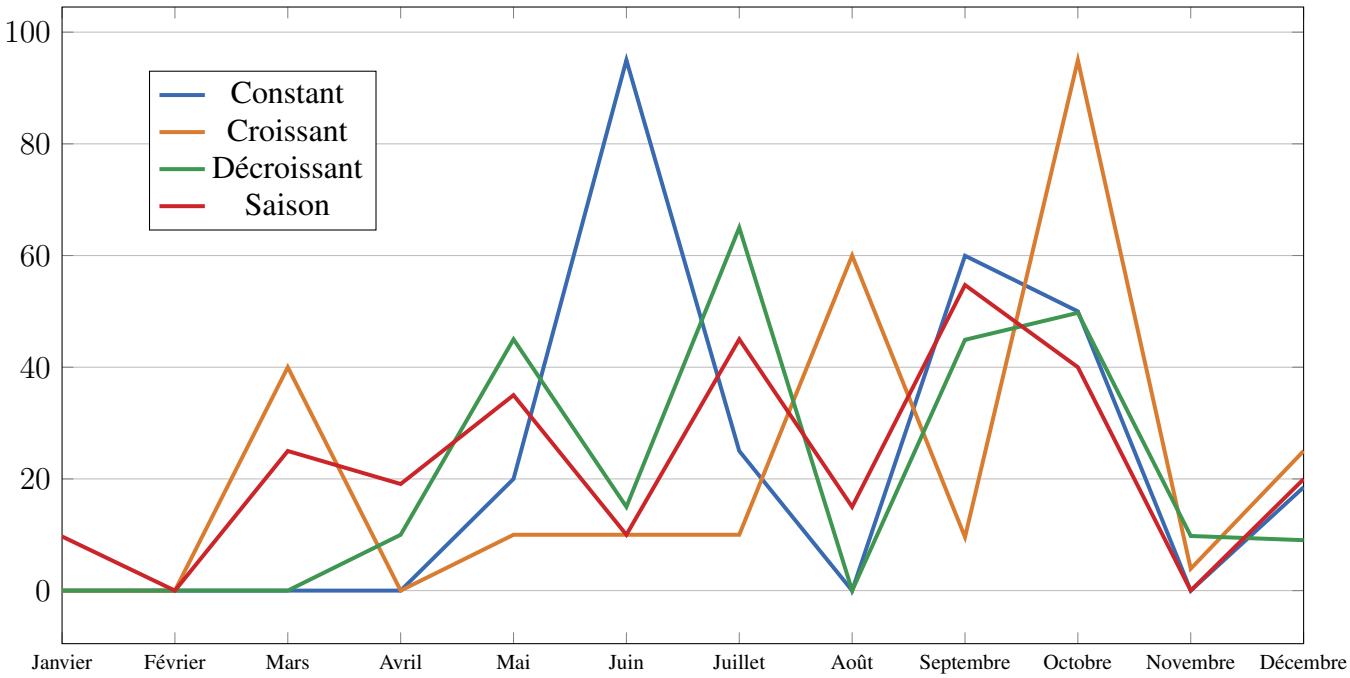


FIGURE 3.2 – Répartition optimale du volume d'activité des scénarios de l'instance 11

Contrairement à la politique de transport, le coût fixe de déploiement d'une campagne de collecte rend l'optimisation des activités dépendantes du temps et des quantités de produits présents sur les sites. Les

solutions présentées pour chaque scénario nous montrent l'importance de l'équilibre entre les quantités stockées et les productions à venir dans la gestion des activités. La solution du scénario `constant` accumule une quantité de déchets sur les sites internes jusqu'à la moitié de l'horizon et transforme une large partie des stocks avant de les transférer et livrer les clients finaux. L'accumulation de stocks est également perceptible sur la solution du scénario `croissant`, qui réalise l'ensemble des activités en seconde partie de l'horizon. Nous relevons tout de même plusieurs campagnes menées au mois de mars afin de livrer un client final sur cette période. La planification optimale des campagnes lorsque le scénario possède une décroissance de la production est, à l'opposé, plus diffuse sur l'horizon.

Site	Constant	Croissance	Décroissance	Saison
Site A	85,00	85,00	80,00	85,00
Site B	79,96	79,96	74,96	79,96
Site C	35,00	30,00	25,00	35,00
Site D	68,50	68,50	68,5013	73,50
TOTAL	**268,46**	**263,46**	**248,46**	**273,46**

Tableau 3.5 – Répartition des activités sur les différents sites internes

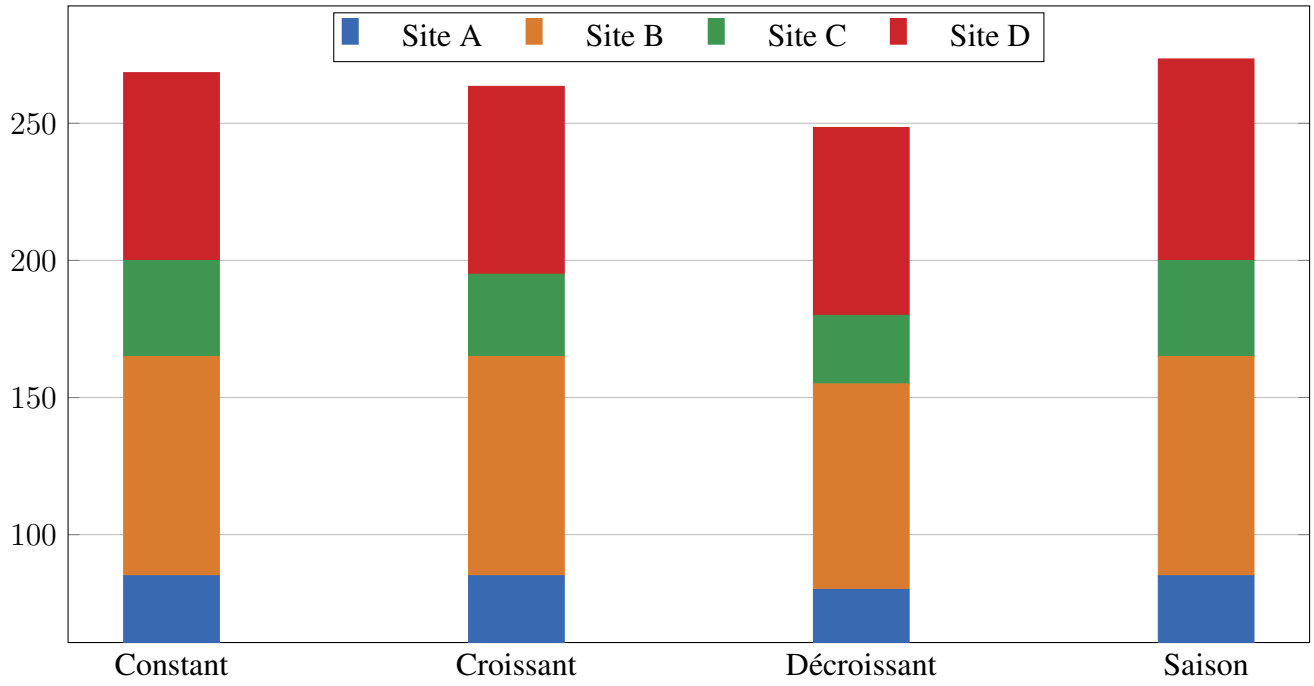


FIGURE 3.3 – Volume d'activité par site

Nous présentons dans un dernier temps la répartition des activités par site selon les scénarios, pour cette même instance. Les données associées sont représentées en table 3.5 et figure 3.3. Si la répartition temporelle optimale des activités varie de manière conséquente en fonction des scénarios de production, le déploiement des campagnes sur les différents sites reste équivalent pour les quatre cas générés. Cette observation corrèle la stabilité du réseau de transport évoquée précédemment. Les instances réalistes que nous avons générées montrent en cas pratique que l'affectation des producteurs aux différents sites intermédiaires reste stable même en cas d'évolution de la production.

Les solutions optimales de nos instances sont donc beaucoup plus complexes à obtenir dans un contexte multi périodique, mais modifient peu l'organisation géographique du réseau (la destination et le cheminement des flux de déchets). Le coût global de la prestation sur l'horizon reste donc similaire dans les deux approches. En revanche, la gestion du fonctionnement des sites (stockages, activités) sur les différentes périodes doit s'adapter à la répartition de la production sur les périodes.

3.4 Conclusions et perspectives

Nous établissons dans ce chapitre les principales limites de l'optimisation mono périodique de la collecte des déchets en bennes et proposons un nouveau modèle mathématique permettant d'intégrer la saisonnalité des productions et des demandes dans la gestion du réseau. Ce modèle permet entre autres d'affiner l'organisation des transferts et des campagnes d'activité tout au long de l'horizon (un an). L'augmentation du nombre de contraintes et variables nécessaires, en particulier pour les décisions discrètes, rend le problème beaucoup plus difficile à résoudre par un solveur commercial et entraîne une forte symétrie dans l'exploration des solutions admissibles. Nos expérimentations effectuées sur différents scénarios de saisonnalité nous montrent les limites techniques de cette approche, tant sur notre capacité à générer les modèles mathématiques que celle de CPLEX à les résoudre. Nous montrons également dans nos expérimentations la robustesse d'un réseau inspiré d'un cas réel face à différentes saisonnalités et mettons en avant l'importance de l'organisation des campagnes et des activités face à ces situations. Le modèle multi périodique proposé est composé de blocs correspondant aux différentes périodes, liés par des contraintes couplantes. Il pourrait être envisagé une approche par décomposition (de type Dantzig-Wolfe [62]) pour résoudre des instances de grande taille. La décomposition du problème étudié en deux phases pourrait également être une méthode intéressante pour diminuer la complexité de la résolution tout en conservant une très bonne qualité de solution. L'affectation des modes transports et le routage des différents flux seraient résolus sur un horizon mono périodique dans un premier temps. Ces décisions alimenteraient alors un problème de gestion des sites et des activités sur plusieurs périodes. L'efficacité de cette approche dépend en grande partie de la différence entre les quantités de déchets produites et les demandes de livraison, ainsi que de la souplesse des sites intermédiaires, tant sur leurs stocks que leurs capacités à transférer et transformer les produits.

Nous avons proposé dans cette partie une première analyse tactique de la logistique des déchets non dangereux dans un contexte réel. En proposant d'exploiter les sites intermédiaires pour massifier et préparer les produits à destination des centres de recyclage et des clients de matières recyclées, nous sommes désormais en mesure de diminuer le coût d'une prestation de collecte en benne, sans modifier son réseau de collecte. Cependant, les résultats de ces études tactiques dépendent de leur applicabilité à l'échelle opérationnelle (terrain) et stratégique (formation du réseau). Nous avons proposé par l'implémentation d'une application web la possibilité de modéliser et simuler différents réseaux. Cette première étape dans la création de nouveaux sites et moyens de transport nous incite à étudier les différents problèmes d'optimisation stratégiques proches liés à la localisation des sites. À l'opposé, nous avons montré que les quantités de flux transitant sur le réseau dépendent en grande partie de la saisonnalité des productions. Notre modèle tactique, basé sur des coûts de transport linéaires, ne considère pas la taille de la flotte de véhicules nécessaire pour assurer le service à chaque période. La mobilisation de véhicules et chauffeurs entraîne pourtant une charge fixe sur l'horizon, quelle que soit leur charge de travail à chaque période. L'intégration de capacités sur les arcs du réseau et la prise en compte des coûts fixes de fonctionnement dans la fonction objectif permettrait de mieux approcher la réalité du terrain sur ces décisions à moyen terme. Enfin, il existe peu (à notre connaissance) de travaux d'optimisation des tournées de véhicules effectuant des rotations (ou aller-retour) de bennes. La possibilité pour un véhicule de transporter une seconde benne sur remorque n'a pas été abordée dans la littérature et apporte de nouvelles problématiques, comme l'ordre et le placement des bennes. Pas exemple, on ne peut décharger une benne située sur une remorque sans déposer au préalable celle située sur le véhicule (tracteur) ce qui entraîne un temps d'opération supérieur. Le temps d'attente sur les sites de collecte et de vidage varie également selon l'affluence sur le nœud et la gestion des ponts-bascules (points de pesée obligatoire en entrée et sortie). La limitation du nombre de véhicules présents en simultané sur un site devient alors un enjeu majeur de la réduction du coût opérationnel de cette activité.

II

Optimisation des tournées de collecte de déchets en Apport Volontaire

4

Description du problème de tournées déterministe

Dans ce chapitre, nous présentons le problème de planification des tournées de véhicules de collecte correspondant au problème opérationnel rencontré par l'entreprise Brangeon Services. Dans ce qui suit, nous désignerons par «l'entreprise» une entreprise chargée de la collecte de déchets dans des conditions similaires. Nous présentons la problématique industrielle dans la section 4.1 avant d'énumérer les enjeux scientifiques et le positionnement du problème dans la littérature en section 4.2. Enfin, nous proposons une formulation mathématique du problème dans la section 4.3.

4.1 Description du problème

Le problème de planification des tournées de camions de collecte de déchets en apport volontaire avec gestion des stocks proposé est issu d'une entreprise française de collecte, transport et gestion de déchets. L'organisation de la collecte en Point d'Apport Volontaire (PAV) réalisée par les entreprises du secteur nécessite de collecter sur une zone territoriale définie les déchets déposés par les ménages et petites entreprises dans des conteneurs accessibles en continu par les usagers. La planification efficiente de la collecte de ces conteneurs et des tournées des véhicules associés permet à ces sociétés de maîtriser l'impact environnemental du service ainsi que le coût de la prestation tout en proposant une qualité de service élevée et un respect strict des contraintes légales et sociétales. Nous présentons dans cette section les différentes caractéristiques du problème opérationnel étudié, résumées dans la figure 4.8.

4.1.1 Périodes et horizon

Le problème étudié est défini sur un horizon temporel, divisé en plusieurs périodes. Un problème d'optimisation des tournées sur un horizon de plusieurs périodes est dit multi périodique, par opposition aux problèmes mono périodiques ne disposant pas d'un découpage temporel discret (dénombrable). Dans le cadre des problèmes de tournées multi périodiques définis sur un horizon de temps d'une ou plusieurs semaines, nous associons généralement ces périodes aux journées ou demi-journées de la semaine (Figure 4.1). Pour le problème traité dans cette étude, nous considérons chaque jour de collecte comme une période de 86 400 secondes. L'horizon du problème traité dans cette partie de thèse varie entre une et quatre semaines. Les tournées décrites ci-dessous s'effectuent sur les cinq premières journées de chaque semaine

(lundi à vendredi). Nous conservons cependant dans notre horizon les jours de week-end pour le suivi du remplissage et du débordement des conteneurs à collecter (voir ci-dessous).

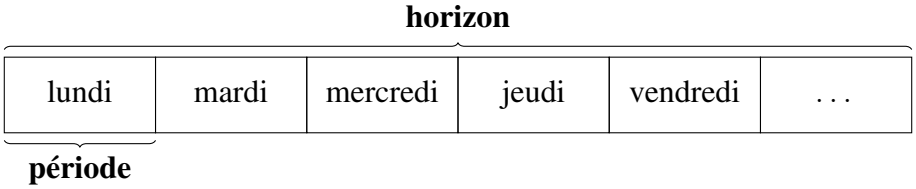


FIGURE 4.1 – Découpage temporel du problème opérationnel

4.1.2 Conteneurs

La collecte des déchets du problème étudié s'effectue par vidage de conteneurs en PAV, également appelés colonnes. Les colonnes destinées aux ménages sont placées le long de la voie publique ou dans des lieux tels que des parkings afin de permettre aux usagers d'éliminer leurs déchets (ordures ménagères, papiers, verres, plastiques) tandis que celles placées dans les entreprises accueillent les déchets produits en petite quantité par leurs activités industrielles (petites ferrailles, cartons, films plastiques). Comme chaque point du réseau de collecte, les colonnes sont localisées par un couple latitude / longitude placé dans un repère géodésique WGS84 [1], largement utilisé par les systèmes de cartographie et localisation actuels. Un conteneur est associé à un seul type de déchet, mais peut être regroupé géographiquement avec d'autres colonnes.

Au début de la période de planification, chaque conteneur possède une quantité initiale de déchets. Dans ce chapitre, nous considérerons qu'ils sont approvisionnés de manière déterministe sur l'horizon étudié. L'apport continu en déchets est discrétisé pour correspondre aux périodes de l'horizon étudié. Nous connaissons donc la quantité de déchets apportée dans chaque conteneur pour chaque jour de l'horizon. Lors de la collecte d'un conteneur, ce dernier est élevé au-dessus d'un caisson de collecte (benne) et vidé entièrement (remise à zéro du stock). Ainsi, il est impossible pour l'entreprise de choisir la quantité de déchets à ramasser lors d'une collecte. En revanche, le temps nécessaire au vidage d'une colonne donnée est identique, quel que soit son niveau de remplissage.

La visite d'un véhicule de collecte ne peut se faire que lors d'une ou plusieurs plages horaires définies, du fait des contraintes organisationnelles. Ces dernières permettent de respecter les horaires d'ouverture (ou fermeture) des entreprises ainsi que les contraintes légales et sécuritaires dans les lieux publics. Par exemple, la collecte d'un conteneur de verre génère un bruit important et est déconseillée entre 22h et 7h. Pour des raisons évidentes de sécurité, il est interdit de lever un conteneur à proximité d'une école aux horaires d'entrée ou sortie de classe. Si un véhicule arrive en dehors des fenêtres de temps d'un nœud, il doit attendre la réouverture suivante pour y effectuer sa collecte ou son déchargement. Le ramassage d'une colonne par un véhicule requiert un temps dit « de service » nécessaire à la vérification et sécurisation de la zone ainsi que la collecte à proprement parler. L'exemple d'un conteneur de verre présenté en figure 4.2 possède trois fenêtres de disponibilité, un temps de service de 10 minutes et trois apports correspondants aux quantités estimées pour les trois prochains jours.

4.1.3 Produits et quantités

Les déchets apportés dans les colonnes sont généralement issus d'un tri préalable de la part des utilisateurs, à l'exception des ordures ménagères collectées dans les points de regroupement (zones urbaines denses ou villages ruraux). Nous utiliserons le terme « produit » afin de désigner les différents types de déchets dans la suite de cette thèse.

1. http://earth-info.nga.mil/GandG/publications/tr8350.2/tr8350_2.html

Conteneur C1	
Position	47.282,-1.520
Produit	Verre
Horaires	7 h - 8h30
	9h30 - 16h30
	17h30 - 19h
Temps de collecte	10 minutes
Capacité	1000 kg
Niveau initial	124 kg
Apports (kg)	[42,55,47]

FIGURE 4.2 – Caractéristiques d'un conteneur de PAV sur un horizon de trois périodes

Chaque produit est caractérisé par une densité dans un conteneur (en $\mathrm{kg/m^3}$). Cette densité est susceptible de varier lors de la collecte par un véhicule, dû au tassement de la chute ou au matériel de compression du collecteur. Afin de simplifier cet aspect, nous normalisons l'ensemble des quantités en masse (kg). La capacité de chaque colonne correspond à son facteur limitant (volume ou poids maximum). Nous normalisons également la quantité de produits qu'un véhicule peut transporter en tenant compte de ses caractéristiques initiales (poids réglementaires, volume du caisson) et son éventuelle capacité à compacter un produit lors du ramassage.

4.1.4 Dépôt

Les véhicules partent en début de période d'un dépôt unique et doivent y rentrer en fin de période. Le dépôt possède une fenêtre de temps unique correspondant aux limites horaires de début et fin des tournées. Contrairement aux colonnes, ce dernier ne dispose pas d'un temps de service.

Chaque véhicule part et retourne vide au dépôt. Il arrive en pratique de pouvoir retourner au dépôt sans vider le contenu de son véhicule, lorsqu'un incident est arrivé sur la période (retard de tournée) ou que le dépôt se situe entre la fin d'une tournée et le début de la suivante. Cet aspect n'est pas modélisé dans notre étude et laisse une souplesse opérationnelle lors de la réalisation des tournées. La figure 4.3 présente un exemple de dépôt.

Dépôt	
Position	47.283, -1.516
Horaires	05h00 – 21h00

FIGURE 4.3 – Caractéristiques du dépôt opérationnel

4.1.5 Exutoires

Les exutoires sont les lieux de vidage des véhicules. Un exutoire correspond généralement à un site de traitement et recyclage, ou bien un site de transfert intermédiaire similaire à ceux utilisés dans la partie I. Un exutoire est compatible avec un ou plusieurs produits, sans limites de capacité. Les exutoires possèdent une ou plusieurs fenêtres de disponibilité à l'instar des colonnes, comme présenté dans l'exemple de la figure 4.4. Un véhicule est entièrement vidé lors de son passage à l'exutoire et son temps de service correspond aux opérations de vidage et nettoyage nécessaires. Cette durée est constante, quel que soit le niveau de remplissage du véhicule à son arrivée.

Exutoire 1	
Position	47.209, -1.702
Horaires	07h00 - 12h00
	14h00 - 19h00
Compatibilité	Carton
	Journaux
Temps de vidage	30 minutes

FIGURE 4.4 – Caractéristiques des exutoires opérationnels

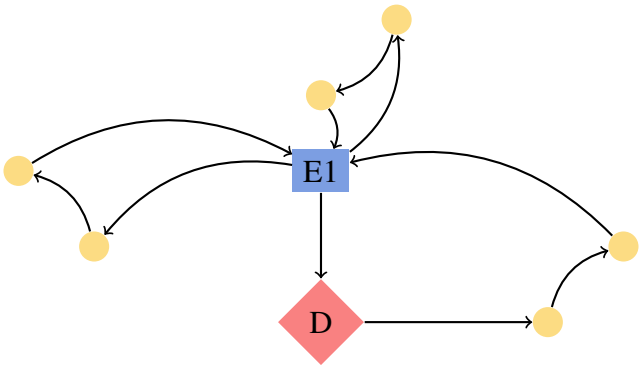


FIGURE 4.5 – Tournée avec un exutoire

4.1.6 Véhicules

Une flotte de véhicules mono compartimentés est chargée de collecter les produits de l'ensemble des colonnes concernées avant que celles-ci ne débordent. L'utilisation de chaque véhicule implique plusieurs coûts de fonctionnement. Un coût fixe est appliqué lorsque ce dernier quitte le dépôt et commence une nouvelle tournée de collecte. Un coût kilométrique et un coût horaire sont ensuite appliqués en fonction de la distance parcourue par le véhicule et la durée de sa tournée (du dépôt au dépôt). Un véhicule possède une capacité dépendant du produit qu'il contient (cf. section 4.1.3) et ne peut transporter qu'un seul type de produit à la fois. Cette caractéristique impose donc au véhicule de devoir vider son contenu dans un exutoire avant de continuer sa tournée sur un autre type de déchet. Enfin, tous les véhicules de la flotte ne sont pas nécessairement disponibles durant toutes les périodes de l'horizon étudié. Le véhicule présenté en figure 4.6 n'est par exemple pas disponible en deuxième période.

Véhicule 1		
Coût fixe	100,00€	
Coût km	0,10€	
Coût horaire	15,00€	
Capacité	Carton :	12t
	Journaux :	15t
	Verre :	9t
	Ordures :	0t
Disponibilité	[1,3]	

FIGURE 4.6 – Caractéristiques d'un véhicule sur un horizon de trois périodes

4.1.7 Objectifs et pénalités

L'objectif pour les entreprises de collecte de déchets en PAV est d'assurer une excellente qualité de prestation, mesurée principalement au nombre de débordements survenus, avec un coût d'exploitation minimal. Ce coût comprend principalement le coût des véhicules et chauffeurs, associés respectivement aux distances et temps des tournées. On considère le non-débordement d'un véhicule et le respect des fenêtres de temps comme des contraintes dures (dans les tournées). En revanche, le débordement d'une colonne sur l'horizon étudié est autorisé, mais occasionne une forte pénalité dans la fonction objectif. Afin de prendre en compte l'impact négatif sur l'image de l'entreprise, ces coûts sont généralement très élevés. Le non-débordement d'une colonne est donc considéré comme l'élément le plus impactant du coût à minimiser et pourrait être représenté comme une contrainte faible du problème.

4.1.8 Décisions et solution

Afin d'organiser la prestation de la collecte en Points d'Apport Volontaire (PAV), l'entreprise doit établir un planning de collecte pour chaque colonne du réseau ainsi que les tournées de véhicules associées. Une planification efficiente de collecte des colonnes aura pour effet de limiter le nombre de débordements tout en collectant chaque conteneur le moins souvent possible, tandis qu'une optimisation des tournées des véhicules minimisera la distance nécessaire chaque jour pour effectuer les collectes. La prise en compte de ces deux aspects dans une seule phase décisionnelle est importante. En effet, il est souvent préférable de collecter une colonne plus tôt si un véhicule passe à proximité, plutôt que d'attendre la date critique de collecte et planifier un long détour à un véhicule pour éviter un débordement. À l'inverse, le passage trop fréquent d'un véhicule par une colonne impactera inutilement le coût de la prestation.

La combinaison de l'aspect mono compartimenté des véhicules et le passage par les exutoires en cours de journée nous amène un cas spécifique d'utilisation de la flotte de collecte. Il est possible pour un véhicule de collecter un premier type de produit, vider son contenu dans un exutoire compatible, puis continuer sa tournée en collectant un produit différent. Cette situation, illustrée dans le schéma 4.7, est particulièrement utile lorsqu'un véhicule transite entre deux zones lointaines contenant des exutoires incompatibles avec un de leur produit. Le véhicule peut alors collecter un premier produit à l'aller et le second sur le trajet du retour.

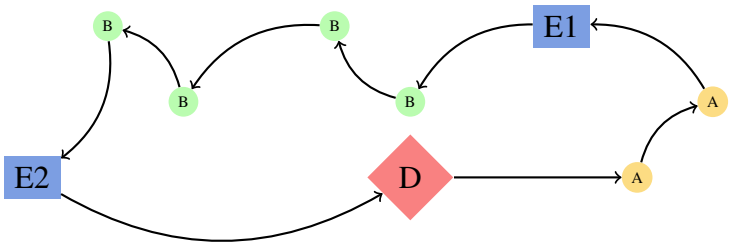


FIGURE 4.7 – Collecte de plusieurs produits dans une même tournée

4.2 État de l'art et classification du problème

Nous présentons dans cette section un état de l'art permettant d'identifier les principales publications scientifiques en lien avec le problème d'optimisation opérationnel déterministe traité dans ce chapitre. Cette section regroupe les travaux possédant des caractéristiques communes avec notre problème, notamment la gestion de stocks, les fenêtres de temps multiples, la présence de plusieurs produits et les exutoires intermédiaires. Nous énumérons également les principales modélisations et méthodes de résolution utilisées pour traiter ces problèmes.

Décisions
Planning de collecte des colonnes
Itinéraires de tous les véhicules de la flotte

Contraintes et objectifs
Minimiser le coût opérationnel
Minimiser le nombre de débordement sur l'horizon
Respecter les horaires d'ouverture
Respecter les horaires de travail (dépôt)
Respecter la capacité et disponibilité de la flotte
Respecter les compatibilités des exutoires
Aucun véhicule ne doit déborder sur l'horizon
Un véhicule ne peut transporter qu'un déchet à la fois
Vidage intégral des colonnes et des véhicules

FIGURE 4.8 – Principaux aspects du problème opérationnel

4.2.1 Horizon multi périodique et gestion de stocks

Si les premiers problèmes de tournées de véhicules (Vehicle Routing Problem (VRP)) avaient pour objectif de définir l'itinéraire optimal d'une flotte de véhicules sur un horizon mono périodique, il existe de nombreux travaux et variantes dits *multi périodiques*. On distingue principalement deux classes de problèmes multi périodiques : les problèmes dits *périodiques* et les problèmes avec gestion de stocks.

Le problème de tournées périodiques (Periodic Vehicle Routing Problem (PVRP)) introduit en 1974 par Beltrami et Bodin [29] a pour objectif d'établir un ensemble de tournées de véhicules dont les clients sont susceptibles d'être collectés plusieurs fois sur l'horizon considéré. Dans l'exemple présenté par Beltrami et Bodin [29], une flotte de véhicules doit collecter un parc de conteneurs de déchets dont certains ont besoin d'être collectés trois fois par semaine avec deux jours d'écart entre chaque collecte. Il ne reste ainsi que deux motifs de planning possibles : {lundi,mercredi,vendredi} et {mardi,jeudi,samedi}. L'objectif de ce problème est de planifier les jours de collecte des conteneurs et les routes des véhicules associées avec un coût minimum (nombre de véhicules, distances). Les problèmes Periodic Vehicle Routing Problem (PVRP) sont souvent utilisés pour optimiser une planification de service régulier (collecte, livraison...) parmi un ensemble de motifs prédéterminés et répétables à l'infini. Une très grande partie des transports sont aujourd'hui organisés avec cette régularité, car elle simplifie l'organisation opérationnelle des entreprises et des usagers. On peut entre autres considérer le ramassage de déchets [29, 10, 148, 118] ou de lait [52] ainsi que le réapprovisionnement régulier de stocks [21, 85, 77, 84]. Une très large partie des travaux et applications liés aux problèmes d'optimisation de transport périodique a été consignée dans un récent état de l'art de Campbell et Wilson [43].

La seconde classe principale de problèmes multi périodiques regroupe les problèmes de tournées avec gestion de stocks (Inventory Routing Problem (IRP)), dont les clients / destinataires possèdent un stock de ressources évoluant sur les différentes périodes de l'horizon. Contrairement à notre problème, qui concerne la collecte de produits, la plupart des problèmes décrits dans la littérature concernent la livraison. Dans le problème classique d'IRP, le décideur (transporteur) intègre la planification des véhicules et la gestion du niveau de stock de l'ensemble des points à servir. Ce problème est généralement utilisé dans un contexte d'organisation *Vendor-Managed Inventory* où un fournisseur livre un ensemble de clients en s'assurant que leurs stocks ne soient jamais vides. Cette organisation permet aux clients de ne pas se soucier de leur stock de consommables et apporte au fournisseur un levier important d'économie en décidant du planning de livraison et des quantités à livrer. La première formulation de ce sujet par Bell et al. [26] traite de la livraison de gaz à destination d'entreprises et propose une résolution du problème grâce à une approche

par relaxation lagrangienne. Deux politiques de réapprovisionnement sont principalement utilisées dans la littérature. La politique Maximum level policy (ML) laisse le choix de la quantité à livrer à chaque visite, mais ne permet pas de dépasser un niveau maximum de stock client. La politique dite Order-Up-to policy (OU) impose quant à elle de remplir l'intégralité du stock lors du passage d'un véhicule chez le client. La gestion du niveau minimum de remplissage d'un stock diffère également si nous interdisons le dépassement du seuil ou pénalisons financièrement la situation (avec ou sans rattrapage du stock négatif). Un classement de l'ensemble de ces caractéristiques est proposé par Coelho et al. [53] à l'occasion du trentenaire des premières études sur le sujet.

Une modélisation du problème d'Inventory Routing Problem (IRP) OU avec stocks non négatifs et un seul véhicule est proposé par Archetti et al. [14] ainsi qu'une résolution exacte par Branch & Cut (B&C). Dans cette version classique du problème, le dépôt (fournisseur) produit une quantité connue de matière à chaque période du planning et chaque nœud du réseau (fournisseur, clients) subit un coût de stockage proportionnel à la quantité de produits restant dans le stock à la fin de chaque période. Une formulation plus efficace est proposée par Solyah et Süral [144] permettant de résoudre optimalement des instances de soixante clients sur un horizon de trois périodes et quinze clients sur un horizon de douze périodes. Une version de ce problème avec plusieurs véhicules est étudiée par Coelho et Laporte [57, 56] ainsi que Adulyasak et al. [1] qui proposent également une méthode B&C.

De nombreuses approches heuristiques et métaheuristiques du problème d'IRP ont été publiées. Dror et al. [66, 67, 68] proposent et comparent de nombreuses méthodes de construction de solutions heuristiques en décomposant le problème en deux phases. Premièrement, un modèle d'affectation des clients sur les périodes est utilisé, puis la résolution d'un problème de voyageur de commerce (Traveling Salesman Problem (TSP)) pour chaque période est effectué par un algorithme de type Clark & Wright (C&W) et recherche locale. Cette approche requiert que les clients ne soient affectés qu'une seule fois au cours de l'horizon. La séparation des décisions de planning et de routing est à la base des méthodes de clustering proposées par Anily et Federgruen [11] et Campbell et Savelsbergh [42], ainsi que Aghezzaf et al. [3, 128] avec une résolution par génération de colonnes. La plupart des méthodes de résolution avancées reposent sur des méthodes de recherche à voisinage. Bertazzi et al. [32] proposent un algorithme de recherche locale adaptée au problème d'IRP OU. Une approche hybride par recherche tabou est proposée par Archetti et al. [13] et testée sur des instances de deux cents clients sur un horizon de six périodes. Ribeiro et Lourenço [129] proposent une méthode de recherche itérative (Iterative Local Search (ILS)) pour résoudre un problème d'IRP dont les demandes sont déterministes et stochastiques. Un algorithme adaptatif à voisinages larges (Adaptive Large Neighborhood Search (ALNS)) est proposé par Coelho et al. [54, 55] pour le problème avec transbordement (possibilité de transférer des produits entre clients). Elbek et Wøhlk [70] décomposent un problème de collecte de déchets avec apports stochastiques dans les conteneurs et optimisent chaque période de l'horizon par une recherche à voisinage variable (Variable Neighborhood Search (VNS)). Geiger et Sevaux [78, 79] proposent une méthode de génération du front de Pareto du problème d'IRP bi objectif séparant les coûts de stockage et routing.

Les principales variantes des problèmes de routing mono périodiques possèdent leur équivalent avec gestion de stocks, comme les flottes de véhicules hétérogènes [47, 57, 123], des productions et demandes stochastiques [74, 82] ou plusieurs produits [146, 47]. Le problème de *Production-Routing* introduit par Chandra [45] et Fisher [46] permet de gérer le planning de production du fournisseur en plus de son stock. Cette variante étudiée entre-autres par Archetti et al. [15], Boudia et Prins [36] et Adulyasak et al. [2], permet de gérer de manière optimale le coût de stockage du fournisseur. Une variante intégrant un coût de production initial (*setup-up costs*) est introduite par Javid et al. [4, 5].

Pour finir, un ensemble de variantes de problèmes de tournées avec gestion des stocks maritimes (Maritime Inventory Routing Problem (MIRP)) considère la production et consommation de ressources dans les stocks de manière continue. L'horizon temporel n'est pas discrétisé en périodes comme la version traditionnelle de l'IRP du fait des temps de trajets des transporteurs maritimes (heures ou jours). La quantité de produits disponibles dans un nœud fournisseur ou restant chez un client dépendra du temps d'arrivée d'un véhicule (méthanier ou pétrolier par exemple). Une méthode de résolution du MIRP avec un seul produit

est proposée par Christansen et al. [50, 51] et Christiansen [49]. Hwang [91] propose quant à lui de résoudre le problème multiproduit. Un état de l'art des différents sujets de recherche associés aux problèmes de transport maritime avec gestion de stocks est proposé par Papageorgiou et al. [121] qui regroupent les principales instances utilisées dans la littérature.

4.2.2 Tournées avec dépôts intermédiaires

Nous considérons dans les problèmes classiques de VRP et IRP un unique dépôt depuis lequel les véhicules commencent et finissent leurs tournées. Ces derniers possèdent une capacité initiale et ne peuvent réapprovisionner leur contenu pendant leur tournée. Les travaux de thèse de Huang [87] ainsi que les papiers joints de Bard et al. [22, 23] introduisent la notion de dépôts intermédiaires (Satellite Facilities (SF) également nommé dans la littérature Intermediate Facilities (IF)). Cet aspect permet aux véhicules de livraison de se réapprovisionner en cours de tournée dans un ou plusieurs nœuds du réseau avant de continuer à livrer les clients ou dans le cas d'une collecte, correspondant à notre problème, de vider son contenu dans des exutoires intermédiaires. Bard et al. proposent donc une méthode de B&C pour résoudre le problème de VRP-SF [22] avant d'intégrer cette approche dans une méthode de décomposition du problème de tournées avec gestion des stocks (IRP-SF) [23]. Ils intègrent entre autres dans leur approche des techniques de construction (Clark & Wright (C&W)) et une méthode appelée Greedy Randomized Adaptive Search Procedure (GRASP). La première étude du problème de PVRP-IF proposée par Angelelli et Speranza [10] repose sur une recherche tabou et est issue d'un problème de collecte de déchets. Sevilla et Simon [139] sont les premiers à intégrer le respect de fenêtres de temps avec dépôts intermédiaires (VRPIFTW) et proposent une heuristique de clustering améliorée par un système de colonie de fourmis. Les travaux de Sahoo et al. [136] ainsi que Kim et al. [98] à partir de 2005 décrivent le problème de *Waste Collection VRP with Time Windows* (WCVRPTW), dans lequel les véhicules de collecte (homogènes) peuvent vider leur contenu dans un exutoire intermédiaire, à l'image du problème étudié par Angelelli et Speranza [10]. Kim et al. utilisent un algorithme de recuit simulé (Simulated Annealing (SA)) sur des instances comprenant 102 à 2100 points de collecte. Benjamin et Beasley proposent au travers d'une thèse [9] et d'un article [30] de résoudre le problème de WCVRPTW et des variantes intégrant des contraintes métier (pause réglementaire des chauffeurs) via de nombreuses procédures de construction et deux métaheuristiques basées sur une méthode recherche tabou et un algorithme VNS. Une approche ALNS est proposée par Buhrkal et al [40] tandis qu'un algorithme de clustering est étudié par Liu et He [107] avec pour conséquence une séparation nette des tournées en secteurs de ramassage. Cette approche est également explorée par Boukachour et al. [37] qui y associent une recherche par colonie de fourmis. Ombuki-Berman et al [135, 119] proposent de résoudre le problème de *WCVRP-TW* multi objectif en intégrant notamment la notion de consistance de tournées, permettant de répartir de manière homogène la charge de chaque véhicule et rendre les tournées plus disjointes (se croisant peu). Ils proposent une résolution par un algorithme génétique (Genetic Algorithm (GA)). Markov et al [109] intègrent enfin une flotte de véhicules hétérogènes dans ce problème et appliquent une solution par recherche locale pour résoudre ce problème très riche.

L'optimisation problèmes de tournées avec dépôts multiples (Multi-Depot Vehicle Routing Problem (MDVRP)) diffère de la notion de dépôts intermédiaires. En effet, le problème de MDVRP est composé de véhicules pouvant partir de dépôts différents. Dans la version classique du MDVRP, les véhicules doivent revenir à leur dépôt de départ. Une approche exacte est proposée par Laporte et al. [104] et des algorithmes heuristiques sont étudiés par Tillman et al. [149, 151, 152], Renaud et al. [131, 132] et Cordeau et al. [59]. Une variante de ce problème de livraison appelée *Multi-Depot Vehicle Routing Problem with Inter-Depot Routes* et étudiée par Crevier et al [60] intègre la notion de dépôts intermédiaires, mais ne fait pas de distinction entre les dépôts. Les véhicules peuvent donc partir et passer par n'importe quel dépôt, mais doivent toujours revenir à leur point de départ en fin de tournée. L'approche proposée génère un ensemble de routes par recherche recherche tabou puis sélectionne un sous-ensemble de ces routes par résolution mathématique d'un problème de partition.

On remarque que la notion de dépôts intermédiaires possède de multiples appellations (intermediate,

satellite) et cas d'utilisation (ramassage et livraison), mais a fait l'objet de nombreuses études et techniques de résolution. Si cet aspect a été largement étudié dans le cas mono périodique, très peu d'approches multi périodiques ont été proposées.

4.2.3 Flottes hétérogènes fixes

La plupart des entreprises de logistique et transport possèdent des véhicules possédant des caractéristiques différentes. Le problème classique de VRP considère une flotte illimitée de véhicules de même capacité et coûts. Afin de prendre en compte la diversité d'un parc, Golden et al. [83] proposent une première formulation du problème de tournées avec flotte hétérogène illimité (FSM). Ce problème permet de déterminer entre autres le nombre idéal de véhicules à utiliser pour minimiser les coûts de transport. Le problème de tournées avec flotte hétérogène fixe (Heterogenous Fixed fleet Vehicle Routing Problem (HFVRP)) proposé par Taillard [147] limite quant à lui le nombre de véhicules disponibles de chaque type.

Yaman [156] introduit un ensemble de coupes et relaxations de contraintes applicables sur les deux variantes afin de renforcer les modèles mathématiques proposés. Baldacci et al. [18] proposent un deuxième ensemble de coupes adaptées au FSM et utilisent [19] une méthode exacte de résolution basée sur une formulation d'un problème de partitionnement. Choi et Tcha [48] proposent une première méthode de génération de colonnes pour la version FSM du problème et Pessoa et al. [126] introduisent un algorithme de Branch & Cut & Price (BCP) pour le résoudre.

Comme pour le problème de routing et de ses nombreuses variantes, la plupart des méthodes heuristiques sont applicables et conservent leur efficacité sur les variantes à flotte hétérogène. Osman [120] propose une première méthode de recherche tabou combinée avec un algorithme SA en 1996. D'autres méthodes taboues ont été proposées [154, 94] et constituent aujourd'hui un élément important des méthodes combinant plusieurs approches, comme la résolution en deux phases de Lee et al. [106] ou Euchi et Chabchoub [71]. Afin de résoudre le problème HFVRP, Gencer et al. [80] proposent une approche de décomposition par clustering et Liu [108] hybrident une méthode génétique pour obtenir des solutions de qualité en un temps restreint. Enfin, une approche matheuristique de déconstruction aléatoire et reconstruction par un modèle mathématique est proposée par Naji-Azimi et al. [116].

On constate que l'aspect hétérogène des flottes de véhicules est souvent considéré comme une composante des problèmes de tournées mono ou multi périodiques et ne constituent pas une classe séparée de la littérature sur le sujet. De nombreux travaux intégrant une flotte hétérogène dans des différentes variantes du problème de VRP sont répertoriés dans une récente étude bibliographique de Koç et al. [100].

4.2.4 Fenêtres de temps multiples

De nombreux travaux de recherche ont incorporé dans leurs problématiques la notion de fenêtres de temps. Cet aspect impose à chaque véhicule de servir un nœud dans un créneau spécifique (exemple : 10h00 – 12h00). Bräysy et Gendreau [38, 39] effectuent en 2005 une revue des méthodes heuristiques et El-Sherbeny [69] propose un état de l'art des solutions exactes et approchées du problème de tournées avec fenêtres de temps (Vehicle Routing Problem with Time Windows (VRPTW)). Une approche génétique hybride est proposée par Vidal et al. [153] et permet de résoudre efficacement plusieurs variantes du problèmes de VRPTW (plusieurs dépôts, multi-périodiques).

En revanche, il existe, à notre connaissance, peu d'études traitant de problèmes de routing avec plusieurs fenêtres de temps sur chaque nœud du réseau. Pesant et al. [125, 124] sont les premiers à décrire un problème de voyageur de commerce avec fenêtres de temps multiples (Traveling Salesman Problem with Time Windows (TSPMTW)), tandis que Favaretto et al. [73] proposent une méthode de colonie de fourmis pour résoudre le problème de tournées de véhicule multi-fenêtres (Vehicle Routing Problem with Multiple Time Windows (VRPMTW)) comprenant un horizon infini et des contraintes de périodicité. Belhaiza et al. [24] étudient le problème de VRPMTW-HF et proposent une approche par VNS et recherche tabou ainsi qu'une méthode hybride GA et VNS dans un second papier [25]. Mathlouthi et al. [111] intègrent des fenêtres de

temps multiples dans un problème de tournées de techniciens (Technician Routing and Scheduling Problem (TRSP)) et proposent un modèle mathématique de résolution. Un problème de tournées maritimes avec fenêtres de temps multiples a été étudié par Siswanto [141] dans lequel les véhicules (bateaux) doivent accéder et quitter les différents points de livraison et rechargement dans des fenêtres de temps correspondant aux horaires de fonctionnement des ports. Ainsi deux temps d'attente peuvent être observés, l'un à l'arrivée (en attendant le début du service) et l'autre au départ. Enfin, Miranda et al. [115] proposent une modélisation d'un problème complexe de *Production Inventory Distribution* combinant des fenêtres de temps multiples, différents produits et un réapprovisionnement possible au dépôt. Une méthode heuristique de décomposition par relaxation est utilisée afin d'obtenir des résultats approchés pour des instances de quinze clients et trois produits.

4.2.5 Problèmes multiproduits

La plupart des problèmes dits *multiproduits* représentent le fait pour un véhicule de pouvoir transporter plusieurs produits à la fois, ce qui n'est pas notre cas. Le problème de tournées avec véhicules multi-compartimentés (Multi-Compartment Vehicle Routing Problem (MCVRP)) considère une flotte de véhicules (homogènes) comprenant autant de compartiments que de produits présents dans le problème. Chaque véhicule peut transporter simultanément tous les produits, mais avec des capacités distinctes. Avella et al. [16] proposent de résoudre un problème de livraison de carburant de manière exacte et heuristique, en considérant que chaque compartiment est vidé entièrement chez un seul client. El Fallahi et . [72] proposent une approche mémétique et une recherche tabou pour résoudre le problème de MCVRP. Alinaghian et Shokouhi [8] résolvent une variante de ce problème comprenant plusieurs dépôts et des livraisons séparées (split deliveries), grâce à une méthode hybride basée sur un ALNS. Une version avec demandes stochastiques est étudiée par Mendoza et al. [112] qui utilisent un algorithme mémétique hybride afin de résoudre des instances jusqu'à 484 clients. Dans le cadre de la collecte de déchets, Reed et al. [130] proposent une méthode de colonie de fourmis pour optimiser les tournées de véhicules de collecte de déchets multi compartimentés.

Coelho et al. [56] étudient un problème d'IRP avec flotte hétérogène multiproduit, dans lequel la capacité du véhicule mono compartimenté est cette fois-ci commune à tous les produits transportés et sans contraintes d'incompatibilité entre deux produits dans les véhicules. À nouveau, un véhicule peut transporter simultanément tous les types de produits, sous réserve de capacité suffisante. Ils proposent une méthode exacte de B&C et testent leur approche sur des instances allant jusqu'à cinq produits, sept périodes et cinquante clients.

On remarque que la plupart des aspects multiproduits des problèmes rencontrés dans la littérature concernent soit un système de compartiments pré affectés, soit un compartiment unique et donc une capacité commune à tous les produits. À notre connaissance, seule l'étude de Kandiller et al. [97] prend en compte l'incompatibilité de plusieurs produits dans le cadre mono compartimenté. Cet aspect est pourtant intégré dans de nombreux problèmes de transport de fret de type *pick-up and delivery* dans lesquels l'origine et la destination de chaque demande sont connues, on parle alors d'incompatibilité d'ordre. Dans notre application, nous devons assurer la collecte d'un ensemble de produits en ne traitant qu'un seul produit à la fois par véhicule.

4.2.6 Classification du problème

On constate avec l'état de l'art ci-dessus que le problème opérationnel traité dans cette thèse regroupe un grand nombre de caractéristiques traitées séparément dans la littérature. Notre problème est un problème de collecte de déchets (WC) avec gestion de stocks (IRP), une politique fixe de gestion des stocks (OU), de multiples fenêtres de temps (MTW), une flotte de véhicules hétérogène de taille fixe (HF), des dépôts intermédiaires (IF) et plusieurs produits (MP) incompatibles (Single Compartment (SC)) transportés dans des véhicules mono compartimentés. Cette dernière caractéristique n'a pas été, à notre connaissance, traitée dans des problèmes de tournées de véhicules et constitue un enjeu intéressant lorsqu'elle est combinée

avec la présence de dépôts intermédiaires (exutoires dans notre cas), comme montré en section 4.7. Un récapitulatif des études et publications les plus proches du problème traité dans la suite de ce manuscrit est fourni dans le Tableau 4.1.

À partir de la nomenclature bibliographique ci-dessus, nous nommons MultiProduct Waste Collection Inventory Routing Problem with Heterogeneous Fixed Fleet and Multiple Time Windows (MP-WCIRP-HFF-MTW) le problème traité dans la suite de cette thèse.

4.3 Formulation mathématique

Nous présentons dans cette section la formulation mathématique du problème à l'aide d'un modèle de programmation linéaire à variables mixtes continues et binaires. Nous décrivons dans un premier temps le problème de manière formelle en introduisant les notations utilisées avant de présenter en détail la fonction objectif et les contraintes du modèle.

4.3.1 Notations

Soit T un horizon de $|T|$ périodes de temps. Nous considérons un graphe orienté $\mathcal{G} = (N, A)$ dans lequel N représente l'ensemble des nœuds du réseau et A l'ensemble des arcs. On considère dans un premier temps le graphe comme complet. À chaque arc $(i, j) \in A$ est associé une distance d_{ij} et un temps de parcours t_{ij} commun à tous les véhicules.

L'ensemble des nœuds est partitionné en trois ensembles $N = \{o\} \cup N_1 \cup N_2$ où o représente le dépôt, N_1 l'ensemble des exutoires du réseau et N_2 le parc de colonnes à collecter. Afin de conserver la trace de la durée de tournée, nous séparons le dépôt o en deux dépôts virtuels, o_1 pour les départs des tournées et o_2 pour les retours. Ces deux dépôts possèdent les mêmes caractéristiques sur le graphe (distances, temps) et la même plage horaire. De la même façon, nous dupliquons les exutoires afin de permettre mathématiquement à un véhicule de passer plusieurs fois par le même nœud. Le nombre de duplications est arbitrairement fixé à 5 pour les expérimentations. Chaque nœud possède un ensemble de W_i fenêtres d'accessibilité $\{[a_i^w, b_i^w], w = 1 \ldots, W_i\}$ et un temps de service s_i. Chaque exutoire $i \in N_1$ est compatible avec une liste de produits notée $Comp_i$.

Chaque colonne $i \in N_2$ est associée à un produit P_i et possède une capacité C_i. Le stock initial de chaque conteneur est noté q_i^0. L'apport en produit dans un conteneur est défini pour chaque période t de l'horizon T par la notation q_i^t. Chaque débordement d'une colonne pour chaque période est pénalisé par un coût OC.

Nous considérons une flotte hétérogène V de véhicules. Afin de simplifier la notation et le nombre de variables du problème, nous considérons que les véhicules de la flotte ne sont disponibles qu'à une seule période de l'horizon. Chaque véhicule est donc artificiellement dupliqué pour être disponible sur l'ensemble des périodes prévues. Chaque véhicule $v \in V$ est disponible sur une période notée T^v et possède un coût fixe en sortie de dépôt F_v, un coût variable proportionnel à la durée de la tournée H_v et un coût proportionnel à la distance parcourue D_v.

4.3.2 Variables

Nous définissons huit ensembles de variables binaires ou continues.

Trois ensembles de variables sont associés à l'itinéraire qu'emprunte chaque véhicule dans sa tournée. La variable x_{ij}^v prend la valeur 1 si le véhicule v traverse l'arc (ij) et 0 sinon. La variable y_i^v prend la valeur 1 si le véhicule v passe par le nœud i lors de sa tournée et 0 sinon. Enfin la variable z^v prend la valeur 1 si le véhicule v est utilisé. Il existe donc une relation d'implication $x_{ij} \Rightarrow y_i^v \Rightarrow z^v$. En effet, l'utilisation d'un véhicule sur un arc implique à la fois le passage de ce véhicule par les deux nœuds formant l'arc et l'utilisation du véhicule en question.

Référence	Année	Planning	IF	HF	MTW	SC
Chien et al. [47]	1989	IRP		•		
Osman [120]	1993			•		
Speranza et Ukovich [146]	1996	IRP				
Huang [87]	1997	IRP	•			
Bard et al. [22, 23]	1998	IRP	•			
Pesant et al. [125, 124]	1999				•	
Taillard [147]	1999			•		
Angelelli et Speranza [10]	2002		•			
Bertazzi et al. [32]	2002	IRP				
Kim et al. [98]	2005		•			
Sahoo et al. [136]	2005		•			
Archetti et al. [14]	2007	IRP				
Favaretto et al. [73]	2007	Problème périodique			•	
Ombuki-Berman et al [135, 119]	2007		•			
Baldacci et al. [18]	2009			•		
Benjamin et Beasley [30, 9]	2010		•			
Solyah et Süral [144]	2011	IRP				
Coelho et Laporte [57, 56]	2013	IRP		•		
Belhaiza et al. [24]	2014			•	•	
Markov et al [109]	2014		•	•		
Ribeiro et Lourenço [129]	2014	IRP				
Miranda et al. [115]	2017	PIRP			•	
Problème opérationnel	**2017**	**IRP**	•	•	•	•

Tableau 4.1 – Classement des publications proches du problème opérationnel déterministe

Trois ensembles de variables définissent les niveaux de remplissage et débordement des conteneurs et véhicules. La variable δ_i^v donne la quantité de produits collectés par le véhicule v lors de son passage à la colonne i. Le remplissage du véhicule à l'issue de cette opération est noté θ_i^v. Enfin, la variable binaire ω_i^t est égale à 1 si la colonne i déborde à la fin de la période t et 0 sinon. À nouveau, il existe une relation entre la quantité collectée par un véhicule d'une colonne et son niveau de remplissage en fin de période. En revanche, la relation entre les quantités collectées par un véhicule et son taux de remplissage n'est pas directe, car son passage (vidage) dans un exutoire intervient dans le calcul de la quantité de produits embarqué.

Pour terminer, deux variables statuent sur le respect des fenêtres de temps et le planning horaire de chaque véhicule. La variable binaire r_i^{vw} est égale à 1 si le véhicule v commence son service dans le nœud i pendant sa fenêtre de temps $w \in W_i$ et la valeur 0 sinon. La variable τ_i^v fixe quant à elle l'heure de début de service du véhicule v au nœud i. Le passage d'un véhicule dans une fenêtre de temps d'un nœud implique évidemment son passage par ce nœud ($r_i^{vw} \Rightarrow y_i^v \Rightarrow z^v$).

L'ensemble des notations présentées ci-dessous est résumé dans le tableau 4.2.

Paramètre	**Type**	**Description**
F^v	Réel	coût fixe du véhicule v
D^v	Réel	coût distancier du véhicule v
H^v	Réel	coût *horaire* du véhicule v
T^v	Entier	période du véhicule v
q_i^t	Réel	apport dans la colonne i à la fin de la période t
P_i	Produit	produit de la colonne i
$Comp_i$	{Produits}	liste des produits compatibles avec l'exutoire i
C_p^v	Réel	capacité du véhicule v en produit p
C_i	Réel	capacité de la colonne i
OC	Réel	coût de débordement par colonne par période
W_i	Entier	nombre de fenêtres de temps du nœud i
a_i^w	Réel	horaire d'ouverture de la fenêtre w du nœud i
b_i^w	Réel	horaire de fermeture de la fenêtre w du nœud i
d_{ij}	Réel	distance entre le nœud i et le nœud j
t_{ij}	Réel	durée de parcours de l'arc (i, j)
s_i	Réel	temps de service au nœud i

Variable	**Type**	**Description**
x_{ij}^v	Binaire	égale à 1 si l'arc (i, j) est traversé par le véhicule v
y_i^v	Binaire	égale à 1 si le nœud i est visité par le véhicule v
z^v	Binaire	égale à 1 si le véhicule v est utilisé
r_i^{vw}	Binaire	égale à 1 si le véhicule v sert le nœud i durant sa fenêtre w
τ_i^v	Réel	heure de début de service du véhicule v au nœud i
δ_i^v	Réel	quantité de produits collectés par le véhicule v à la colonne i
θ_i^v	Réel	quantité de produits dans le véhicule v après passage au nœud i
ω_i^t	Binaire	égale à 1 si la colonne i déborde à la fin de la période t

Tableau 4.2 – Notations utilisées dans le modèle mathématique opérationnel déterministe

4.3.3 Fonction objectif

Nous cherchons dans ce problème à minimiser la fonction objectif exprimée par l'équation (4.1). Cette fonction se compose de deux sous-parties, avec d'une part les coûts liés aux véhicules (coûts fixes et linéaires) et d'autre part les pénalités de débordement.

$$\text{Min } Z = \sum_{v \in V} \left(F^v z^v + D^v \sum_{i,j \in A} d_{ij} x_{ij}^v + H^v (\tau_{o_2}^v - \tau_{o_1}^v) \right) + OC \sum_{t \in T} \sum_{i \in N_2} \omega_i^t \tag{4.1}$$

4.3.4 Contraintes

Nous présentons ci-dessous l'ensemble des contraintes du problème, regroupées par thème. Les paramètres M_1 à M_6 sont des valeurs considérées comme très supérieures aux autres entités présentes dans les contraintes associées.

$$\sum_{v \in V : T^v = t} y_i^v \leq 1 \qquad i \in N_2, \quad t \in T \tag{4.2}$$

$$\sum_{(i,j) \in A} x_{ij}^v - \sum_{(j,i) \in A} x_{ji}^v = 0 \qquad v \in V, \quad i \in N_1 \cup N_2 \tag{4.3}$$

$$\sum_{(i,j) \in A} x_{ij}^v = y_i^v \qquad v \in V, \quad i \in N \tag{4.4}$$

$$z^v \geq y_i^v \qquad v \in V, \quad i \in N_1 \cup N_2 \tag{4.5}$$

Les équations (4.2) à (4.5) régissent la notion de route et sont pour la plupart communes dans les différentes modélisations des problèmes de transport (TSP,VRP). L'équation (4.2) indique qu'un seul véhicule peut visiter une colonne sur une période donnée. Les contraintes (4.3) imposent une continuité dans les tournées. Tout véhicule entrant dans un nœud doit en ressortir, à l'exception des dépôts de départ et arrivée. Enfin les équations (4.4) et (4.5) imposent la transitivité des variables x, y et z présenté en section 4.3.2.

$$x_{ij}^v = 0 \qquad v \in V, \quad i,j \in N_2 : P_i \neq P_j \tag{4.6}$$

$$x_{ij}^v = 0 \qquad v \in V, \quad i \in N_2, \quad j \in N_1 : P_i \notin Comp_j \tag{4.7}$$

$$x_{io_2}^v = 0 \qquad v \in V, \quad i \in N_2 \tag{4.8}$$

$$x_{o_2 j}^v = 0 \qquad v \in V, \quad j \in N \tag{4.9}$$

$$x_{io_1}^v = 0 \qquad v \in V, \quad j \in N \tag{4.10}$$

Les contraintes (4.6) empêchent à un véhicule de collecter une colonne d'un produit P_i puis de se rendre immédiatement à une colonne d'un autre type. Ceci empêche donc le mélange de produits dans un véhicule. L'équation (4.7) empêche quant à elle un véhicule de passer par un exutoire incompatible avec le produit qu'il transporte. L'ensemble de contraintes (4.8), (4.9) et (4.10) régissent l'interdiction pour un véhicule de retourner au dépôt de départ, de quitter le dépôt d'arrivée ou bien de rentrer au dépôt d'arrivée sans avoir vidé son contenu dans un exutoire au préalable. L'ensemble de ces contraintes définissent les arcs d'un automate décrivant l'itinéraire possible pour un véhicule, présenté en figure 4.9.

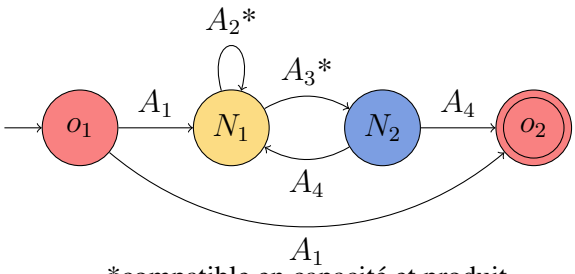
$$\tau_{o_1}^v \leq \tau_{o_2}^v \qquad v \in V \tag{4.11}$$

$$\tau_j^v \geq \tau_i^v + t_{ij} + s_i - (1 - x_{ij}^v) M_1 \qquad v \in V, \quad (i,j) \in A \tag{4.12}$$

$$\tau_i^v \geq r_i^{vw} a_i^w \qquad v \in V, \quad i \in N, \quad w \in 1 \ldots W_i \tag{4.13}$$

$$\tau_i^v \leq b_i^w + (1 - r_i^{vw}) M_2 \qquad v \in V \quad i \in N, \quad w \in 1 \ldots W_i \tag{4.14}$$

$$y_i^v \leq \sum_{w=1}^{W_i} r_i^{vw} \qquad v \in V, \quad i \in N \tag{4.15}$$



*compatible en capacité et produit

FIGURE 4.9 – Automate régissant l'itinéraire d'un véhicule dans une tournée déterministe

Les contraintes (4.11) à (4.15) définissent les heures d'arrivée dans les différents nœuds et imposent le respect des fenêtres de temps. L'équation (4.11) impose une durée de tournée positive ou nulle pour chaque véhicule, ceci afin d'empêcher un véhicule non utilisé d'avoir un temps de tournée négatif. L'équation (4.12) définit la continuité temporelle d'un trajet. Si un véhicule se rend d'un nœud à un autre, il ne peut arriver avant d'avoir servi le premier nœud et effectué le trajet vers le second. Les équations (4.13) et (4.14) imposent de commencer le service d'un nœud entre le début et la fin d'une fenêtre de temps si celle-ci est utilisée pour effectuer le service. Enfin, l'équation (4.14) oblige le passage dans un nœud lors d'au moins une de ses fenêtres d'ouverture. Cette dernière représente également le lien entre les variables y et r discuté en section 4.3.2.

$$\delta_i^v \leq y_i^v M_3 \qquad v \in V \quad i \in N_2 \tag{4.16}$$

$$\delta_i^v \geq \sum_{t=0}^{T^v} q_i^t - \sum_{v' \in V : T^{v'} < T^v} \delta_i^{v'} - (1 - y_i^v) M_4 \qquad v \in V \quad i \in N_2 \tag{4.17}$$

$$\delta_i^v \leq \sum_{t=0}^{T^v} q_i^t - \sum_{v' \in V : T^{v'} < T^v} \delta_i^{v'} \qquad v \in V \quad i \in N_2 \tag{4.18}$$

$$\sum_{t'=0}^{t} q_i^{t'} - C_i - \sum_{v \in V : T^v \leq t} \delta_i^v \leq \omega_i^t M_5 \qquad i \in N_2 \quad t \in T \tag{4.19}$$

$$\theta_j^v \geq \theta_i^v + \delta_j^v - (1 - x_{ij}^v) M_6 \qquad v \in V \quad j \in N_2 \quad (i,j) \in A \tag{4.20}$$

$$\theta_i^v = 0 \qquad v \in V \quad i \in N_1 \tag{4.21}$$

$$\theta_i^v \leq C_{P_i}^v \qquad v \in V \quad i \in N_2 \tag{4.22}$$

L'évolution du remplissage et le respect des capacités est contraint par les équations (4.16) à (4.22). Le lien entre le passage d'un véhicule dans un nœud et la quantité collectée est exprimé par les contraintes (4.16), (4.17) et (4.18). On remarque ici que la quantité de déchets dans une colonne à un instant donné correspond à l'ensemble des produits apportés par les utilisateurs jusqu'à cette période (plus le niveau initial) moins la quantité récupérée lors des collectes précédentes (véhicules dont la période $T^{v'}$ précède celle du véhicule v). La continuité du remplissage du véhicule est assurée par les contraintes (4.20) pour les vidages de colonnes et (4.21) pour les passages en exutoire. Ces contraintes sont valides uniquement si le véhicule vide systématiquement son contenu lors d'un passage en exutoire. Nous interdisons le passage d'un véhicule par un exutoire incompatible avec son chargement par l'équation (4.7). L'interdiction pour un véhicule de dépasser sa capacité est donnée par l'équation (4.22). Enfin, la relation entre le débordement d'une colonne et sa variable associée est exprimée par l'équation (4.19).

$$x_{ij}^v,\ y_i^v,\ z^v,\ r_i^{vw} \in \mathbb{B} \tag{4.23}$$

$$\tau_i^v,\ \delta_i^v,\ \theta_i^v \geq 0 \tag{4.24}$$

Pour finir, les équations (4.23) et (4.24) expriment les domaines de définition des variables, avec notamment une non-négativité des temps et quantités utilisés dans le reste du modèle.

4.3.5 Amélioration du modèle

Nous présentons le modèle (4.1)-(4.24) comme un modèle mathématique basé sur un graphe orienté complet. On remarque par ailleurs qu'un grand nombre de contraintes fixent des variables de routage (x) à 0. Ces entités ne sont alors plus considérées comme variables et peuvent être retirées du système. C'est ce que font la plupart des solveurs de programmation mathématique lors de leur phase de prétraitement du modèle. Afin de retirer les contraintes (4.6) à (4.10) et les variables concernées, nous redéfinissons l'ensemble des arcs A du graphe comme suit :

$$A = A1 \cup A2 \cup A3 \cup A4 \tag{4.25}$$

$$A1 = \{(o_1, j) : j \in N_1 \cup \{o_2\}\} \tag{4.26}$$

$$A2 = \{(i, j) : i \in N_1, j \in N_1; P_i = P_j\} \tag{4.27}$$

$$A3 = \{(i, j) : i \in N_1, j \in N_2; P_i \in Comp_j\} \tag{4.28}$$

$$A4 = \{(i, j) : i \in N_2, j \in N_1 \cup \{o_2\}\} \tag{4.29}$$

Les quatre ensembles A_1, A_2, A_3 et A_4 représentent les arcs empruntables par un véhicule sur l'automate de la figure 4.9. La suppression de tous les arcs entre deux clients incompatibles retire une grande partie des variables et contraintes proposées dans le modèle proposé plus haut.

La présence de variables discrètes (binaires) dans le modèle est un frein important à la résolution par un solveur mathématique. Une estimation de la valeur optimale de ces variables lors de la résolution du problème sans les contraintes d'intégrité (4.23) permet au solveur de les fixer plus rapidement pour obtenir une solution réalisable optimale. La qualité de ces estimations repose en partie sur la valeur attribuée aux paramètres de type *Big M* (M_1 à M_6 dans notre cas) servant à établir le lien entre les variables discrètes et continues. L'objectif est de définir pour ces paramètres une valeur suffisamment grande pour que l'équation mathématique soit juste, mais la plus petite possible. Par exemple, fixer pour M_2 une valeur égale à la *durée d'une période* libère la contrainte (4.14) lorsqu'un véhicule ne visite pas un nœud dans sa fenêtre w. La variable τ_i ne peut excéder la valeur de M_2 de par son domaine de définition. Nous considérons que les fenêtres de temps des différents nœuds n'excèdent pas l'heure de fermeture du dépôt ($b^1_{o_2}$) et utilisons dans notre modèle les valeurs proposées en Tableau 4.3. Notons que la plupart des solveurs commerciaux de programmation linéaire possèdent une prise en charge de ces contraintes d'implication logique en évaluant de manière dynamique la borne des *Big M* ou en activant / désactivant les contraintes associées au cours de la résolution. Des méthodes avancées proposées entre autres par Bonami et al. [35, 28] permettent de diminuer le temps de résolution de problèmes possédant ce type de contraintes.

Paramètre	Valeur
$M1$	$b^1_{o_2} + t_{ij} + s_i$
$M2$	$b^1_{o_2} - b^w_i$
$M3$	$C^v_{P_i}$
$M4$	$\sum_{t=0}^{T^v} q^t_i$
$M5$	$\sum_{t'=0}^{t} q^{t'}_i - C_i$
$M6$	$C^v_{P_i} + \sum_{t=0}^{T^v} q^t_j$

Tableau 4.3 – valeurs des paramètres de type *Big M* du modèle opérationnel déterministe

4.4 Conclusion

Nous avons décrit dans ce chapitre un problème riche de gestion d'une flotte de véhicules chargés de collecter différents déchets par Point d'Apport Volontaire (PAV). Ce problème, inspiré et proposé par une entreprise de collecte et transport de déchet, possède de nombreuses contraintes métier et est destiné à être utilisé sur des instances de grande taille, comprenant plusieurs centaines de points de collecte sur un horizon à long terme. Nous présentons un état de l'art sur les problématiques de tournées de véhicules et les caractéristiques proches de notre problème et constatons qu'à notre connaissance, aucune publication ne traite de ces aspects en même temps. Nous proposons le problème de MP-WCIRP-HFF-MTW et le décrivons au travers d'un modèle mathématique en section 4.3. Cette formulation est complétée par une simplification du graphe utilisé et une proposition de valeurs pour les composants dits *Big M*. Néanmoins, la résolution exacte de ce modèle pour des instances réalistes s'avérerait certainement difficile et ce n'est pas l'objectif de cette thèse. Nous présentons cependant dans le chapitre 5 les résultats de la résolution de notre modèle pour des instances de taille moyenne.

5

Résolution du problème de tournées déterministe

Nous présentons dans ce chapitre une méthode de résolution heuristique ALNS pour résoudre le problème MP-WCIRP-HFF-MTW déterministe décrit au chapitre 4. L'algorithme utilisé est présenté dans la section 5.1 tandis que la section 5.2 détaille les méthodes d'évaluation rapide de faisabilité d'insertion de nœud dans une tournée. Les expérimentations réalisées sur des instances et problèmes variés et les résultats obtenus sont décrits en section 5.3. Enfin, nous présentons nos conclusions relatives à la résolution opérationnelle déterministe en section 5.4.

5.1 Approche ALNS globale

Nous argumentons dans cette section le choix de la méthode ALNS implémentée pour résoudre le problème de MP-WCIRP-HFF-MTW décrit en chapitre 4 et détaillons son fonctionnement.

5.1.1 Choix de la méthode

De nombreuses approches sont utilisées pour résoudre les problèmes de tournées de véhicules, en particulier pour des instances de taille réaliste. On divise principalement ces approches en deux catégories : les méthodes exactes aboutissant à une solution optimale et les heuristiques permettant d'obtenir des solutions de bonne qualité dans un temps plus restreint. La plupart des méthodes exactes reposent sur l'utilisation d'un solveur mathématique, à l'exception des algorithmes ad hoc développés spécialement pour un problème simple et la recherche de chemins dans un graphe, comme les algorithmes de Dijkstra [65] et Bellman-Ford [76, 27]. La volonté de proposer une méthode de résolution applicable sur des instances réelles de grande taille par une entreprise d'une part et les résultats de mauvaise qualité obtenus par l'utilisation de notre modèle mathématique sur des petites instances (section 5.3.3) d'autre part, nous encourage à développer une méthode heuristique de résolution du MP-WCIRP-HFF-MTW.

On remarque suite à notre revue de la littérature présentée en section 4.2 que la plupart des approches proposées pour résoudre les différents aspects de notre problème sont basées sur des méthodes à voisinage(s) local(s) et/ou intégrant une composante tabou. La recherche par voisinage permet d'améliorer une solution initiale (intensification) par changements mineurs, appelés mouvements. L'exploration d'une grande partie de l'espace des solutions réalisables (ou diversification) est souvent garantie par l'utilisation d'une liste tabou (encourageant l'exploration de solutions inconnues) ou l'utilisation de voisinages dits

larges (modifiant de manière conséquente les solutions). Nous définissons trois critères favorisant l'intégration et l'utilisation d'un système d'optimisation dans l'organisation (quotidienne) d'une entreprise :

— l'obtention de solutions performantes dans un temps restreint (moins d'une heure) sans paramétrage extérieur,
— la capacité d'optimiser sur un horizon glissant,
— la souplesse de l'algorithme face à des situations ou décisions imposées par les utilisateurs (exploitants et responsables logistiques) et la possibilité de ré-optimiser un problème après modification, en repartant de la dernière solution précédente.

Au regard de ces priorités et de notre analyse bibliographique, nous choisissons de développer une méthode à voisinages larges de type ALNS, détaillée dans la section 5.1.3. L'utilisation de destructions et réparations de solution nous permet en effet de facilement gérer une optimisation en horizon glissant. Après actualisation des données issues des tournées effectuées la veille et des conteneurs connectés, nous pouvons facilement optimiser ce nouveau problème en repartant de la solution précédente. La solution est rapidement rendue réalisable par le système de réparation interne à l'algorithme. Cette méthode permet également à un opérateur de stopper une résolution pour y apporter un changement (débordement inattendu, véhicule indisponible) et relancer l'optimisation en partant de la meilleure solution précédemment obtenue. Enfin l'aspect adaptatif de l'ALNS et les propositions de calibrage automatique formulées en sections 5.1.7 et 5.1.8 permettent d'éliminer une grande partie des paramètres de l'algorithme. Les méthodes de type LNS et en particulier ALNS n'ont à ce jour pas été utilisées pour résoudre les problèmes de type WCIRP.

5.1.2 Représentation d'une solution

Nous appelons dans la suite de cette partie une *solution* un ensemble de tournées de véhicules sur l'horizon considéré. La valeur de la fonction objectif d'une solution s est notée $f(s)$ et comprend le coût logistique des véhicules (fixe, kilométrique, horaire) et les pénalités de débordement des conteneurs sur l'horizon (pénalité fixe par conteneur par période de débordement). Une solution peut être représentée comme un ensemble de périodes contenant chacune une ou plusieurs chaînes de nœuds correspondants aux itinéraires des véhicules, comme dans l'exemple de la figure 5.1. Une sous-chaîne constitue un chemin de collecte entre deux exutoires. Tous les conteneurs d'une sous-chaîne possèdent par définition le même type de produit à collecter. Nous introduisons également la notation d'une position $(period, tour, pos)$ permettant d'identifier un nœud situé dans la tournée $tour$ de la période $period$ à la position pos. Le dépôt de départ se trouve à toutes les positions $(X, X, 0)$ tandis que le dépôt d'arrivée correspond à la dernière position de chaque tournée.

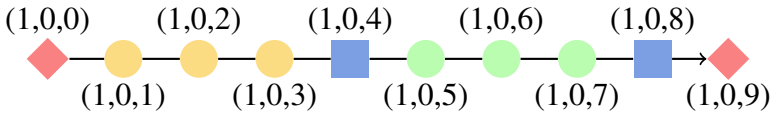


FIGURE 5.1 – Exemple de solution du problème opérationnel

5.1.3 Algorithme principal

Afin de résoudre notre problème de WCIRP, nous proposons une méthode de recherche à voisinages larges adaptative ALNS proposée par Ropke et Pisinger[134]. Cette méthode est basée sur l'heuristique Large Neighborhood Search (LNS) proposée initialement par Shaw [140] et améliorée par la méthode Ruin and Recreate (RR) de Schrimpf et al. [138]. À chaque itération de la méthode, nous retirons un ensemble de nœuds de la solution courante (destruction) et les réinsérons de manière à retrouver une solution réalisable (réparation). L'admission de solutions non réalisables est possible par un processus de Recuit simulé. Afin d'améliorer l'efficacité de l'approche LNS et augmenter l'espace de solution accessible, Ropke et Pisingers

[134] proposent une approche utilisant plusieurs processus (appelés opérateurs) de destruction et réparation ainsi qu'une manière intuitive de les sélectionner au cours de la résolution.

Algorithme 1 : ALNS simplifié

Entrées : une solution initiale s_i
un ensemble d'opérateurs de destruction S^-
un ensemble d'opérateurs de réparation S^+
Sorties : la meilleure solution obtenue s_{best}

```
// solution courante
```
1 $s \leftarrow s_i$
```
// meilleure solution obtenue
```
2 $s_{best} \leftarrow s_i$
3 **répéter**
4 $d \leftarrow$ choixOperateurs(S^-)
5 $r \leftarrow$ choixOperateurs(S^+)
6 $s' \leftarrow r(d(s))$
7 **si** $f(s') < f(s_{best})$ **alors**
8 $s_{best} \leftarrow s'$
9 **fin**
10 **si** $accepter(s, s')$ **alors**
11 $s \leftarrow s'$
12 **fin**
13 actualiser_scores(S^+,S^-)
14 **jusqu'à** *critère d'arrêt*
15 **retourner** s_{best}

L'algorithme 1 présente le fonctionnement global de l'ALNS. À partir d'une solution initiale (vide ou obtenue par un précédent algorithme) et de manière itérative, un ensemble d'opérateurs de destruction S^- et de réparation S^+ sont chargés de retirer ou insérer des nœuds dans les tournées de la solution courante s. À chaque itération de l'algorithme (entre les lignes 3 et 14), deux opérateurs ou ensembles d'opérateurs d et r sont sélectionnés via une roulette biaisée détaillée en section 5.1.6 (lignes 4 et 5) puis appliqués à la solution courante pour obtenir une nouvelle solution provisoire s' (ligne 6). La meilleure solution obtenue s_{best} est mise à jour si le coût de la nouvelle solution $f(s')$ est inférieur à celle-ci. Un critère d'acceptation de la solution (ligne 10) inspiré des méthodes de Recuit simulé est utilisé pour conserver cette solution comme solution courante s ou la rejeter. Enfin, le système adaptatif de sélection des opérateurs est ajusté en fonction de la qualité de la solution produite s' (ligne 13). Lorsque l'un des critères d'arrêt est atteint, comme le nombre maximum d'itérations ou le délai de résolution imposé, l'algorithme retourne la meilleure solution obtenue s_{best}. Si aucune solution améliorante n'a été trouvée lors de la recherche, le résultat s_{best} correspond à la solution initiale de l'algorithme s_i.

Une version plus exhaustive de la méthode développée est disponible en algorithme 2, comprenant l'ensemble des opérations présentées et détaillées dans les sections ci-dessous.

5.1.4 Opérateurs de destruction

Afin de garantir une exploration large de l'espace de recherche, nous implémentons quatre heuristiques de destruction de solution. Chaque opérateur de destruction supprime un ou plusieurs nœuds dans la solution de manière pseudoaléatoire en fonction de leurs types (conteneur, exutoire) ou positions géographiques. Nous considérons que chaque opération de destruction conserve la faisabilité d'une solution au regard des contraintes de tournées (respect des fenêtres de temps, non-débordement des véhicules, compatibilités des exutoires et non-mélange des produits). Cette assertion est détaillée dans la section 5.2.

Algorithme 2 : ALNS étendu

Entrées : une solution initiale s_i
un ensemble d'opérateurs de destruction S^-
un ensemble d'opérateurs de réparation S^+
Sorties : la meilleure solution obtenue s_{best}

$s \leftarrow s_i$
$s_{best} \leftarrow s_i$
$T \leftarrow T_{start}$
répéter
  $d \leftarrow$ choixOperateurs(S^-)
  $r \leftarrow$ choixOperateurs(S^+,d)
  $s' \leftarrow r(d(s))$
  si $f(s') < f(s_{best})$ **alors**
    $s_{best} \leftarrow s'$
  fin
  si $accepter(s, s')$ **alors**
    $s \leftarrow s'$
  fin
  actualiser_scores()
  si *fin_segment* **alors**
    actualiser_roulette()
  fin
  si *convergence* **alors**
    $s \leftarrow s_{best}$
    $T \leftarrow T_{start}$
  fin
  $T \leftarrow c \times T$
jusqu'à *critère d'arrêt*
retourner s_{best}

Nous faisons le choix de nous concentrer sur des opérateurs très aléatoires, garantissant ainsi une large exploration de l'espace au détriment de la rapidité de convergence de l'algorithme. Il existe en effet de nombreux opérateurs déterministes permettant de retirer les groupes de nœuds les plus coûteux au regard des tournées (k-*regret*) ou possédant des caractéristiques très similaires (*Shaw Removal*). L'utilisation de ces heuristiques est efficace si l'estimation du gain apporté par un retrait est proche du coût réel de cette opération. Dans notre cas, le retrait d'un nœud peut entraîner de nombreux changements dans sa tournée et les tournées ultérieures pour conserver la faisabilité de la solution, rendant très difficile l'estimation de l'impact d'une opération, même unitaire, sur le coût de la solution.

Nous utilisons dans la description de ces opérateurs le mot *client* désignant les conteneurs et *outlet* désignant les exutoires. Le tableau 5.1 reprend les opérateurs implémentés dans notre approche ALNS avec leurs impacts sur la solution.

Random client removal

L'opérateur Random client removal (RC) sélectionne aléatoirement un ensemble de conteneurs (entre 10% et 30% du nombre de conteneurs visités dans la solution) et les retire. La sélection se fait indépendamment de la période ou de la tournée considérée.

Closest client removal

L'opérateur Closest client removal (CC) combiné à un opérateur de réparation permet de réorganiser une zone géographique. L'opérateur présenté dans l'algorithme 3 sélectionne aléatoirement un conteneur dans une des tournées de la solution, puis retire les conteneurs situés dans un rayon donné. On note au passage que le retrait ne s'effectue pas seulement sur la tournée initiale du nœud sélectionné. Si un nœud est visité plusieurs fois sur l'horizon, toutes les occurrences de ce nœud sont supprimées par l'opérateur *removeNode*. Cet opérateur retire donc une zone géographique de la solution et offre à l'opérateur de réparation la possibilité de regrouper des collectes auparavant réparties sur des périodes différentes ci cela s'avère plus économique.

Algorithme 3 : Closest client removal

Entrées : une solution initiale s, un rayon de retrait D
Sorties : la solution détruite

```
p ← randomClientPosition(s)
c ← nodeAtPosition(p)
s ← removeNode(c, s)
pour chaque c2 ∈ N2 faire
    si distance(c, c2) ≤ D alors
        s ← removeNode(c2, s)
    fin
fin
retourner s
```

Random outlet removal

L'opérateur Random outlet removal (RO) est chargé de retirer entre 10% et 30% des passages en exutoires sur l'horizon. Le procédé est similaire à l'opérateur *Random client removal,* mais peut être bien plus destructif du fait de la conservation de la faisabilité des tournées. En cas de violation d'une contrainte de tournée suite au retrait d'un exutoire, une partie des conteneurs collectés en amont peuvent être également supprimés (voir section 5.2).

Best tour removal

L'opérateur Best tour removal (BT) supprime la ou les tournées les moins coûteuses (sans compter les pénalités de débordement). L'objectif de cette opération est de libérer entièrement une ressource (véhicule) en espérant réaffecter sa charge de travail dans les tournées restantes. Nous choisissons de retirer les tournées les moins chargées (distance, temps) afin d'augmenter la probabilité de les regrouper et ainsi réduire le nombre de véhicules nécessaires pour assurer la prestation. Cet opérateur est de loin le plus destructif, car il peut supprimer non seulement entre 10% et 50% des tournées initiales, mais provoque également un grand nombre de suppressions de nœuds pour conserver la faisabilité des tournées.

5.1.5 Opérateurs de réparation

Nous choisissons d'implémenter six opérateurs de réparation de solution, qui insèrent des nœuds de façon à diminuer le nombre de pénalités de débordement des conteneurs, tout en préservant des tournées réalisables et économiques.

On désigne par l'appellation *candidat* tout conteneur débordant sur au moins l'une des périodes de l'horizon considéré. L'appellation *first* est utilisée pour indiquer une insertion à la première position tirée aléatoirement compatible avec les exigences de l'opérateur, tandis que l'appellation *best* est utilisé pour indiquer une insertion d'un nœud à l'emplacement le plus avantageux au regard de la fonction objectif. Cette insertion est généralement réalisée de manière à réduire le nombre de débordements d'un conteneur tout en limitant le détour nécessaire au véhicule pour le collecter.

Random client first insertion

L'opérateur Random client first insertion (RCF) décrit par l'algorithme 4 insère une série de conteneurs aléatoires dans la solution. Cet algorithme itère jusqu'à ce que x conteneurs soient insérés ou qu'il ne reste plus de candidats. L'opérateur sélectionne aléatoirement un conteneur dans la liste des candidats via la fonction *candidatAleatoire* puis sélectionne alors une position aléatoire dans une tournée de la solution et tente itérativement d'insérer ce conteneur jusqu'à trouver une insertion valide. Si l'algorithme retourne à la position aléatoire initiale, aucune insertion n'est possible et le candidat est retiré de la liste.

On considère une insertion comme valide si elle n'occasionne aucune violation des contraintes de tournées (vérifié à l'aide de la fonction *inserable*) et si le coût logistique d'insertion est au moins compensé par l'annulation d'un débordement. Le choix d'imposer une différence de coût négative sur chaque insertion est nécessaire pour éviter à l'opérateur de **saturer** les tournées avec des insertions peu coûteuses, mais dispensables (n'annulant aucun débordement sur l'horizon), bloquant ainsi la possibilité d'insérer des nœuds plus pertinents dans la suite du processus.

Random client best insertion

L'opérateur Random client best insertion (RCB) illustré par l'algorithme 5 est très similaire au premier opérateur proposé. Ce dernier insère itérativement un ensemble de conteneurs candidats choisis aléatoirement à la position la plus intéressante possible, c'est-à-dire occasionnant un surcoût logistique le plus faible et réduisant le nombre de débordements du conteneur considéré. La recherche de la meilleure position d'insertion est faite de manière itérative, en partant de la position $(0, 0, 0)$. À l'instar de l'opérateur *Random client first insertion* seules les insertions profitables sont retenues, le gain minimum d'une insertion $bestGain$ étant égal à zéro.

Best client insertion

Le dernier opérateur de réparation par insertion de conteneurs Best client insertion (CB) est une version déterministe de l'opérateur *Random client best insertion* dans laquelle l'insertion la plus profitable (conteneur et position) est réalisée à chaque itération. Cet opérateur, illustré par l'algorithme 6, requiert un temps

Algorithme 4 : Random client first insertion

Entrées : une solution initiale $solution$, une limite x, une liste de candidats N
Sorties : la solution réparée

répéter
  $c \leftarrow candidatAleatoire(N)$
  $p_i \leftarrow positionAleatoire(solution)$
  $p \leftarrow p_i$
  $trouve \leftarrow faux$
  `// itère sur toutes les positions en partant de` p_i
  répéter
    $p \leftarrow positionSuivante(p)$
    `// Insertion du candidat si possible et profitable`
    si *inserable(c,p,s) et gainInsertion(c,p,s)* ≥ 0 **alors**
      $trouve \leftarrow vrai$
      $insererNoeud(solution, c, p)$
      $x \leftarrow x - 1$
    fin
  jusqu'à $trouve = vrai$ *ou* $p = p_i$
  si *trouve* = *faux* **alors**
    `// candidat impossible à insérer`
    $N \leftarrow N \backslash \{c\}$
  fin
jusqu'à $x = 0$ *ou* $|N| = 0$
retourner s

de calcul bien supérieur aux autres, car chaque itération nécessite de tester l'insertion de tous les candidats pour toutes les positions possibles dans les tournées de la solution.

Random outlet first insertion

L'opérateur Random outlet first insertion (ROF) insère itérativement un ensemble d'exutoires sélectionnés aléatoirement à la première position aléatoire possible. L'implémentation est identique à l'algorithme 4 sans imposer de gain positif (l'insertion d'un exutoire ne peut avoir un coût négatif).

Random outlet best insertion

L'opérateur Random outlet best insertion (ROB) est l'opérateur pendant au *Random client best insertion*, qui insère une sélection aléatoire d'exutoires à leurs meilleurs emplacements respectifs (c.-à-d. le coût le plus faible).

Best outlet insertion

Enfin, le dernier opérateur Best outlet insertion (OB) est à nouveau un équivalent à l'opérateur *Best client insertion* et insère itérativement le meilleur exutoire à sa meilleure position.

5.1.6 Sélection adaptative des opérateurs

À chaque itération de l'algorithme ALNS (1), nous sélectionnons un ensemble d'opérateurs de destruction et réparation afin d'obtenir une solution s' dans le voisinage de la solution courante s. Cette sélection est

Algorithme 5 : Random client best insertion

Entrées : une solution initiale $solution$, une limite x, une liste de candidats N
Sorties : la solution réparée

répéter
  $c \leftarrow candidatAleatoire(N)$
  $bestGain \leftarrow 0$
  $trouve \leftarrow faux$
  `// itère sur toutes les positions`
  pour chaque *position p dans la solution s* **faire**
    `// recherche de la meilleure insertion`
    si *inserable(c,p,s) et gainInsertion(c,p,s)* $> bestGain$ **alors**
      $trouve \leftarrow vrai$
      $bestPosition \leftarrow p$
      $bestGain \leftarrow gainInsertion(c, p, s)$
    fin
  fin
  si *trouve = faux* **alors**
    `// candidat impossible à insérer`
    $N \leftarrow N \backslash \{c\}$
  sinon
    `// insertion à la meilleure position`
    $insererNoeud(solution, c, bestPosition)$
    $x \leftarrow x - 1$
  fin
jusqu'à $x = 0$ *ou* $|N| = 0$
retourner *s*

Algorithme 6 : Best client insertion

Entrées : une solution initiale $solution$, une limite x, une liste de candidats N
Sorties : la solution réparée

répéter
  $bestGain \leftarrow 0$
  $trouve \leftarrow faux$
  `// itère sur toutes les insertions possibles`
  pour chaque *client* $c \in N$ **faire**
    pour chaque *position* p *dans la solution* s **faire**
      si *inserable(c,p,s) et gainInsertion(c,p,s)* $> bestGain$ **alors**
        $trouve \leftarrow vrai$
        $bestPosition \leftarrow p$
        $bestClient \leftarrow c$
        $bestGain \leftarrow gainInsertion(c, p, s)$
      fin
    fin
    si *trouve* = *faux* **alors**
      $N \leftarrow N \backslash \{c\}$
    fin
  fin
  si *trouve* = *vrai* **alors**
    `// effectue la meilleure insertion`
    $insererNoeud(solution, bestClient, bestPosition)$
    $x \leftarrow x - 1$
  fin
jusqu'à $x = 0$ *ou* $|N| = 0$
retourner s

Opérateur	Type	Conteneurs	Exutoires
Random client removal (RC)	D	•	
Closest client removal (CC)	D	•	
Random outlet removal (RO)	D	•	•
Best tour removal (BT)	D	•	•
Random client first insertion (RCF)	R	•	
Random client best insertion (RCB)	R	•	
Best client insertion (CB)	R	•	
Random outlet first insertion (ROF)	R		•
Random outlet best insertion (ROB)	R		•
Best outlet insertion (OB)	R		•

D = Destruction – R = Réparation

Tableau 5.1 – Caractéristiques des opérateurs ALNS

effectuée en deux temps par l'appel de la fonction *choixOperateurs*. Nous reprenons dans notre approche le système adaptatif de Rokpe et Pisinger [134] qui consiste à sélectionner les opérateurs de manière aléatoire en privilégiant ceux ayant permis l'obtention de solutions de bonne qualité lors des itérations précédentes.

La sélection des opérateurs est effectuée par un processus de roulette baisée. Nous partitionnons les itérations de l'ALNS en sections appelées *segments* de taille similaire (par exemple 1000 itérations). Nous associons à chaque opérateur $i \in I$ un score π_i égal à 0 au début de chaque segment. À la fin de chaque itération, nous augmentons le score des opérateurs utilisés en fonction de la qualité de la solution obtenue par le Tableau 5.2. Les paramètres σ_1, σ_2 et σ_3 sont respectivement fixés à 33, 13 et 9, conformément aux valeurs proposées par Ropke et Pisinger [134].

Récompense	**Situation**
σ_1	La solution obtenue est la nouvelle meilleure solution connue s_{best}
σ_2	La solution obtenue est inférieure à la meilleure solution, s_{best} mais meilleure que la solution courante s
σ_3	La solution obtenue n'est pas améliorante, mais acceptée.

Tableau 5.2 – Paramètres de mise à jour des scores de l'ALNS

On associe à chaque opérateur i un poids w_i représentant la probabilité d'apparition lors d'une itération de l'algorithme :

$$\frac{w_i}{\sum_{j \in I} w_j} \tag{5.1}$$

À la fin de chaque segment, nous actualisons le poids de chaque opérateur par l'instruction

$$w_i \leftarrow w_i(1 - r) + r\frac{\pi_i}{\theta_i} \tag{5.2}$$

dans laquelle π_i représente le score total, θ_i le nombre de fois où l'opérateur i a été utilisé au cours du dernier segment et r un facteur d'impact. Ce facteur, compris entre 0 et 1 définit l'impact du segment sur le score global de l'opérateur. Un facteur égal à 0 équivaut à conserver tous les opérateurs avec leur probabilité initiale (pas d'adaptabilité). À l'opposé, un facteur r égal à 1 équivaut à ne considérer que les scores du dernier segment pour établir les probabilités d'apparition pour le segment suivant.

À chaque itération de l'ALNS, la sélection des opérateurs est effectuée en deux temps. Premièrement, l'opérateur de destruction est sélectionné grâce à une première roulette biaisée. Ensuite, nous sélectionnons un ou plusieurs opérateurs de réparation afin de couvrir tous les types de nœuds retirés par l'opérateur de destruction. On remarque dans le tableau 5.1 qu'un opérateur de destruction basé sur le retrait d'un ou plusieurs exutoires entraînera probablement le retrait de conteneurs. Or, la réinsertion d'exutoires seuls ne permet pas de retrouver une solution de qualité similaire à celle de départ. Cette solution s' a de grandes chances d'être rejetée. Nous considérons donc les deux situations suivantes :

Destruction	**Réparation**
conteneurs	conteneurs
exutoires	exutoires **puis** conteneurs.

L'utilisation de la fonction *choixOperateurs* en ligne 6 de l'algorithme 2 nécessite donc de connaître l'opérateur de destruction sélectionné afin de tirer un ou deux opérateurs de réparation.

5.1.7 Acceptation de solution

Afin de garantir une exploration large de l'espace des solutions et une convergence vers la/les meilleures solutions du problème, nous utilisons un critère évolutif d'acceptation basé sur la méthode de Simulated Annealing (SA) initialement proposée par Kirkpatrick et al. [99] et inspiré de l'arrangement et la stabilisation de structures d'atomes dans l'industrie métallurgique. Cette méthode repose sur l'utilisation d'une température définissant l'amplitude avec laquelle une solution peut être modifiée. En début de résolution, une température haute permet de générer des solutions très diverses. La diminution progressive de la température permet à l'algorithme de converger vers un optimum local en apportant des modifications mineures à la solution.

Dans le cadre de la méthode ALNS décrite par Ropke et Pisinger [134], la température permet d'accepter des solutions s' non améliorantes. En début de résolution, la température élevée autorise des solutions dont le coût est bien plus élevé que la solution courante, s mais qui favorisent la diversité de la recherche. La diminution progressive de la température amène la méthode à ne conserver que les solutions équivalentes ou améliorantes et garantit la convergence de l'algorithme dans son ensemble.

Soit T la température courante de l'ALNS initialement établie à la valeur T_{start}. Après chaque itération, cette température décroît avec un facteur $c \in [0, 1]$. La mise à jour de la température est effectuée à la ligne 22 de l'algorithme 2. Après utilisation des opérateurs, la nouvelle solution s' est acceptée avec une probabilité $e^{\frac{-f(s')-f(s)}{T}}$.

Comme Ropke et Pisinger [134], nous définissons la température initiale T_{start} de façon qu'une solution s' de coût $f(s') = (1 + w) \times f(s)$ possède une probabilité d'acceptation de 0.5. En d'autres termes, une solution w-fois plus coûteuse que la solution initiale possède une chance sur deux d'être acceptée.

$$\begin{aligned} e^{\frac{-(1+w)\times f(s)-f(s)}{T_{start}}} &= 0.5 \\ e^{\frac{-w\times f(s)}{T_{start}}} &= 0.5 \end{aligned} \tag{5.3}$$

Il en résulte

$$\begin{aligned} T_{start} &= \frac{-w \times f(s)}{ln(0.5)} \\ T_{start} &\simeq 1.4427 \times w \times f(s) \end{aligned} \tag{5.4}$$

5.1.8 Détection de convergence

L'algorithme complet décrit dans les sections précédentes révèle deux difficultés au regard de son utilisation par un agent d'exploitation : le nombre et la clarté des paramètres de l'algorithme sont difficiles à maîtriser et la possibilité de fournir de bonnes solutions rapidement (convergence) sans compromettre la diversification de l'espace de recherche sur le long terme n'est pas garantie. L'algorithme actuel possède sept paramètres à définir, présentés en Tableau 5.3.

Paramètre	signification
s_i	solution initiale
c	facteur de décroissance de la température
w	coefficient de température initiale
$segSize$	taille d'un segment (nombre d'itérations)
r	facteur d'impact du rafraîchissement des scores
$Iterations$	nombre maximum d'itérations (facultatif)
$MaxTime$	durée maximum de la résolution (facultatif)

Tableau 5.3 – Paramètres initiaux de l'approche ALNS

Si certains paramètres sont suffisamment clairs et accessibles à l'utilisateur, comme la solution initiale et la durée maximum, les autres coefficients sont difficiles à appréhender pour un non-spécialiste et possèdent des relations fortes. Le coefficient de température initiale w est par exemple fortement lié au facteur de décroissance c, lui-même défini en lien avec le nombre d'itérations souhaitées. La taille d'un segment est de la même façon liée au facteur d'impact r, car une grande taille de segment donnera des statistiques solides sur l'utilité d'un opérateur tandis qu'une taille de segment plus petite (rafraîchis plus régulièrement les scores) nécessitera d'être affiné par l'historique de l'algorithme pour conserver une progression lente.

Afin de pallier ces difficultés, nous proposons de fixer l'ensemble des paramètres à l'exception de la solution initiale en définissant une **cible de convergence** (exemple : 5000 itérations). La température T de l'algorithme après n itérations est donnée par (5.5). Nous appliquons la formule (5.6) afin d'obtenir une température très faible (10^{-4}) à la cible de convergence donnée.

$$T = T_{start} c^n \tag{5.5}$$

$$c = \sqrt[n]{\frac{T}{T_{start}}} \tag{5.6}$$

Nous implémentons également dans notre approche un système de détection de convergence de l'algorithme, déclenché si aucune acceptation de solution courante n'a été obtenue après un certain nombre d'itérations (correspondant à 20% de la cible de convergence dans notre approche). Lorsqu'une convergence est établie, la meilleure solution s_{best} redevient la solution courante s et nous recalculons une température initiale T_{start} par la formule 5.4. La première phase de convergence, appelée *warm-up* permet d'obtenir une première solution intéressante (optimum local sur des voisinages larges) dans un délai raisonnable tout en conservant une large exploration sur long terme. Cette phase permet également de définir une température T_{start} adaptée pour compenser une éventuelle solution initiale de très mauvaise qualité (voir vide).

L'utilisation combinée de paramètres simplifiés, d'un système de relance de l'algorithme (température et solution courante) et d'une phase de warm-up nous permet de proposer un algorithme simple à utiliser, même sur des instances et solutions initiales très variables. Nous fixons une taille de segments égale à 10% de la cible de convergence et un facteur d'impact r de 0.5. La cible de convergence est définie de manière empirique sur les instances réelles à une valeur de 1000 itérations. En connaissant la durée souhaitée de résolution et le temps moyen d'une itération (obtenu lors du warm-up), il serait également possible de calibrer la cible de convergence en conséquence. En conclusion, nous rappelons que l'ensemble des paramètres du tableau 5.3 restent accessibles et modifiables par un utilisateur maîtrisant l'approche ALNS proposée.

5.2 Faisabilité d'une opération

L'efficacité de la plupart des méthodes de recherche locale repose sur leur capacité à explorer des voisinages plus ou moins larges de manière efficace. L'évaluation rapide de la faisabilité d'un mouvement permet aux opérateurs d'écarter un grand nombre de solutions candidates et l'estimation du coût engendré par ce mouvement permet aux opérateurs de type *meilleure insertion / suppression* de ne sélectionner que les plus prometteurs. Nous proposons dans cette section une méthode de conservation de la faisabilité d'un retrait de nœud dans une solution et de test d'insertion en temps quasi constant.

Retrait d'un conteneur d'une solution

Dans notre approche, le retrait d'un conteneur d'une tournée réalisable ne peut pas la rendre irréalisable. Le respect des fenêtres de temps, capacité du véhicule et compatibilité des collectes reste conservé. En revanche, la quantité de produits du conteneur collecté précédemment par le véhicule est reportée sur la collecte suivante, par le principe d'Order-Up-to policy. Le véhicule concerné est alors susceptible de dépasser sa capacité, rendant cette tournée ultérieure non réalisable. Si le véhicule peut accueillir la quantité

de produits induite par la suppression de la collecte précédente, les collectes suivantes restent identiques et les tournées associées réalisables.

Dans une solution proche de l'optimum (véhicules saturés), seul le retrait de la dernière visite d'un conteneur est réalisable sans occasionner de débordement, ce qui contredit la grande largeur supposée des opérateurs et nuit à la diversification des solutions obtenues. Afin de conserver la faisabilité d'un retrait de conteneur, nous supprimons également la collecte suivante si le véhicule associé vient à déborder et ainsi de suite jusqu'à obtenir une solution réalisable. Cette méthode engendre bien souvent un retrait de toutes les collectes suivantes, ce qui permet à l'opérateur d'insertion sélectionné de réarranger la planification de ce conteneur et ainsi réduire le nombre de passages nécessaires sur l'horizon considéré.

Retrait d'un exutoire d'une solution

Tout comme pour les conteneurs, il est difficile de retirer le passage à l'exutoire d'une tournée tout en conservant la faisabilité de la solution. La suppression d'un exutoire placé entre deux collectes de produits différents obligerait le véhicule à les mélanger et la tournée deviendrait irréalisable. Si les deux sous-chaînes précédant et suivant l'exutoire possèdent le même type de produit, la somme de leurs quantités collectées doit respecter la capacité du véhicule pour conserver la faisabilité de la tournée.

Lorsque l'une de ces deux situations apparaît suite au retrait d'un exutoire, nous retirons également les nœuds précédents jusqu'à retrouver une tournée valide. Si les produits ne sont pas identiques, cela revient à retirer tous les conteneurs précédents jusqu'au dernier exutoire ou début de tournée. Dans le cas d'un problème de débordement, nous retirons les conteneurs précédents jusqu'à respecter la capacité du véhicule. D'autres heuristiques sont possibles, comme retirer les collectes les plus importantes (quantité collectée) pour minimiser le nombre de retraits incidents, ou bien les plus proches de l'exutoire pour maximiser le gain logistique de l'opération.

Le retrait de conteneurs suite à la suppression d'un exutoire dans une tournée déclenche le processus décrit précédemment, qui effectue des retraits dans les tournées ultérieures pour conserver la faisabilité de la solution, comme montré dans le schéma 5.2. Le retrait d'un conteneur peut donc entraîner une destruction importante de la solution. Le choix de conserver la faisabilité des tournées lors des retraits plutôt que de pénaliser les contraintes non respectées rend extrêmement difficile l'évaluation de l'impact d'un retrait sur l'objectif. Ainsi, aucun des opérateurs de destruction proposés dans la section 5.1.4 ne sélectionne le/les mouvements les plus prometteurs.



FIGURE 5.2 – Maintien de la faisabilité des opérations de retrait

Insertion d'un nœud dans une solution

Contrairement au retrait de nœuds, l'insertion d'un conteneur ou exutoire dans une tournée ne peut rendre irréalisables les autres tournées d'une solution. Notre objectif est donc de déterminer le plus rapidement possible la faisabilité d'une insertion au regard de la tournée concernée uniquement. Savelsbergh [137] propose une méthode permettant de déterminer la faisabilité et le coût de plusieurs mouvements (échange de deux ou trois arêtes) en temps constant pour le problème de Traveling Salesman Problem (TSP)TW. Cette technique repose sur le calcul préalable d'indicateurs appelés Forward Time Slack (FTS) indiquant jusqu'à quel point la visite d'un nœud peut être repoussée dans le temps sans occasionner de dépassement

de fenêtre dans le reste de la tournée. Nous proposons une adaptation de ce procédé dans le cadre d'insertion d'un nœud dans une tournée avec plusieurs fenêtres de temps, respect des compatibilités de produits et capacités des véhicules.

Nous introduisons premièrement l'heure d'arrivée au plus tôt A_i d'un nœud en position i dans la tournée. En tenant compte de ses propres fenêtres d'ouverture, son heure de début de service au plus tôt est noté E_i.

$$A_i = E_{i-1} + s_{i-1} + t_{i-1,i} \tag{5.7}$$

$$E_i = \max \left\{ A_i, \min_{\substack{w \in W_i \\ b_i^w \geq A_i}} \{a_i^w\} \right\} \tag{5.8}$$

$$\tag{5.9}$$

Nous notons également l'heure de début de service au plus tard D_i et l'heure d'arrivée au plus tard L_i du nœud en position i dans la tournée :

$$D_i = L_{i+1} - s_i + t_{i,i+1} \tag{5.10}$$

$$L_i = \min \left\{ D_i, \min_{\substack{w \in W_i \\ a_i^w \leq D_i}} \{b_i^w\} \right\} \tag{5.11}$$

Ces indicateurs nous permettent d'établir le temps d'attente au plus tôt entre l'arrivée dans chaque nœud et le début de son service, ainsi que son FTS :

$$WAIT_i = E_i - A_i \tag{5.12}$$

$$FTS_i = L_i - E_i \tag{5.13}$$

Un exemple de FTS est donné en figure 5.3. L'insertion d'un nœud j dans la tournée en position i n'est possible que si l'inéquation suivante est valide :

$$t_{i-1,j} + t_{j,i+1} - t_{i-1,i} + t_j + WAIT_j - WAIT_i \geq FTS_i \tag{5.14}$$

Contrairement à Savelsbergh [137] pour le problème de TSP, notre méthode ne permet pas d'évaluer la faisabilité temporelle d'une insertion en temps constant ($\mathcal{O}(1)$). L'évaluation du temps d'attente virtuel $WAIT_j$ de la formule 5.14 requiert un temps de calcul dépendant du nombre de fenêtres du nœud que l'on souhaite insérer. La complexité de cette évaluation est de $\mathcal{O}(log(W_j))$ si les fenêtres sont préalablement disjointes et ordonnées et $\mathcal{O}(W_j)$ dans le cas contraire. Si l'on considère que les nœuds des instances réalistes ne possèdent pas plus de trois fenêtres, on peut considérer que ce test de faisabilité est quasi constant.

Nous introduisons la *capacité résiduelle* d'un véhicule à une position donnée comme étant la capacité restante minimum avant son prochain vidage. Une insertion n'est possible que si la quantité de produits dans le conteneur évalué est inférieure à la capacité résiduelle du véhicule à cette position. Le pré calcul de la capacité résiduelle lors d'une modification de solution nous permet de savoir instantanément si une insertion est réalisable en ce qui concerne la capacité. Enfin, la vérification de la compatibilité des produits lors de l'insertion d'un nœud est possible en temps constant en observant le nœud précédent et suivant la position de l'insertion, comme montré dans la figure 5.4.

Les trois méthodes d'évaluation présentées ci dessus nous permettent finalement de tester la faisabilité d'une insertion en temps quasi constant ($\mathcal{O}(log(W_j))$). Le temps de pré calcul de ces indicateurs et leur maintien est une contrepartie nécessaire à leur utilisation. Ce coût est proportionnel à la taille de chaque tournée. Chaque opération d'insertion ou de retrait nécessite de recalculer les FTS de la tournée changée. Si le nœud supprimé ou inséré est un conteneur, nous devons également mettre à jour la capacité résiduelle de sa collecte suivante. En comparaison du nombre de tests nécessaires à l'exploration d'un voisinage par

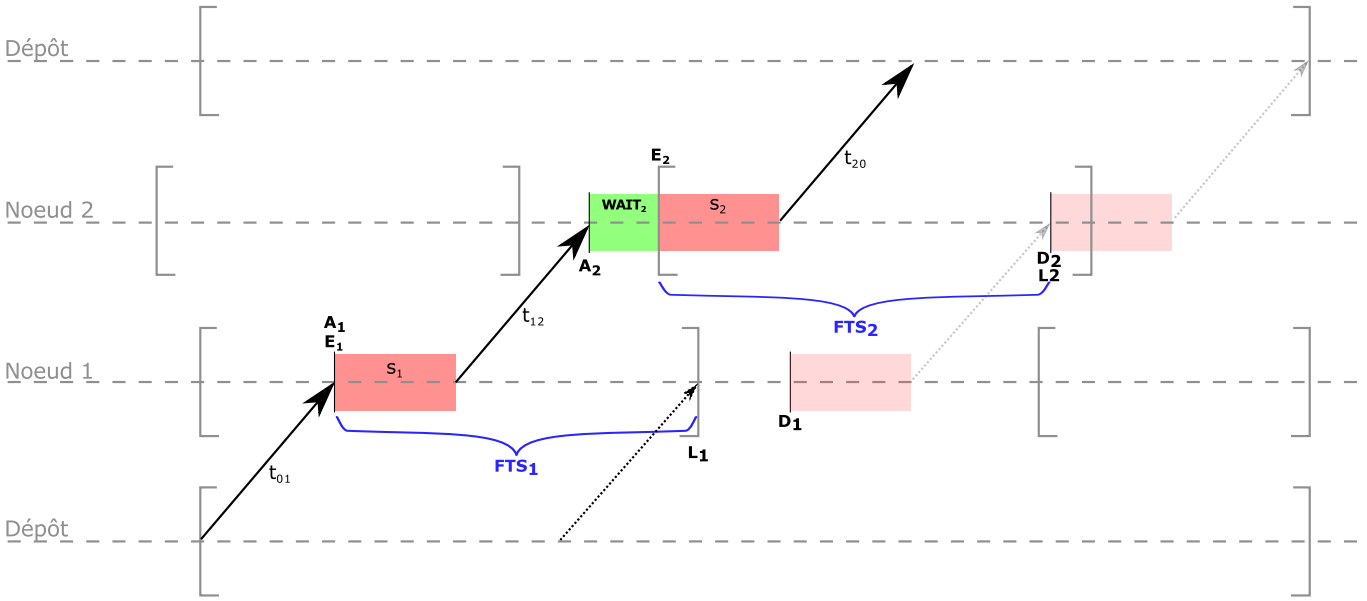


FIGURE 5.3 – Forward Time Slacks

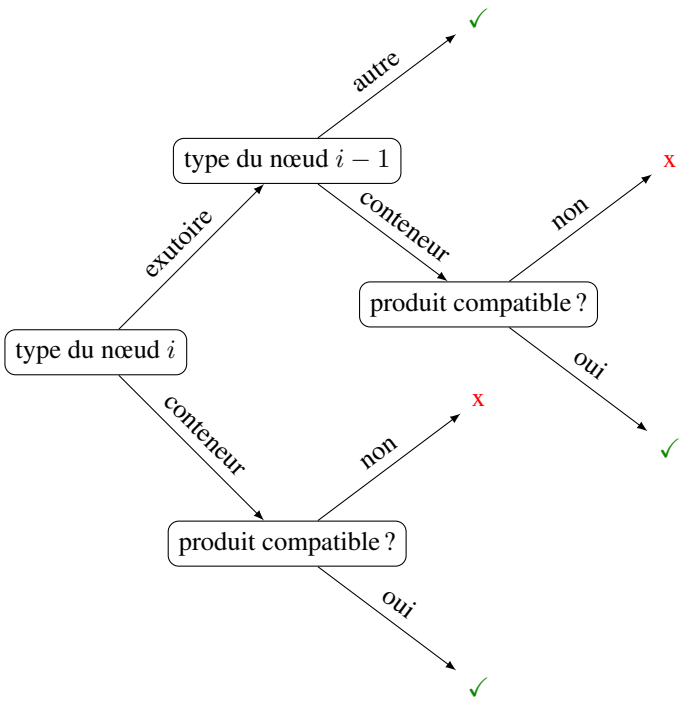


FIGURE 5.4 – Test de compatibilité produit d'insertion d'un nœud dans une tournée

les différents opérateurs présentés en section 5.1.5, la fréquence et le coût de mise à jour des indicateurs (une fois par mouvement sélectionné) deviennent négligeables. De plus, l'indicateur de capacité résiduelle nous aide lors du retrait d'un conteneur à déclencher ou non la procédure de maintien de la faisabilité des tournées suivantes.

5.3 Expérimentations et résultats

Étant donnée la généralité de notre approche, nous présentons dans cette partie les résultats numériques obtenus par notre procédure ALNS sur différents problèmes de routing et pas seulement pour notre WCIRP. Nous présentons en sections 5.3.1 et 5.3.2 l'application de notre méthode sur les problèmes génériques de VRPTW et IRP en résolvant des instances issues de la littérature et comparant les résultats obtenus avec les meilleures solutions connues à ce jour. Nous proposons ensuite dans les sections 5.3.3 et 5.3.4 la résolution du problème riche de MP-WCIRP-HFF-MTW déterministe sur un ensemble d'instances réalistes générées aléatoirement et sur un cas d'étude réel proposé par l'entreprise Brangeon. Nous étudions également dans cette analyse l'adaptation de notre méthode à la planification des opérations sur le moyen / long terme par résolution en planning glissant.

5.3.1 Résolution du VRPTW

L'implémentation progressive de l'ALNS nous a permis de tester la qualité des opérateurs sélectionnés dans un contexte mono périodique avant d'y intégrer la gestion des plannings et des stocks. Cette phase nous permet de juger indépendamment la qualité de l'algorithme en termes de routing en nous comparant aux meilleures solutions issues de la littérature pour le problème de VRPTW, largement étudié par la communauté scientifique.

Le problème de VRPTW est un cas particulier de notre problème opérationnel dans lequel l'horizon ne possède qu'une période, les nœuds ne possèdent qu'une seule fenêtre de temps, la capacité de la flotte de véhicules suffit à collecter tous les nœuds du réseau. À cette fin, nous créons un exutoire virtuel possédant une position et une fenêtre d'ouverture égale à celle du dépôt et un temps de service nul. Tous les conteneurs sont associés à un seul produit compatible avec l'exutoire virtuel. Le remplissage et la capacité des conteneurs correspondent à la demande originelle des clients de l'instance VRP. Nous définissons une pénalité très lourde en cas de débordement d'un conteneur afin de privilégier la visite de tous les conteneurs par les véhicules et ainsi obtenir une solution réalisable pour le problème de livraison initial.

Solomon [143] génère et publie un ensemble d'instances pour le VRPTW reconnues dans la littérature. Ces instances sont décomposées en six groupes (R1,R2,C1,C2,RC1,RC2) possédant des caractéristiques de placement (aléatoire et/ou par regroupement) et de taille de tournées (< 10 clients ou > 30 clients par véhicule) décrits dans le tableau 5.4. Chaque catégorie regroupe un nombre égal d'instances de 25, 50 et 100 clients. L'objectif initial proposé par Solomon est de minimiser la distance totale parcourue par la flotte de véhicules. Différentes études et publications [58, 105, 101, 61, 44, 92, 96, 64, 93, 20, 122] ont permis de déterminer des solutions de prouver leur optimalité pour toutes les instances. D'autres solutions sont proposées [133, 113, 155] priorisant le nombre de véhicules utilisés à la distance totale parcourue. La plupart de ces solutions optimales sont identiques dans les deux cas, en particulier pour les instances de 25 et 50 clients.

Nous présentons en tableau 5.5 un résumé des résultats obtenus par notre approche après 3600 secondes (une heure) sur un processeur Intel Xenon E5410 (2,33GHz) et 16GB de mémoire vive. L'implémentation utilisée est séquentielle, un seul cœur de la machine est utilisé. La métaheuristique développée en C++ reste peu consommatrice en mémoire vive (39MB utilisé pour les instances de 100 clients), contrairement aux approches exactes basées sur des solveurs mathématiques. Notre approche a permis d'atteindre l'optimum dans 66% des cas (111 sur 168) et d'obtenir des solutions très proches dans le cas contraire avec un gap moyen de 2,8% (pour les cas non optimaux). On remarque que les instances les plus complexes à résoudre

pour notre approche sont composées de nœuds placés de manière aléatoire (instances R et RC) et sont également les plus longues à résoudre par les méthodes mathématiques les plus performantes aujourd'hui. Les meilleures solutions de l'algorithme sont obtenues en moyenne en 2 minutes (127s) pour les instances résolues de manière exacte et 26 minutes (1533s) pour les solutions non optimales. L'implémentation proposée permet de générer en moyenne 62 solutions par seconde pour les instances de 100 clients, indépendamment de leur répartition géographique. L'algorithme possède donc une convergence initiale très rapide, mais ne parvient pas à couvrir tout l'espace de recherche lorsque la durée de résolution est importante. La qualité des solutions obtenues sur les instances des clients regroupés en cluster (comme les conteneurs d'apport volontaire répartis en communes) nous permet d'espérer des tournées de bonne qualité sur le problème de MP-WCIRP-HFF-MTW dans des temps raisonnables.

Catégorie	# instances	tournées		placement	
		courtes	longues	aléatoire	regroupement
R1	36	•			•
C1	27	•		•	
RC1	24	•		•	•
R2	33		•		•
C2	24		•	•	
RC2	24		•	•	•

courtes ≃ 5 à 10 clients – longues >30 clients

Tableau 5.4 – Caractéristiques des instances de VRPTW utilisées

Catégorie	# instances	Optimum	Gap moyen (%)
R1	36	19	0,89
C1	27	25	0,34
RC1	24	15	1,14
R2	33	14	1,76
C2	24	24	0,00
RC2	24	14	1,48
Total	**168**	**111**	**0,97**

Tableau 5.5 – Résultats de l'ALNS sur les instances de Solomon (VRPTW)
Critère d'arrêt ALNS : 1 heure

5.3.2 Résolution de l'IRP

Nous proposons de tester les performances de notre approche ALNS sur un second jeu d'instances de référence dans la littérature, créé par Archetti et al [14] pour le problème classique d'IRP. Ce problème de tournées multi périodique n'impose pas de fenêtre de temps pour livrer les clients, seule la capacité des véhicules limite la taille de la tournée. En revanche, un coût de stockage est appliqué à la quantité de produits restant en fin de chaque période dans les conteneurs. Cet aspect de la fonction objectif, absent de notre problème riche, n'est pas intégré dans la conception des opérateurs présentés en sections 5.1.4 et 5.1.5. Le second élément différent dans notre approche est la production du fournisseur. En effet, le dépôt du problème d'IRP classique possède un stock initial et expédie une certaine quantité de produits à chaque période de l'horizon. Un véhicule ne peut partir du dépôt avec une quantité de produits supérieure au stock. Le dépôt est lui aussi soumis à un coût et une capacité de stockage donnés. Ce problème requiert de nombreuses modifications dans notre approche de collecte (et non de livraison), pour intégrer les coûts de stockage et le fonctionnement du dépôt. Comme nous le montrons ci-dessous, le problème de collecte riche ne peut être transformé en problème de livraison par simple inversion des stocks et capacités.

Par symétrie, la quantité de produits à collecter dans un conteneur dans notre approche correspond à l'écart entre le stock d'un client et sa capacité maximum dans le problème d'IRP. De même, la capacité du véhicule est maintenant bornée par la quantité de produits disponibles dans le dépôt au départ de la tournée. Or, cette quantité dépend des tournées précédentes. L'ajout d'un nœud dans une tournée à une période donnée peut rendre une tournée ultérieure impossible par manque de produit dans le dépôt. La garantie de la faisabilité des autres tournées lors d'une insertion, prédicat important pour l'évaluation en temps constant de nos opérations, n'est plus garantie.

Pour pallier ces difficultés, nous modifions le test d'insertion d'un nœud par l'ajout d'un nouvel indicateur précalculé qui référence la quantité maximum de produits supplémentaires livrable à une période donnée sans compromettre les tournées suivantes. Notons au passage que lorsque nous insérons un client dans une tournée, nous augmentons son stock et diminuons d'autant la quantité nécessaire lors de sa prochaine livraison. Ainsi, ce nouvel indicateur reste une estimation (borne inférieure) et l'on ne peut plus affirmer la non-faisabilité d'une insertion avec certitude. Les voisinages des opérateurs d'insertion deviennent donc incomplets et peuvent nuire à l'exploration de l'espace de solution.

Nous présentons les résultats obtenus par notre algorithme modifié sur les instances IRP proposées et résolues par d'Archetti et al. [14] à faible coût de stockage (*low cost H3* et *low cost H6*) dans les tableaux 5.6 et 5.7 après un temps de calcul de 3 heures (10800 secondes). Les temps indiqués pour les résolutions non optimales de notre approche correspondent au temps nécessaire pour obtenir la meilleure solution.

Nous obtenons dans la majorité des instances de trois périodes (H3) des solutions proches de l'optimal, avec un gap moyen égal à 1,61%. En revanche, le temps de résolution associé est bien souvent supérieur à celui requis par la méthode de Branch & Cut (B&C) proposé par Archetti et al. [14]. L'écart se creuse de manière importante lorsque nous comparons les solutions optimales et les meilleures solutions obtenues par notre approche sur les instances à six périodes (H6). Nous obtenons ainsi un gap moyen de près de 19% après un temps de calcul largement supérieur à l'approche exacte à laquelle nous comparons nos résultats.

Notre conception des opérateurs et des méthodes d'évaluation des insertions et retraits n'étant pas prévue à la base pour intégrer des coûts de stockage à chaque fin de période, notre approche ne possède probablement pas d'opérateur efficace pour converger vers les solutions les plus économiques. De plus, nous constatons qu'une grande partie des insertions proposées par les opérateurs de réparation ne satisfont pas la capacité d'expédition du dépôt. Nous déduisons de ces deux expérimentations (VRP et IRP) que si notre approche est efficace sur des cas particuliers de notre problème de collecte initial, il nous faudrait modifier à minima nos opérateurs et nos fonctions d'évaluation (coût et faisabilité) pour obtenir des solutions compétitives sur des problèmes proches, mais comportant des composantes fortes absentes de notre WCIRP à l'image des coûts de stockage du problème classique d'IRP.

5.3.3 Résolution complète

À notre connaissance, le problème riche de tournées de véhicules étudié dans cette thèse n'a pas été résolu dans la littérature. Nous proposons une série d'instances de tailles moyennes générées aléatoirement pour évaluer la qualité des solutions de notre approche en comparaison avec le solveur CPLEX. Nous générons 42 instances possédant de cinq à trente-cinq clients, trois ou six périodes et un à trois produits. Les caractéristiques communes à toutes les instances sont résumées dans le tableau 5.8. Le tableau 5.9 présente les résultats obtenus sur ces instances par notre modèle mathématique et notre approche ALNS après 6h de calcul sur une machine possédant 64GB de mémoire vive et 23 processeurs. Pour rappel, notre approche ALNS n'utilise qu'un seul cœur de la machine, contrairement au solveur CPLEX. À l'exception de quatre instances, notre approche ALNS propose une solution équivalente ou meilleure à celle obtenue par CPLEX et dans un délai largement inférieur.

Au bout de 6 heures par instance, CPLEX n'est parvenu à résoudre de manière optimale aucune instance. Pour l'instance 28, le solveur mathématique n'est pas parvenu à obtenir une solution sans débordement.

Nous représentons l'évolution du poids de chaque opérateur dans le système de sélection aléatoire dans les figures 5.6 et 5.5 pour les 30 000 premières itérations de l'instance 42. L'opérateur de retrait des clients

Instance	BKS		ALNS		Gap (%)
	temps (s)	objectif	temps (s)	objectif	
abs1n5	0	1281,68	0	1281,68	0,00
abs2n5	0	1176,63	0	1176,63	0,00
abs3n5	0	2020,65	0	2020,65	0,00
abs4n5	0	1449,43	0	1449,43	0,00
abs5n5	0	1165,40	0	1165,4	0,00
abs1n10	0	2167,36	1490	2167,37	0,00
abs2n10	0	2510,12	0	2510,13	0,00
abs3n10	0	2099,67	0	2099,68	0,00
abs4n10	0	2188,01	31	2188,01	0,00
abs5n10	0	2178,15	1	2178,15	0,00
abs1n15	0	2236,53	1217	2236,53	0,00
abs2n15	1	2506,21	0	2506,21	0,00
abs3n15	1	2841,06	572	2841,06	0,00
abs4n15	1	2430,07	83	2523,81	3,71
abs5n15	2	2453,50	2	2475,27	0,88
abs1n20	12	2793,29	9046	2793,29	0,00
abs2n20	6	2799,90	975	2831,12	1,10
abs3n20	8	3101,60	663	3101,6	0,00
abs4n20	4	3239,31	92	3445,28	5,98
abs5n20	7	3330,99	1863	3341,99	0,33
abs1n25	25	3309,64	928	3346,23	1,09
abs2n25	53	3495,97	5	3497,13	0,03
abs3n25	23	3481,45	76	3588,18	2,97
abs4n25	8	3272,74	2	3272,74	0,00
abs5n25	30	3695,94	1	3703,19	0,20
abs1n30	84	3918,76	102	3918,76	0,00
abs2n30	128	3737,11	7996	3737,11	0,00
abs3n30	40	3761,85	28	3848,64	2,26
abs4n30	77	3532,47	34	3607,45	2,08
abs5n30	69	3265,89	281	3319,88	1,63
abs1n35	173	3694,48	1752	3999,74	7,63
abs2n35	74	3796,80	4380	3888,75	2,36
abs3n35	273	4351,09	102	4429,29	1,77
abs4n35	445	3766,39	5	3916,11	3,82
abs5n35	78	3625,57	6	3625,57	0,00
abs1n40	1500	4263,43	5887	4479,16	4,82
abs2n40	369	4166,95	9910	4323,47	3,62
abs3n40	1183	4337,30	1808	4380,37	0,98
abs4n40	242	3846,84	236	3950,46	2,62
abs5n40	138	4013,98	809	4193,53	4,28
abs1n45	1133	4369,38	2654	4552,54	4,02
abs2n45	928	4226,82	450	4326,51	2,30
abs3n45	427	4317,08	1539	4392,62	1,72
abs4n45	1684	4527,95	9	4571,17	0,95
abs5n45	1076	3911,82	16	3911,82	0,00
abs1n50	2869	4629,92	8857	4856,9	4,67
abs2n50	1235	4919,75	35	5043,78	2,46
abs3n50	2496	4868,36	4397	5052,71	3,65
abs4n50	7207	4972,25	4194	5051,69	1,57
abs5n50	4055	4664,05	7658	4906,92	4,95
Total	20957	166711,62	80192	165119	1,61

Tableau 5.6 – Résultats de l'ALNS sur les instances H3 de l'IRP
Critère d'arrêt ALNS : 3 heures

Instance	BKS		ALNS		Gap (%)
	temps (s)	objectif	temps (s)	objectif	
abs1n5	0	3335,24	0	3584,02	7,46
abs2n5	0	2722,33	2	2722,33	0,00
abs3n5	0	4776,00	0	4810	0,71
abs4n5	0	3246,66	0	3318,18	2,20
abs5n5	0	2419,67	0	2498,52	3,26
abs1n10	7	4499,25	4360	4894,11	8,78
abs2n10	4	5236,98	319	5442,87	3,93
abs3n10	3	4652,53	1289	4652,53	0,00
abs4n10	7	5104,91	661	5487,71	7,50
abs5n10	4	4670,76	7	5212,79	11,60
abs1n15	39	5462,68	2108	5997,88	9,80
abs2n15	22	5494,74	6384	6142,55	11,79
abs3n15	25	6060,38	903	6624,91	9,32
abs4n15	22	5504,65	4325	6927,6	25,85
abs5n15	38	5309,48	1370	5986,48	12,75
abs1n20	1830	6490,18	3837	8072,58	24,38
abs2n20	282	6082,54	904	6492	6,73
abs3n20	104	6950,20	10680	8158,03	17,38
abs4n20	255	7432,78	2695	9368	26,04
abs5n20	319	7210,73	898	8760,4	21,49
abs1n25	548	7095,86	565	9260,14	30,50
abs2n25	1710	7484,84	5248	10481,9	40,04
abs3n25	503	7728,76	8335	10641,7	37,69
abs4n25	206	7509,02	5825	9794,2	30,43
abs5n25	2348	7452,28	2212	8416,37	12,94
abs1n30	4541	8319,59	3275	11476,3	37,94
abs2n30	4288	7761,53	3946	10715,4	38,06
abs3n30	1620	8214,55	10645	9573,98	16,55
abs4n30	1305	7574,80	1021	12965,8	71,17
abs5n30	4326	7366,47	9664	10055,2	36,50
Total	24356	179170,39	91478	218534,48	18,76

Tableau 5.7 – Résultats de l'ALNS sur les instances H6 de l'IRP
Critère d'arrêt ALNS : 3 heures

Propriété	Valeur(s)
Nombre de véhicules	3
Coût fixe	100€
Coût distance	1€/unité
Coût horaire	3,6€/heure
Capacité par produit	entre 100 et 1000
Disponibilité des véhicules	toutes les périodes
Zone géographique	100×100
Répartition des nœuds	aléatoire
Nombre d'exutoires	3
Temps de service aux exutoires	30 minutes
Temps de service aux conteneurs	5 minutes
Nombre de fenêtres par nœud	entre 1 et 3
Durée d'une fenêtre	$\geq$ 1h
Ouverture du dépôt	8h à 20h
Capacité d'un conteneur	entre 10% et 20% d'un véhicule
Production quotidienne d'un conteneur	$\leq$40% de sa capacité
Pénalité de débordement	10 000€/ débordement

Tableau 5.8 – Propriétés communes des instances déterministes

proches (CC) permet d'obtenir des solutions acceptées en tout début de résolution (température très élevée) et devient quasiment inéligible par la suite (même au-delà de 30 000 itérations). Les opérateurs de destruction récompensés tout au long de la résolution sont les plus larges (RO, BT) ou possédant un facteur aléatoire important (RC). À l'inverse, les opérateurs de réparation sectionnant le meilleur voisin d'une solution (CB RCB ROB) sont plus efficaces pour obtenir de nouvelles solutions améliorantes, en particulier pour l'insertion d'exutoires. En effet, la réinsertion aléatoire d'exutoires (ROF) disparaît rapidement lors de la première convergence et fournit peu de nouvelles solutions acceptables par la suite. Ces observations confirment que la diversification de la recherche locale de notre ALNS est en grande partie due aux opérateurs de destruction et que la convergence progressive de l'algorithme est assurée par les méthodes de réinsertion déterministes. L'utilisation régulière des opérateurs ROB, RCB et CB tire également parti de l'évaluation d'insertion en temps constant présentée en section 5.2 pour explorer efficacement leurs voisinages respectifs.

L'expérimentation proposée confirme, comme nous avions prévu, la difficulté du solveur commercial à résoudre de manière exacte des instances MP-WCIRP-HFF-MTW de taille moyenne. Notre approche ALNS est par contre en mesure d'obtenir une solution optimale sur les plus petites instances et nous espérons obtenir des solutions de très bonne qualité lors de son utilisation sur des grandes instances et cas réels.

5.3.4 Expérimentations en cas réel

Au vu des résultats obtenus sur des instances réduites, nous proposons de valider notre approche sur des données réelles communiquées par l'entreprise Brangeon. Nous construisons une instance correspondant à 31 jours de planning opérationnel sur une zone comportant environ 400 conteneurs répartis en 3 produits. Chaque produit possède un exutoire associé ouvert sur l'horizon considéré. Un seul véhicule est chargé d'assurer cette prestation. Il est disponible sur les 23 jours ouvrés de l'horizon et possède une amplitude horaire d'environ 16h, correspondant à un relais entre deux chauffeurs dans la journée.

Afin de résoudre ce problème de taille intermédiaire (nombre de conteneurs) sur un horizon aussi large, nous proposons trois approches. Nous résolvons premièrement le problème sur l'ensemble de la période par notre algorithme pendant 6 heures.

Instance	Horizon	Nproduits	Nclients	CPLEX	ALNS	DIFF (%)
Instance 1	3	1	5	382,226	382,226	0,00
Instance 2	3	1	10	397,8468	397,847	0,00
Instance 3	3	1	15	397,9132	397,913	0,00
Instance 4	3	1	20	397,9132	397,913	0,00
Instance 5	3	1	25	450,0403	450,04	0,00
Instance 6	3	1	30	549,1187	549,119	0,00
Instance 7	3	1	35	573,7624	573,762	0,00
Instance 8	3	2	5	287,915	287,915	0,00
Instance 9	3	2	10	465,1444	465,144	0,00
Instance 10	3	2	15	479,851	479,851	0,00
Instance 11	3	2	20	479,8507	479,851	0,00
Instance 12	3	2	25	583,2226	583,223	0,00
Instance 13	3	2	30	626,0163	626,016	0,00
Instance 14	3	2	35	645,2654	645,265	0,00
Instance 15	3	3	5	305,5038	305,504	0,00
Instance 16	3	3	10	502,3368	502,337	0,00
Instance 17	3	3	15	576,4721	576,472	0,00
Instance 18	3	3	20	576,4721	576,472	0,00
Instance 19	3	3	25	618,3716	618,372	0,00
Instance 20	3	3	30	688,5621	688,562	0,00
Instance 21	3	3	35	734,2327	730,375	**-0,53**
Instance 22	6	1	5	694,3345	694,335	0,00
Instance 23	6	1	10	746,0188	761,828	2,12
Instance 24	6	1	15	759,3227	759,773	0,06
Instance 25	6	1	20	838,3626	844,582	0,74
Instance 26	6	1	25	969,3724	916,552	**-5,45**
Instance 27	6	1	30	1378,1411	1020,01	**-25,99**
Instance 28	6	1	35		1453,57	
Instance 29	6	2	5	287,915	287,915	0,00
Instance 30	6	2	10	670,8899	670,89	0,00
Instance 31	6	2	15	686,7377	686,738	0,00
Instance 32	6	2	20	848,8158	848,816	0,00
Instance 33	6	2	25	986,7534	1019,59	3,33
Instance 34	6	2	30	1059,3738	1058,74	**-0,06**
Instance 35	6	2	35	1209,6949	1191,23	**-1,53**
Instance 36	6	3	5	305,5038	305,504	0,00
Instance 37	6	3	10	754,8585	754,858	0,00
Instance 38	6	3	15	861,2413	861,241	0,00
Instance 39	6	3	20	986,3369	973,429	**-1,31**
Instance 40	6	3	25	1011,3723	1014,08	0,27
Instance 41	6	3	30	1080,2696	1153,01	6,73
Instance 42	6	3	35	1236,048	1245,47	0,76
total				**28089,40**	**27782,77**	**-0,51**

Tableau 5.9 – Instances et résultats du benchmark déterministe
Critère d'arrêt : 6 heures

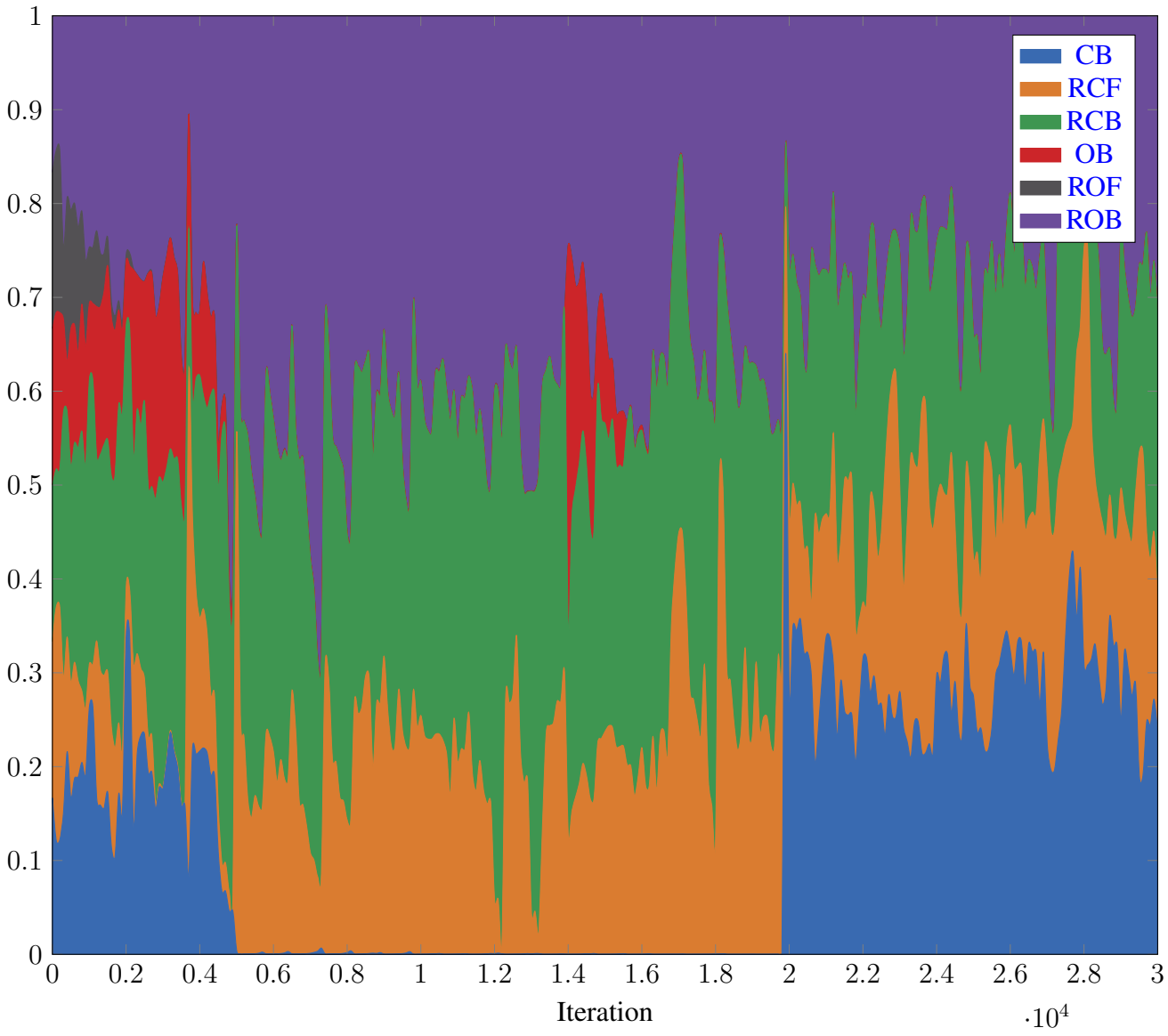


FIGURE 5.5 – Évolution des poids d'opérateurs de réparation sur l'instance 42

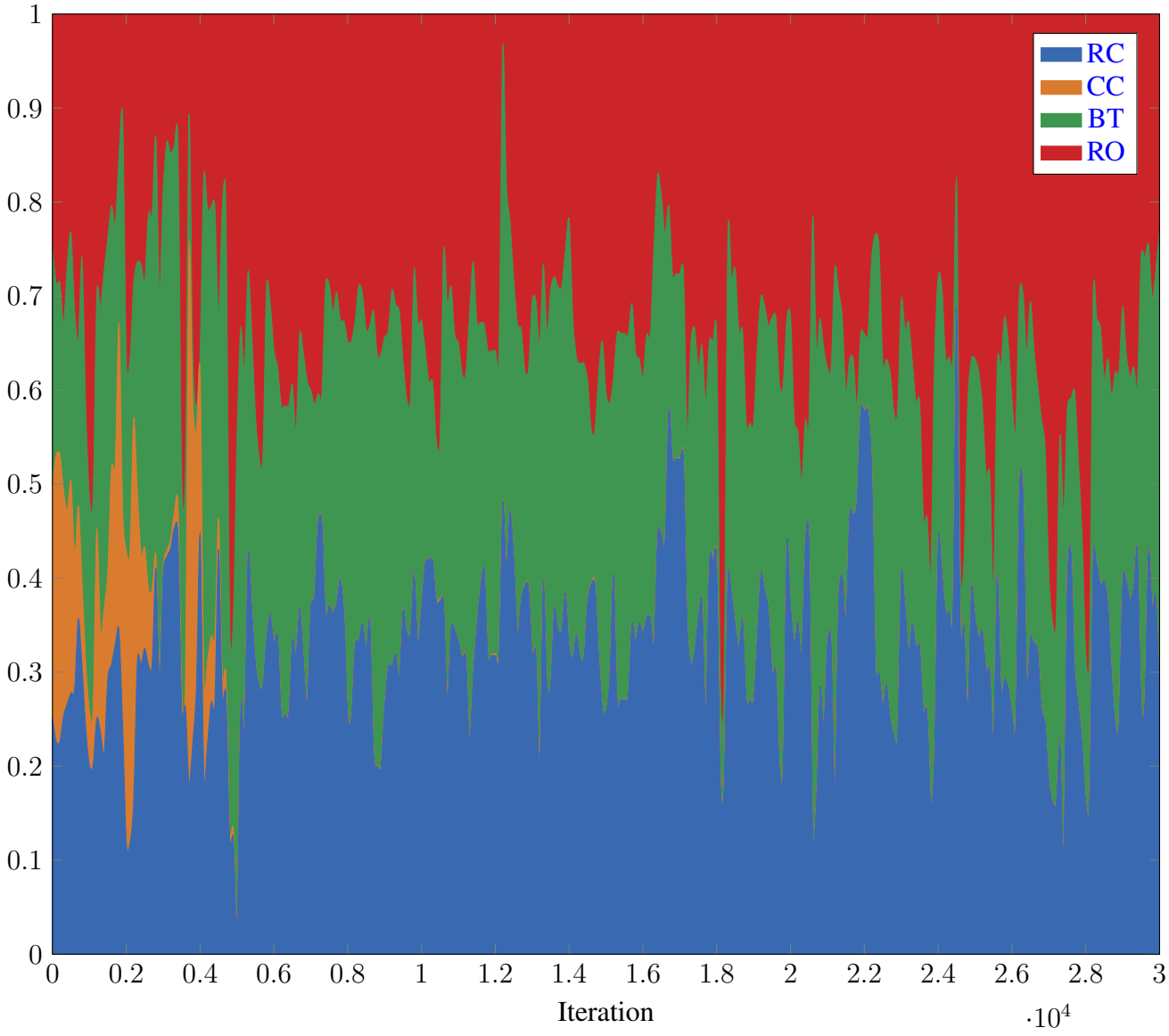


FIGURE 5.6 – Évolution des poids d'opérateurs de destruction sur l'instance 42

Nous proposons dans un second temps de séparer le problème en deux phases (16 et 15 jours) en utilisant la solution obtenue sur la première phase pour établir l'état initial de la seconde phase. Chaque phase est optimisée pas l'ALNS pendant 3 heures. Cette approche correspond à l'utilisation de notre algorithme tous les quinze jours par un service d'exploitation. Cependant, diviser le planning en deux peut amener un report important de la collecte des conteneurs pour réduire le coût de la première solution, ce qui risque d'entraîner des débordements et des tournées sous-optimales en début de seconde quinzaine.

Nous proposons enfin de résoudre le problème réel sur 7 jours glissants. Nous lançons une résolution de la première semaine (jours 1 à 7) et conservons les tournées de la première journée. Nous exécutons les tournées du premier jour et optimisons à nouveau le problème à partir de la deuxième période (jours 2 à 8). Ce processus est répété 24 fois afin de résoudre l'horizon initial. Chaque résolution est bornée à 15 minutes pour obtenir un planning complet en 6h. À la différence des deux premières approches, les tournées obtenues sur une résolution constituent une solution initiale pour la résolution suivante. L'algorithme intègre donc progressivement chaque journée du planning en repartant de la meilleure solution de la veille, ce qui accélère grandement la première convergence. Dans une utilisation sur le terrain, cette approche permet de relancer chaque jour une optimisation intégrant les tournées exécutées la veille et les nouvelles données métier (sonde de remplissage, conteneur débordant ou collecte planifiée, véhicule indisponible...) tout en conservant une grande visibilité sur les journées suivantes. Chaque tournée apparaît dans le système sept jours avant sa réalisation et se stabilise au fur et à mesure des optimisations. En revanche, notre approche traite un horizon de temps réduit par rapport au problème global et ne possède donc qu'une vision limitée des conséquences à long terme, contrairement aux deux premières approches proposées.

Pour chaque méthode de résolution, un temps total de 6h de calcul est alloué. Les résultats obtenus par les trois stratégies sont disponibles dans le tableau 5.10. Le nombre de débordements de la résolution complète (31 jours) montre la limite atteinte par notre approche ALNS sur des instances à très large horizon. La dimension très importante des voisinages empêche une exploration large de l'espace de solutions (seulement 3360 itérations) et réduit le principal atout sur lequel est basée notre approche. La qualité des tournées reste en revanche acceptable au regard du nombre de véhicules utilisés et de leur *remplissage*. La solution proposée par l'approche de découpage de l'horizon (deux quinzaines) est issue d'un nombre d'itérations plus élevé et propose une solution intéressante sur la première moitié de l'horizon (7 débordements, 6 véhicules). En revanche, les conteneurs non obligatoires sont majoritairement reportés après les seize premières périodes, ce qui entraîne une situation critique pour la seconde phase qui totalise 111 débordements répartis sur les cinq premières périodes (jours 17 à 21). Cette situation est d'autant plus amplifiée que la séparation entre les deux phases tombe un samedi. Les conteneurs débordant sur les périodes 17 et 18 ne peuvent pas être collectés et s'ajoutent à la charge de collecte du lundi. Le découpage d'un large horizon en sous-périodes sans chevauchement n'est donc pas une méthode efficace à cause de l'effet de report en fin de sous période opéré par l'algorithme pour minimiser le coût de sa première solution. La résolution du problème par notre méthode à horizon glissant est une stratégie beaucoup plus efficace, car elle réduit l'effet de report en chevauchant chaque résolution de $\frac{6}{7}$ son horizon. La réduction de l'horizon de chaque instance permet à l'algorithme d'effectuer un grand nombre d'itérations et de conserver une très grande partie de chaque solution obtenue pour initialiser la résolution suivante. Cette approche nous permet d'établir une solution sur 31 jours sans aucun débordement tout en conservant un coût linéaire équivalent aux meilleures solutions des deux premières approches.

Méthode	31 jours	15 jours	Glissant
Nombre d'itérations	3360	34 501	17 563 124
Débordements	56	7 + 111	0
Nombre de tournées	15	13	14
Coûts de transport	10 411	9 084	9 997

Tableau 5.10 – Comparaison des trois stratégies sur un cas réel

En comparaison avec les tournées effectuées par l'entreprise sur ce cas d'étude, notre approche glis-

sante fournit une solution environ 25% plus économique. La solution obtenue utilise moins de véhicules (tournées) pour collecter une quantité plus importante de déchets. En revanche, les tournées optimisées parviennent à effectuer des distances plus importantes ce qui augmente la part du coût associé aux kilomètres parcourus. Le remplissage moyen d'un conteneur lors de sa collecte est plus élevé (80%) ce qui rend la solution très sensible aux variations de remplissage par les usagers du service.

5.4 Conclusion

Nous avons proposé dans ce chapitre une méthode de résolution du problème de MP-WCIRP-HFF-MTW à voisinages larges ALNS. Cette approche repose sur l'utilisation d'opérateurs de destruction larges permettant de modifier de manière importante une solution à chaque itération de l'algorithme et une série d'opérateurs plus ou moins aléatoires pour réparer et reconstruire une nouvelle solution améliorante. Un système d'acceptation de solution inspiré du SA permet en outre d'explorer une large partie de l'espace de solution. Une grande réduction du nombre de paramètres nécessaires à l'algorithme et une détection de convergence permet d'obtenir rapidement une solution de bonne qualité et laisse la possibilité d'améliorer la qualité de l'heuristique sur un délai plus long. Enfin, nous adaptons la méthode FTS aux problèmes de tournées avec plusieurs fenêtres de temps et proposons une technique d'évaluation d'insertion d'un nœud dans une tournée en temps quasi constant.

Nous évaluons notre approche sur des instances issues de la littérature résolues de manière optimale et montrons la pertinence de notre approche sur un problème de routing (VRPTW) et de gestion de stocks (IRP) en obtenant des solutions proches de l'optimum dans un temps relativement rapide. Nous créons et proposons une série d'instances aléatoires réalistes de taille moyenne afin de comparer notre approche avec les solutions obtenues par CPLEX sur le modèle proposé au chapitre précédent. On obtient par ce test des solutions équivalentes ou améliorantes pour la plupart des instances et on étudie l'impact des différents opérateurs au cours de la résolution. Cette partie nous permet entre autres de déterminer le rôle exploratoire des opérateurs de destruction et celui d'intensification des opérateurs de réparation. Enfin, nous proposons et comparons trois stratégies de résolution d'un problème très large composé de plusieurs centaines de conteneurs sur un horizon de trente et un jours. Cette phase de test nous permet de montrer qu'une résolution par horizon glissant est particulièrement efficace dans ce cas de figure, en plus d'être pleinement compatible avec une utilisation au quotidien par un service d'exploitation. Nous obtenons une planification des tournées de coût bien inférieur en comparaison avec la stratégie de planification actuellement utilisée par l'entreprise et avec une bien meilleure qualité de service (sans débordement).

En conclusion, nous avons pu développer une méthode de résolution heuristique efficace pour le problème de MP-WCIRP-HFF-MTW et cette méthode s'avère adaptable à l'échelle d'une entreprise.

6

Caractérisation du problème opérationnel stochastique

Nous présentons dans ce chapitre une évolution du problème riche de tournées de véhicules avec gestion de stocks en partie II dans un environnement incertain. Nous introduisons en section 6.1 les différentes incertitudes présentes dans la collecte de déchets en Point d'Apport Volontaire (PAV) avant de proposer une analyse de l'aléa de remplissage des différents conteneurs d'un cas réel en section 6.2. Enfin, nous proposons en section 6.3 une adaptation stochastique du problème MP-WCIRP-HFF-MTW et du modèle mathématique associé.

6.1 L'apport irrégulier en déchet

Nous avons considéré dans les chapitres précédents que les niveaux de remplissage des conteneurs d'apport volontaire étaient parfaitement connus et prédictibles. L'apparition de conteneurs connectés et équipés de capteurs et sondes de remplissage permet aujourd'hui de connaître en temps réel la quantité de déchets présents dans chaque point du réseau. Néanmoins, le déploiement de ces nouvelles technologies reste complexe et onéreux. De plus, si l'équipement d'un conteneur apporte une information sur son remplissage passé et présent, il ne permet pas de connaître avec certitude son évolution pour les jours / semaines à venir. Les conteneurs déposés sur la voie publique et destinés à recueillir les déchets ménagers sont disponibles en continu toute l'année et se remplissent au rythme des apports de chaque usager. Selon leur type de produit et leur contenu, ces points de collecte sont soumis à des variations d'apport plus ou moins importantes. On note par exemple une très forte saisonnalité de collecte dans les zones touristiques comme les campings ou les villes littorales. De même, un conteneur de collecte de verre placé à proximité d'un centre sportif ou d'une salle de loisir sera rapidement rempli lors d'un événement et peu approvisionné le reste de la semaine. Les deux exemples ci-dessus nous montrent que la variation d'apport peut-être à la fois ponctuelle et saisonnière.

L'aléa de remplissage des PAV peut entraîner deux répercussions importantes dans la prestation de collecte présentée dans les chapitres précédents. Premièrement, l'augmentation inattendue de l'apport dans un conteneur peut l'amener à déborder avant la date de vidage prévue dans le planning optimisé, entraînant une lourde pénalité financière et publicitaire pour l'entreprise responsable de la collecte. Lorsque ce débordement est anticipé par le signalement d'un usager ou la présence d'une sonde connectée, il est possible de l'intégrer dans notre approche par horizon glissant et planifier une collecte préventive lors de la réoptimisation des tournées. Cependant, cette méthode reste coûteuse si aucune collecte n'était initialement

prévue (ou nécessaire) autour du conteneur débordant, entraînant un détour important à l'un des véhicules de la flotte. Deuxièmement, le remplissage d'un véhicule lors de sa tournée dépend entièrement du volume de déchets collectés dans chaque conteneur. Si ce volume est sous-estimé lors de la création des tournées, un véhicule peut devenir plein avant son vidage dans un exutoire intermédiaire. Le débordement physique d'un véhicule n'est pas possible en pratique, car chaque PAV est pesé avant d'être vidé. Nous considérerons dans la suite de ce chapitre un **débordement** de véhicule comme une incapacité à collecter un conteneur. Le prestataire doit alors repasser ultérieurement collecter ce point, si possible avant qu'il ne déborde. Lorsqu'une tournée est confrontée à cette situation, tout ou une partie de la solution initiale devient irréalisable et doit être modifiée. Nous distinguons trois manières de gérer la situation, appelées *procédures de recours* et illustrées en figure 6.1.

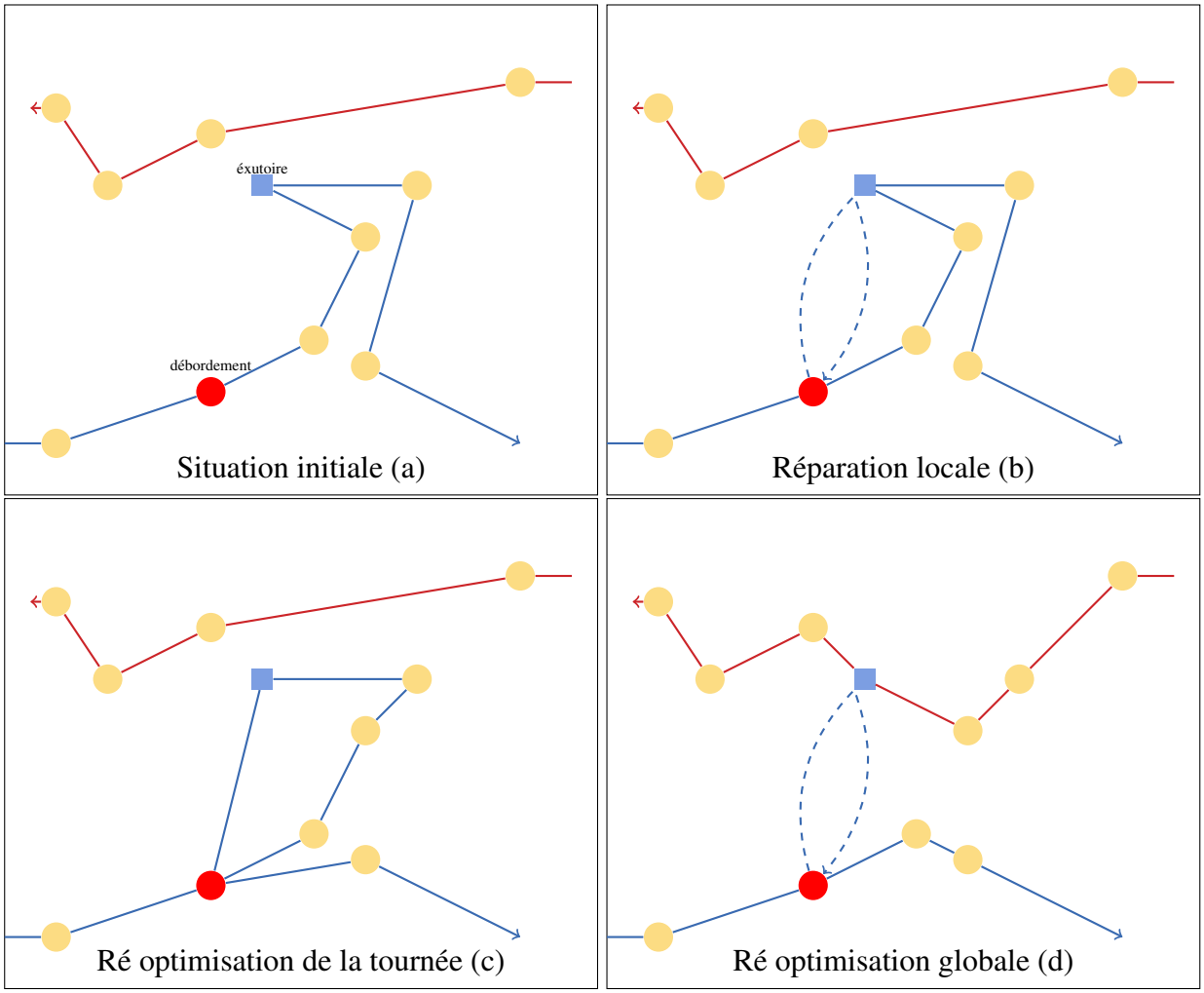


FIGURE 6.1 – Procédures possibles de recours (véhicule débordant)

Dans le cadre d'une réparation locale de la tournée (b), le véhicule reçoit pour instruction de se rendre dans l'exutoire compatible le plus proche (ouvert) et retourner immédiatement au conteneur pour terminer sa tournée comme initialement prévue. En plus d'être coûteuse, cette option décale dans le temps la collecte des conteneurs suivants, sans garantie de respect de leurs fenêtres de temps. De plus, le véhicule risque de passer à l'exutoire suivant (en suivant son planning) avec une faible quantité de déchets à vider, comme illustré dans la figure 6.1 (b). Dans cet exemple, le véhicule bleu effectue un aller-retour depuis son point de «débordement» et repasse par cet exutoire seulement trois collectes plus tard. Il serait possible de décaler ce deuxième vidage plus tard dans la tournée, sans garantie de proximité géographique avec un exutoire. Une deuxième procédure de recours, illustrée en (c), consiste à signaler au responsable logistique le débordement d'un véhicule et offrir à ce dernier la possibilité de ré-optimiser la partie de la tournée restante en tenant compte de la quantité de produits pesée avant le constat de débordement. Cette méthode s'ap-

parente aux algorithmes dits *dynamiques*, qui permettent d'optimiser en temps réel une solution au fur et à mesure de son exécution. Néanmoins, ce fonctionnement requiert une forte interaction entre le décideur (algorithme) et l'acteur. Dans le cas de tournées de véhicule, ce lien est assuré par la présence d'une interface (système GPS, tablette tactile) à disposition du chauffeur et connectée sans fil au système logistique. Troisièmement, la solution la plus économique suite au remplissage prématuré d'un véhicule serait de réoptimiser l'entièreté de la solution (toutes les tournées de la journée et ultérieures), comme illustré dans le scénario de la figure 6.1 (d). Cette procédure permet non seulement de limiter l'impact d'un débordement de véhicule en optimisant la fin de sa tournée, mais également de répartir la charge induite sur les autres tournées de la période. De plus, une partie des conteneurs non critiques peuvent être replanifiés dans les tournées ultérieures pour assurer le respect des fenêtres de temps et des capacités des véhicules. À l'instar de la ré optimisation de la tournée seule, cette dernière procédure de recours nécessite elle aussi un lien entre l'opérateur logistique et toute la flotte de véhicules. De plus, les nombreux changements propagés par les réparations successives au cours d'une journée augmentent les risques opérationnels dus aux informations contradictoires envoyées aux chauffeurs. Le temps de calcul d'une nouvelle solution est un élément déterminant dans une approche dynamique, car l'état d'un système (position et remplissage des véhicules) est susceptible d'évoluer tout au long de la résolution.

Quelle que soit la procédure de réparation d'une solution adoptée par le décideur, nous constatons qu'une solution de planification et de tournées de véhicules déterministe peut rapidement devenir coûteuse lorsque le remplissage des conteneurs est plus important qu'estimé. Nous proposons dans la suite de ce chapitre d'analyser l'aléa de remplissage d'un parc de conteneurs d'apport volontaire et de proposer une nouvelle méthode d'optimisation minimisant l'espérance de coût du problème de MP-WCIRP-HFF-MTW étudié en partie II. L'objectif de cette seconde approche est de mieux appréhender les variations de remplissage des PAV et contrôler le risque de débordement des conteneurs et des véhicules, très fortement pénalisant pour le coût et l'image de la prestation de collecte.

6.2 Étude de l'aléa de remplissage

Nous proposons dans cette section d'analyser les données de collecte réelles d'une entreprise collectant un parc important de PAV, afin de caractériser la nature aléatoire de leur remplissage. Nous prélevons les données de collecte de plus de 4 200 conteneurs répartis sur 3 541 points différents, représentant au total plus de 230 000 pesées. Il est important de noter que le nombre de relevés pour chaque conteneur varie selon son ancienneté d'exploitation et sa fréquence de collecte. Afin de caractériser le remplissage de chaque colonne, nous décidons de paramétrer et comparer différentes lois de probabilités : loi Normale, loi Gamma, loi de Weibull et loi Exponentielle. Les caractéristiques de ces différentes lois sont présentées dans le tableau 6.1.

Loi	Paramètres	Densité de probabilité	Fonction de répartition
Normale	μ et σ^2	$\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}\, e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$	$\frac{1}{2}\left[1+\operatorname{erf}\left(\frac{x-\mu}{\sigma\sqrt{2}}\right)\right]$
Gamma	k et θ	$\frac{x^{k-1}e^{-\frac{x}{\theta}}}{\Gamma(k)\theta^k}$	$\frac{\gamma(k,x/\theta)}{\Gamma(k)}$
Exponentielle	λ	$\lambda e^{-\lambda x}$	$1-e^{-\lambda x}$
Weibull	λ et k	$(k/\lambda)(x/\lambda)^{(k-1)}e^{-(x/\lambda)^k}$	$1-e^{-(x/\lambda)^k}$

$\Gamma(x) = \int_0^{+\infty} t^{x-1}\, e^{-t}\, \mathrm{d}t \qquad \gamma(x;a) = \int_0^x e^{-t}\, t^{a-1}\, \mathrm{d}t$

Tableau 6.1 – Caractéristiques des lois aléatoires utilisées

Nous déterminons pour chaque conteneur et chacune des quatre lois les paramètres permettant d'approcher au mieux les données pratiques. Nous utilisons pour cela la méthode de Nelder-Mead [117] maximisant une fonction de vraisemblance logarithmique [7]. Nous utilisons pour cela la bibliothèque de fonctionnalités *fitdistrplus* développée par Delignette-Muller et Dutang [63] pour le logiciel *R*. Nous obtenons pour

chaque conteneur une estimation de la distribution de son remplissage selon quatre lois aléatoires, comme le montre en exemple l'illustration 6.2.

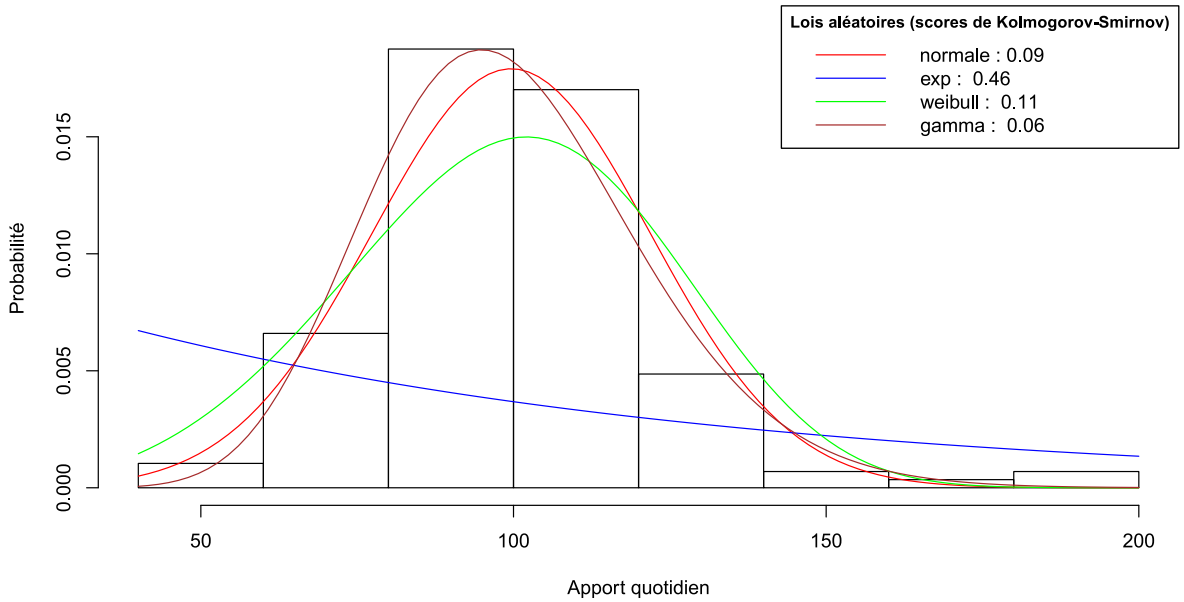


FIGURE 6.2 – Exemple de distribution et lois affinées d'apport quotidien d'un conteneur

Afin d'évaluer la qualité de l'approximation de chaque loi, nous décidons de calculer pour chaque loi obtenue la valeur du test de Kolmogorov-Smirnov [102, 142] permettant de connaître le plus grand écart entre deux fonctions de distribution. La fonction de distribution d'une série de n mesures, appelée *distribution empirique*, est obtenue par la formule

$$F_n(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \mathbb{1}_{[-\infty,x]}(X_i) \tag{6.1}$$

où X_i représente une mesure et $\mathbb{1}_{[-\infty,x]}$ une fonction caractéristique égale à 1 si $X_i \leq x$ et 0 sinon. Cette fonction de distribution nous indique la part de mesures plus petites ou égales à chaque valeur de x. Nous calculons ensuite l'écart entre la fonction $F_n(x)$ et la distribution cumulée de la loi comparée $F(x)$. Le test de Kolmogorov-Smirnov représente une borne supérieure entre ces deux valeurs (plus grand écart) données par la formule

$$\sup_x |F_n(x) - F(x)| \tag{6.2}$$

Plus un score est proche de 0, plus un modèle probabiliste sera proche de son expérience empirique. Nous sommes ainsi en mesure de comparer la qualité d'approximation de chaque loi pour chaque conteneur et caractériser l'apport en déchet sur un réseau de PAV. Nous retrouvons dans l'exemple en figure 6.2 les scores du test de Kolmogorov-Smirnov obtenus pour chaque loi de probabilité. Nous constatons dans cet exemple que la loi Gamma possédant le score le plus petit correspond bien à la courbe la plus proche de la distribution empirique. À l'inverse, la loi exponentielle est totalement décorrélée des observations et possède un score élevé. Nous présentons dans la table 6.2 et la figure 6.3 pour chaque loi de probabilité introduite ci-dessus, la répartition des scores obtenus sur tous les conteneurs étudiés.

Nous voyons par exemple que la moitié des conteneurs sont approchés par la loi Gamma avec un score inférieur ou égal à 0,126. Si cette loi est considérée comme la plus proche dans la moitié des cas, nous remarquons que les lois Normale et Weibull possèdent également un score similaire pour une grande partie des conteneurs. Nous déterminons de manière empirique qu'un score en deçà de 0,2 correspond à une

	GAMMA	NORMALE	WEIBULL	EXPONENTIELLE
Minimum	0,031	0,030	0,026	0,092
1er Quartile	0,093	0,095	0,099	0,336
Médiane	0,126	0,133	0,134	0,393
3e Quartile	0,172	0,187	0,178	0,435
Maximum	0,539	0,526	0,402	0,846
Moyenne	0,140	0,149	0,143	0,381
Meilleure loi	54%	25%	20%	1%

Tableau 6.2 – Comparatif des scores Kolmogorov-Smirnov obtenus sur les relevés empiriques

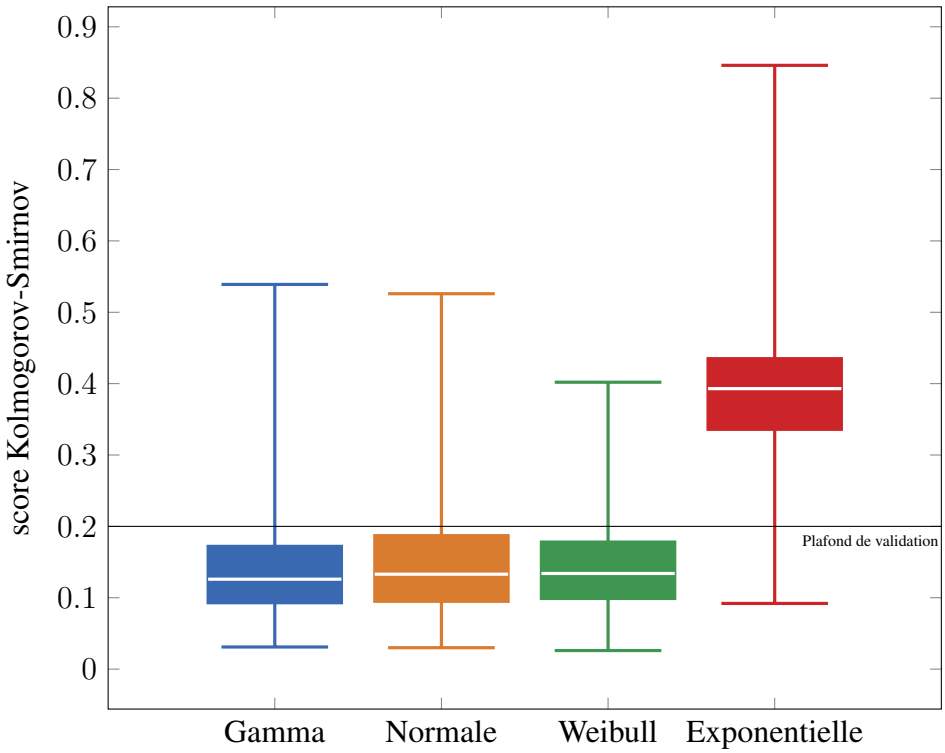


FIGURE 6.3 – Répartition des scores pour chaque loi

modélisation fidèle de la distribution d'un conteneur (tracé sur la figure 6.3). Sous cette hypothèse, nous constatons alors que plus de 75% des points de collecte seraient correctement modélisés par les lois Gamma, Normale et Weibull. En revanche, la loi Exponentielle ne parvient pas à égaler la qualité des trois autres lois candidates.

Nous décidons dans la suite de nos travaux de représenter le remplissage d'un conteneur d'apport volontaire par une variable suivant une loi Normale de moyenne μ et d'écart type σ. Nous choisissons ainsi une loi représentant une grande majorité des remplissages observés et relativement facile à manipuler. En effet, les calculs de différentes probabilités issues d'une succession de tirages aléatoires (jours de remplissages) se résument à additionner ou multiplier les composantes μ et σ de la loi Normale.

Soient deux variables $X_1 \sim \mathcal{N}(\mu_1, \sigma_1)$ et $X_2 \sim \mathcal{N}(\mu_2, \sigma_2)$ alors

$$X_1 + X_2 \sim \mathcal{N}(\mu_1 + \mu_2, \sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}) \tag{6.3}$$

À partir de la relation (6.3), nous pouvons déterminer l'expression de la variable aléatoire représentant le remplissage d'un conteneur de niveau initial q^0 après t périodes

$$X \sim q^0 + \mathcal{N}(t \times \mu, \sqrt{t \times \sigma^2}) \tag{6.4}$$
$$\sim \mathcal{N}(q^0 + \mu t, \sigma\sqrt{t}) \tag{6.5}$$

En utilisant la fonction de répartition de la loi Normale présentée dans le tableau 6.1, nous pouvons alors déterminer la probabilité de débordement de ce conteneur de capacité Q après t périodes sans collecte :

$$\mathbb{P}(X > Q) = 1 - \mathbb{P}(X \leq Q) \tag{6.6}$$
$$= 1 - \frac{1}{2}\left[1 + \operatorname{erf}\left(\frac{Q - q^0 - \mu t}{\sigma\sqrt{t} \times \sqrt{2}}\right)\right] \tag{6.7}$$
$$= \frac{1}{2}\operatorname{erfc}\left(\frac{Q - q^0 - \mu t}{\sigma \times \sqrt{2t}}\right) \tag{6.8}$$

La formule (6.8) nous permet donc de facilement connaître la probabilité de débordement d'un conteneur pour chaque période de l'horizon étudié et ainsi intégrer une gestion du risque dans la planification des collectes.

Nous effectuons une analyse similaire du risque de débordement d'un véhicule après avoir collecté une série de n conteneurs de niveaux initiaux q_i^0 et de t_i apports aléatoires suivant une loi $\mathcal{N}(\mu_i, \sigma_i)$. Nous représentons le niveau du véhicule par la variable Y suivante

$$Y \sim \sum_{i=0}^{n} \mathcal{N}(q_i^0 + \mu_i t_i, \sigma_i\sqrt{t_i}) \tag{6.9}$$
$$Y \sim \mathcal{N}\left(\sum_{i=0}^{n}(q_i^0 + \mu_i t_i), \sqrt{\sum_{i=0}^{n} \sigma_i^2\, t_i}\right) \tag{6.10}$$

On détermine alors de la même manière la probabilité pour ce véhicule (de capacité C) de déborder après avoir visité tous les PAV

$$\mathbb{P}(Y > C) = \frac{1}{2}\operatorname{erfc}\left(\frac{C - \sum_{i=0}^{n}(q_i^0 + \mu_i t_i)}{\sqrt{2 \times \sum_{i=0}^{n}(\sigma_i^2\, t_i)}}\right) \tag{6.11}$$

6.3 Évolution du problème de tournées avec gestion des stocks

Nous sommes désormais capables de caractériser un comportement de remplissage aléatoire grâce à une loi Normale et pouvons estimer pour chaque situation le risque de débordement d'un conteneur ou d'un véhicule. Nous connaissons également les principales procédures disponibles lorsqu'un tel événement se produit et pouvons calculer le coût engendré par cette situation. Nous proposons d'adapter le problème de MP-WCIRP-HFF-MTW étudié précédemment en associant à chaque conteneur du réseau une loi de probabilité $\mathcal{N}(\mu, \sigma)$ décrivant son remplissage stochastique. Afin de limiter le nombre de débordements des conteneurs et véhicules, nous décidons de les pénaliser dans la fonction objectif à minimiser.

6.3.1 Espérance de coût de débordement d'un conteneur

Nous conservons la pénalité fixe de débordement d'un conteneur du problème initial déterministe (OC) pour calculer l'espérance de coût de débordement des conteneurs sur l'horizon dans notre approche stochastique. À l'aide de l'expression (6.8), nous pouvons calculer le risque de débordement d'une colonne pour chaque période de l'horizon sélectionné. Le paramètre Q correspond à la capacité C_i du modèle déterministe proposé en partie 4.3, tandis que μ et σ représentent les paramètres de la colonne en question. En revanche, les paramètres q^0 et t du calcul de probabilité dépendent dans notre cas des différentes variables de notre problème. Nous proposons d'introduire de nouvelles variables reliant les entités du modèle mathématique déterministe aux calculs de probabilités présentés ci-dessus.

Nous utilisons la notation o_i^t pour définir le nombre de périodes écoulées depuis la dernière collecte du conteneur i, à la période t. Nous introduisons également une variable binaire $y_i^{v,t}$ égale à 1 si le véhicule v est le dernier a avoir collecté le conteneur i avant la période t. Cette variable est définie pour toutes les périodes succédant la période du véhicule (T^v) et précédant la période t.

$$y_i^{v,t} \leq y_i^v \qquad i \in N_2 \quad v \in V \quad t \geq T^v \tag{6.12}$$

$$y_i^{v,t} \leq 1 - y_i^{v_2} \qquad i \in N_2 \quad v \in V \quad t \geq T^v \quad v_2 \in V : T^{v_2} < t \quad T^{v_2} > T^v \tag{6.13}$$

Nous pouvons alors exprimer le nombre de périodes écoulées depuis cette collecte comme étant

$$o_i^t \geq t - t_i^{v,t} T^v \qquad i \in N_2 \quad v \in V \quad t \geq T^v \tag{6.14}$$

Nous devons également introduire un nouvel indicateur α_i^t nous indiquant si le conteneur i n'a jamais été collecté avant la période t pour ajouter q_0^i ou non à la quantité de produits dans une colonne

$$1 - \alpha_i^t \leq \sum_{v \in V : T^v < t} y_i^v \qquad i \in N_2 \quad t \in T \tag{6.15}$$

Finalement, l'espérance du débordement $\mathbb{E}_1(i,t)$ d'un conteneur pour une période t correspond alors à la probabilité de débordement du point de collecte en question, multiplié par la pénalité de débordement OC :

$$\mathbb{E}_1(i,t) = \frac{\text{OC}}{2} \operatorname{erfc}\left(\frac{C_i - \alpha_i^t q_i^0 - \mu_i o_i^t}{\sigma_i \times \sqrt{2 o_i^t}}\right) \tag{6.16}$$

6.3.2 Espérance de coût de débordement d'un véhicule

Contrairement à l'expression de l'espérance de pénalité d'une colonne, la définition de l'espérance de coût du débordement d'un véhicule au cours de sa tournée est beaucoup plus complexe. Nous devons pour cela introduire la notion d'appartenance à un sous-chemin de la tournée (entre deux exutoires) et les relations de précédence entre tous les points de collecte d'un même sous chemin. En notant $N_x \subset N_2$ l'ensemble des points de collecte précédant un nœud i dans le même sous chemin que ce dernier,

l'expression de l'espérance $\mathbb{E}_2(v,i)$ est alors égale à la probabilité de débordement d'un véhicule multiplié par la pénalité de recours (aller-retour à l'exutoire ouvert et compatible le plus proche) notée OV

$$\mathbb{E}_2(v,i) = \text{OV} \times \frac{y_i^v}{2} \operatorname{erfc}\left(\frac{C_{P_i}^v - \sum\limits_{j \in N_x} (\alpha_j^t q_j^0 + \mu_j o_i^{T^v})}{\sqrt{2 \times \sum\limits_{j \in N_x} (\sigma_i^2\, o_i^{T^v})}}\right) \tag{6.17}$$

Nous obtenons finalement la fonction objectif stochastique suivante :

$$\min \sum_{v \in V} \left(F^v z^v + D^v \sum_{i,j \in A} d_{ij} x_{ij}^v + H^v(\tau_{o_2}^v - \tau_{o_1}^v)\right) + \sum_{t \in T} \sum_{i \in N_2} \mathbb{E}_1(i,t) + \sum_{v \in V} \sum_{i \in N_2} \mathbb{E}_2(v,i) \tag{6.18}$$

Nous retirons enfin les variables δ, τ et ω correspondant au suivi du remplissage du modèle déterministe, ainsi que leurs contraintes associées. À l'image du modèle mathématique déterministe proposé précédemment, cette nouvelle modélisation n'est pas destinée à résoudre une instance de taille réelle. L'ajout d'un grand nombre de variables mixtes et la difficulté à modéliser de manière linéaire le risque de débordement d'un véhicule nous poussent de nouveau à développer une méthode heuristique pour résoudre ce problème.

6.4 Conclusion

Nous nous sommes intéressés dans ce chapitre à l'irrégularité de l'apport en déchets dans les Point d'Apport Volontaire par les usagers et ses conséquences sur notre première approche déterministe. Nous avons montré qu'une variation inattendue du remplissage d'un conteneur peut entraîner un débordement de ce dernier, mais également le dépassement de la capacité des véhicules lors de leurs tournées de collecte. Nous avons distingué différentes procédures de recours permettant de réparer la situation lorsqu'un tel cas arrive et avons mis en avant le coût très important d'une mauvaise anticipation du remplissage, tant sur les pénalités financières que l'image de l'entreprise. Nous avons dans un second temps analysé l'évolution du remplissage d'un parc de plus de quatre mille conteneurs pour en caractériser l'aléa. Nous avons déterminé qu'une très grande majorité des PAV peuvent être considérés comme suivant une loi de probabilité Normale et établissons les formules permettant de calculer les probabilités de débordement des deux entités concernées et l'espérance des coûts (pénalités et recours) correspondants. Nous proposons une évolution du problème de MP-WCIRP-HFF-MTW présenté dans les chapitres précédents et mettons en exergue la difficulté supplémentaire à représenter les différents aspects stochastiques par un modèle mathématique linéaire. Nous présentons donc dans le chapitre 7 une adaptation de notre approche heuristique Adaptive Large Neighborhood Search dans un environnement stochastique et montrons l'intérêt de résoudre de manière robuste ce problème opérationnel.

7

Résolution du problème opérationnel stochastique

Nous présentons dans ce chapitre une adaptation de notre approche ALNS pour résoudre le problème de MP-WCIRP-HFF-MTW stochastique introduit dans le chapitre 6 et comparons les solutions obtenues par les deux approches sur un ensemble de scénarios réels. Nous présentons en section 7.2 les changements apportés à l'algorithme heuristique déterministe présenté en chapitre 5 pour résoudre notre problème opérationnel dans lequel les remplissages des conteneurs d'apport volontaire suivent une loi de probabilité Normale. Nous proposons ensuite en section 7.3 une série d'expérimentations visant à comparer les solutions obtenues par notre approche déterministe et stochastique sur différents scénarios. Nous analysons entre autres la sensibilité apportée par le coût de réparation d'une tournée lors du débordement d'un véhicule. Enfin, nous présentons en section 7.4 nos conclusions et perspectives relatives à la résolution de ce problème stochastique riche de tournées avec gestion de stocks.

7.1 État de l'art

Nous nous intéressons particulièrement dans cette section aux études et travaux portant sur des problèmes de tournées de véhicules stochastiques où la demande est incertaine. Il existe cependant de nombreuses autres sources d'aléa relatives aux problèmes de tournées, comme le problème de Traveling Salesman problem with Stochastic Customers (TSPSC) où les points de passages (clients) possèdent une probabilité d'existence et le Traveling Salesman problem with Stochastic Travel Time (TSPST) dont les distances (temps) de trajet sont incertaines.

Tillman [150] étudie une variante du problème de VRP dans lequel la demande de chaque client est inconnue et peut être satisfaite à partir de différents dépôts. L'objectif est alors de minimiser la distance parcourue par toutes les livraisons sans excéder la capacité des véhicules. Il résout ce problème en utilisant un algorithme de type Clark & Wright (C&W) qui fusionne tour à tour deux tournées de véhicules, de façon à diminuer le coût de la solution. Il pénalise également les fusions entraînant un risque pour un véhicule de dépasser sa capacité de livraison dans la fonction objectif en multipliant la probabilité d'apparition de cet événement par le coût de réparation induit. Bertsimas [33] propose pour ce problème d'étudier deux méthodes de recours correspondant dans notre cas à un aller-retour et une ré optimisation de la fin de la tournée seule. Mendoza et al. [112] utilisent une méthode mémétique, inspirée des travaux de Fleury et al. [75] portant sur les problèmes de tournées sur les arcs avec demande stochastique, afin de résoudre un problème de VRPSD dans lequel une flotte homogène illimitée de véhicules transportant plusieurs produits

simultanément dans des compartiments de taille fixe. Ils utilisent alors un coût de recours équivalent à un aller-retour au dépôt pour recharger la quantité nécessaire de chaque produit. Ak et Erera [6] proposent d'organiser des tournées de véhicules appairés, de sorte que la charge inattendue d'un véhicule peut être compensée par un autre, à l'image de la ré optimisation globale proposée dans le chapitre précédent. Ils proposent de résoudre le problème de VRPSD avec cette procédure de recours grâce à une méthode de recherche locale tabou et parviennent à résoudre deux instances réelles (turques) de plus de 200 points de livraisons. Enfin, Juan et al. [95] proposent de déterminer le niveau de risque optimal à fixer pour résoudre de manière déterministe et rapide un problème stochastique. Ils utilisent pour cela un algorithme itératif de nivellement du risque, résolution de l'instance obtenue et analyse de la solution par un processus aléatoire statistique (Monte-Carlo) sur le problème stochastique initial.

L'aléa de remplissage des stocks clients dans les Inventory Routing Problem (IRP) a également fait l'objet de nombreuses études scientifiques. Nous distinguons principalement trois stratégies de gestion de l'aléa. Premièrement, les méthodes exactes et heuristiques stochastiques tentent de déterminer la solution dont l'espérance économique est la plus réduite. Qu et al. [127] proposent une approche de résolution d'un problème d'IRP avec demandes stochastiques comprenant plusieurs produits en décomposant le problème en deux sous-problèmes : d'une part la gestion des stocks et de la planification et d'autre part l'optimisation des tournées de véhicules. Huang et Lin [88] résolvent ce même problème par un algorithme de colonies de fourmis, donc chaque élément de la colonie est soumis à un scénario différent. Enfin, Golden et al. [82] étudient de nombreux problèmes de tournées de véhicules avec gestion de stocks et proposent une stratégie de planification des clients par ordre d'urgence. Ils résolvent alors le problème de tournées restant à l'aide d'une heuristique de type Clark & Wright (C&W).

Deuxièmement, la résolution du problème d'IRP avec demandes stochastiques a également fait l'objet d'approches dites *dynamiques* pour obtenir des solutions à la fois robustes, réactives et moins coûteuses. Campbell et al. [41] proposent de modéliser le problème de Stochastic Inventory Routing Problems (SIRP) comme une chaîne de Markov, c'est-à-dire une suite finie d'états correspondant à chaque période de l'horizon. Le décideur connaît en début de période le niveau de stock de tous les clients de la journée, sans connaître avec certitude leurs besoins pour la période suivante. Ces méthodes sont relativement efficaces pour adapter une solution en fonction de l'évolution d'un aléa, mais requièrent une omniscience plus importante que dans les premières méthodes proposées (optimisation de l'espérance de coût a priori). En effet, une approche dynamique nécessite de pouvoir mesurer le contenu de chaque stock à chaque début de période (journée), ce qui n'est possible qu'avec des conteneurs connectés dans notre contexte. Berman et Larson [31] proposent également une résolution dynamique en considérant les demandes comme des lois de probabilités connues, optimisant ainsi un objectif composé de l'espérance de pénalité subie à chaque retard de livraison, à l'image des approches proposées dans notre première stratégie. Minkoff [114] propose une approche similaire pour le problème de *Dispatch Delivery Problem* dans lequel l'ensemble des routes potentielles est fourni comme donnée, l'horizon de temps est infini et le problème est considéré comme dynamique dans sa définition (les décisions de la solution sont à fournir au fur et à mesure du déroulement du scénario). Il utilise principalement une approche heuristique itérative en trois niveaux pour séparer les décisions d'allocation, de quantité de livraison et de sélection d'itinéraires. Enfin, Hvattum et al. [89, 90] développent une méthode de type GRASP pour résoudre un problème d'IRP stochastique en augmentant à chaque itération la demande des clients.

Troisièmement, une stratégie plus itérative que l'on peut nommer *MinMax* vise à obtenir la solution la moins coûteuse, quel que soit le scénario. L'objectif est donc de déterminer la solution robuste la plus économique. Solylal et al. [145] proposent en 2012 une formulation exacte du problème de tournées avec gestion de stocks et demandes stochastiques et soumettent un algorithme dynamique réajustant à chaque étape d'un véhicule la quantité de produits livrés à chaque client, garantissant une faisabilité de la solution pour n'importe quel scénario de production inscrit dans un domaine de définition fourni avec le problème.

On constate sur les exemples de travaux ci-dessus qu'il existe de nombreuses manières d'aborder la résolution d'un problème stochastique, sans qu'aucune méthode ne puisse surpasser les autres sur les différents indicateurs utilisés (cas moyen, cas au pire, cas au mieux, cas médian). Cette problématique contient

en réalité deux objectifs contradictoires que sont la minimisation du risque de pénalités et la minimisation du coût logistique déterministe. Il est donc difficile de juger deux solutions stochastiques sans les expérimenter sur un ensemble de scénarios représentatifs des aléas considérés. Nous considérons dans la suite de nos travaux qu'il est extrêmement coûteux et difficile d'équiper l'ensemble d'un réseau de conteneurs en sondes de remplissage connectées. Nous proposons donc dans la suite de ce chapitre une méthode d'optimisation des tournées avec anticipation des débordements, optimisant l'espérance de coûts et pénalités d'une solution donnée. Une approche par horizon glissant, telle que nous avons développé dans notre approche déterministe peut cependant être considérée comme hybride puisqu'intégrant à chaque fin de période la liste des conteneurs planifiés et non vidés ainsi que les valeurs des PAV connectés les plus récentes.

7.2 Adaptation de l'approche ALNS

Nous avons déterminé dans le chapitre précédent que le remplissage d'une grande majorité des conteneurs en apport volontaire était comparable à une succession d'apports aléatoires de déchets suivant une loi Normale. Nous avons également pu déterminer une méthode d'estimation de l'espérance de coût d'une solution donnée dans un contexte stochastique, en additionnant au coût opérationnel fixe (coût de tournées) l'espérance de pénalité de débordement de chaque conteneur sur l'horizon, ainsi que l'espérance de coût engendré par les remplissages prématurés des véhicules. Nous proposons maintenant d'adapter notre approche ALNS initiale pour optimiser le problème de MP-WCIRP-HFF-MTW en minimisant l'espérance de coût des solutions obtenues.

Les changements réalisés dans notre approche ne concernent d'une petite partie de notre approche initiale, à savoir

1. La faisabilité d'une insertion et d'une solution,
2. Le calcul de coût d'une insertion et d'une solution.

Le test d'insertion d'un nœud dans une tournée existante est résumé dans l'algorithme 7 tandis que la fonction évaluant le coût d'une solution est présentée dans l'algorithme 8. Ces deux fonctions sont réutilisées ensuite dans le reste de l'algorithme, l'implémentation des différents opérateurs et de la boucle principale de l'ALNS reste donc inchangée. Le test d'insertion retourne en réalité, en plus de sa faisabilité, une estimation de son impact sur la fonction objectif. Nous réutilisons pour cela une partie de l'algorithme 8, appliquée uniquement à la position et la tournée de l'insertion. Cette évaluation nous permet d'ordonner les candidats à l'insertion, de manière à mettre en avant les candidats réduisant fortement leur risque de débordement sans occasionner de grands détours pour le véhicule. Nous détaillons dans la suite de cette section les changements opérés dans nos algorithmes pour conserver la rapidité d'exécution de l'ALNS initial.

.

7.2.1 Débordement de véhicules

Afin de déterminer l'espérance de la pénalité de remplissage prématuré d'un véhicule, nous calculons pour chaque étape de sa tournée de collecte, la probabilité de ne pas pouvoir assurer le ramassage en question. Ces calculs sont assurés via la fonction `probabiliteDebordement(vehicule,position)` utilisée dans l'algorithme 8. Nous ajoutons à nos différents indicateurs précalculés (voir section 5.2) la dernière date (période) de collecte pour chaque conteneur et pour chaque période de l'horizon. Nous sommes ainsi en mesure de calculer la probabilité de débordement d'un véhicule à une position donnée de sa tournée en sommant successivement les moyennes et écarts types des conteneurs visités via la formule (6.11). Cette opération est réalisée avec une complexité proportionnelle à la taille de la tournée et n'est appliquée qu'après chaque opération d'insertion et de retrait par les opérateurs de destruction et réparation. Pour obtenir l'espérance de coût voulue, nous multiplions la probabilité de débordement ainsi calculée par une estimation du coût de recours engendré par cette situation (fonction `coutRecours(vehicule,position)` de l'algorithme 8). Parmi les solutions de recours présentées en partie 6.1 (aller-retour, ré optimisation de la

Algorithme 7 : Test d'insertion d'un nœud

Entrées : Un nœud n et une position $position = (period, tour, pos)$
Sorties : Faisabilité

si n *est un client* **alors**
  si n *est déjà collecté à* $period$ **alors**
    retourner *faux*
  fin
  si *produit*$(n) \neq$ *produit*$(position)$ **alors**
    retourner *faux*
  fin
  // déterministe uniquement
  si *remplissage*$(n) >$ *capaciteResiduelle*$(position)$ **alors**
    retourner *faux*
  fin
fin
si *verifierFTS(n,position) = faux* **alors**
  retourner *faux*
fin
retourner *vrai*

Algorithme 8 : Calcul de coût d'une solution déterministe et stochastique

Entrées : Une solution s
Sorties : Le coût de la solution

cout = 0
pour chaque *période p* **faire**
  pour chaque $vehicule$ *de p* **faire**
    pour chaque $position$ *du* $vehicule$ **faire**
      cout ← cout + distance($position - 1$,$position$) × coutDistance($vehicule$) + (temps($position - 1$,$position$) + attente($position$) + tempsService($position$)) × coutHoraire($vehicule$)
      // stochastique uniquement
      cout ← cout + probabiliteDebordement($vehicule$,$position$) × coutRecours($vehicule$,$position$)
    fin
  fin
  pour chaque *conteneur* c **faire**
    // cas déterministe
    si *débordement*(c) = *vrai* **alors**
      cout ← cout + OC
    fin
    // cas stochastique
    cout ← cout + probabiliteDebordement(c) × OC
  fin
fin
retourner *cout*

fin de tournée, ré optimisation globale de la solution), nous choisissons d'estimer le coût de recours sur la méthode locale (b) proposée en figure 6.1, obligeant le véhicule à effectuer un aller-retour à l'exutoire compatible le plus proche et continuer sa tournée initiale. Cette procédure est en pratique la plus utilisée, car elle ne nécessite aucun matériel embarqué et connecté au système logistique (gage de fiabilité) et ne perturbe pas les autres tournées de la prestation. Nous rappelons que notre objectif est de concevoir des tournées possédant un très faible risque de débordement de véhicules et si possible à proximité des exutoires afin de minimiser leur(s) impact(s).

Pour chaque point de collecte, nous créons une liste des exutoires compatibles, ordonnée par proximité. Nous pénalisons donc chaque probabilité de débordement par le coût logistique (horaire et kilométrique) correspondant à l'aller-retour et au vidage du véhicule. Nous y ajoutons également un coût fixe Px, laissé à l'appréciation du décideur logistique, afin de définir la politique de risque de notre approche. Avec une faible valeur, la solution considérera uniquement le coût d'aller-retour supplémentaire, tandis qu'un fort coefficient limitera le risque de débordement, au prix de tournées plus coûteuses. Une politique de faible risque est également utile lorsque les fenêtres de temps des différents nœuds du réseau sont étroites. Un aller-retour supplémentaire pour un véhicule augmente alors grandement le risque de dépasser les horaires de collecte et de vidage autorisés, ce qui conduit le décideur à fortement pénaliser ces situations. Comme montré dans le chapitre précédant, le remplissage du véhicule devient stochastique et ne constitue plus une contrainte dure du problème. Nous pouvons donc retirer la notion de *capacité résiduelle* utilisée à la ligne 8 de l'algorithme 7, ce qui compense une partie du temps de calcul nécessaire pour évaluer le risque de débordement à chaque point de la tournée.

7.2.2 Débordement de conteneurs

Contrairement à la pénalité de débordement d'un véhicule, le débordement d'un conteneur sur l'horizon à optimiser ne nécessite pas de procédure de recours, mais est très fortement pénalisé dans la fonction objectif de notre problème. Nous obtenons donc l'espérance de pénalité de chaque conteneur en multipliant pour chaque période la pénalité fixe (OC) par sa probabilité de débordement. Nous utilisons l'équation (6.8) déterminée dans le chapitre précédent, en réutilisant les indicateurs précalculés de dernière collecte introduits en section 7.2.1. La pénalité de débordement des colonnes est généralement largement supérieure aux coûts horaires et kilométriques des tournées. Contrairement à notre approche déterministe, aucun conteneur ne peut être retiré de la liste des nœuds candidats à insérer. Chaque opérateur d'insertion de conteneurs doit maintenant considérer tous les points, quels que soient leurs risques de débordement, ce qui nécessite un temps de calcul supérieur (relatif à la part de conteneurs précédemment filtrés, car non débordants).

7.3 Expérimentations

Dans le but d'étudier la qualité et la robustesse des solutions obtenues par cette nouvelle approche stochastique, nous proposons de comparer le coût réel d'une solution issue d'une résolution déterministe et de trois solutions issues de résolutions stochastiques (paramètres différents) appliquées sur plusieurs scénarios de remplissage générés aléatoirement. Nous réutilisons les données du cas d'étude réel résolu dans le chapitre 5, dont nous connaissons pour chaque conteneur la moyenne et la variance des apports en déchets, pour créer une instance stochastique. La résolution déterministe est obtenue en considérant le remplissage de chaque conteneur comme constant et égal à sa moyenne.

Afin d'étudier la sensibilité de la partie fixe de coût de recours attribuée au débordement d'un véhicule (Px), nous proposons de résoudre notre instance stochastique avec trois niveaux différents. Premièrement, nous fixons ce coût à zéro pour simuler un coût de recours uniquement composé de l'aller-retour du véhicule pour vider son contenu. Deuxièmement, nous fixons ce coût à un dixième de la pénalité de débordement de conteneur ($\frac{\mathrm{OC}}{10}$) pour pénaliser lourdement le débordement d'un véhicule, tout en restant inférieur aux coûts engendrés par un débordement de conteneur. Enfin, nous proposons d'égaliser les pénalités (OC) pour

limiter au plus le risque de tout débordement, indépendamment de l'entité concernée. Pour rappel, la valeur de la pénalité OC est environ égale à 10 000 dans nos expérimentations.

Nous utilisons pour chacune des quatre expérimentations une résolution en horizon glissant de sept périodes, à l'instar de la procédure proposée en chapitre 5. Nous réalisons donc pour chaque cas 24 résolutions de quinze minutes, totalisant ainsi 6 heures de calcul pour obtenir une solution sur 31 périodes. Les caractéristiques des différentes solutions obtenues sont présentées en table 7.1. Pour conserver une base de comparaison commune, les espérances de coût des solutions stochastiques ne possèdent pas de coût de véhicule ($Px = 0$).

Méthode	Déterministe	$Px = 0$	$Px = \frac{\mathrm{OC}}{10}$	$Px = \mathrm{OC}$
Coût de la solution (espérance)	23 794	37 333	38 802	38 398
Nombre de tournées	14	20	21	21
Passages en exutoires	40	47	47	47
Nombre de collectes	457	862	913	898
Collectes/tournée	32,64	43,10	43,47	42,76

Tableau 7.1 – Caractéristiques des solutions obtenues

Ces premiers résultats nous montrent que les coûts retournés par nos trois approches stochastiques sont plus de 40% supérieurs à celui de la solution déterministe, passant de 23 800 à environ 38 000. Le nombre de collectes effectuées est multiplié par deux pour les solutions stochastiques, sans pour autant que le nombre de véhicules (tournées) et de passages en exutoires n'augmente proportionnellement. Chaque tournée d'une solution stochastique possède en moyenne une dizaine de collectes en plus, par rapport aux tournées déterministes. En passant plus régulièrement aux points de collecte, nous réduisons ainsi les risques de débordement.

En augmentant la pénalité de débordement de véhicule (Px), nous constatons que la densité des tournées, représentée par le nombre de collectes moyen par tournée, reste constante et que le nombre de collectes est compensé par la création de tournées supplémentaires dans les solutions $Px = \frac{\mathrm{OC}}{10}$ et $Px = \mathrm{OC}$. Nous remarquons que les tournées de la solution la plus pénalisante possèdent en moyenne une collecte de moins par rapport à la solution possédant le coût de recours le plus faible, c'est à dire 5% de collecte en moins par véhicule.

7.3.1 Simulation de cas réels

Afin de comparer la robustesse des quatre solutions obtenues, nous proposons de les appliquer sur une série de scénarios aléatoires extraits de l'instance stochastique initiale et de relever les coûts (pénalisés) obtenus. Nous générons à partir de l'instance stochastique une série de mille scénarios aléatoires dont les apports dans chaque conteneur pour chaque période sont sélectionnés en suivant la densité de probabilité des lois normales associées. Nous utilisons une méthode polaire de Marsaglia [110] nous permettant de générer une suite de nombres aléatoires suivant la loi normale caractérisant chaque apport. Nous appliquons nos quatre solutions sur chacun des mille scénarios et évaluons le nombre de débordements de véhicules observés, le nombre de conteneurs débordant sur l'horizon et le coût final pénalisé de la prestation. Il est important de noter que notre instance de base possède des fenêtres de temps relativement larges. Ainsi, l'aller-retour entraîné par le remplissage prématuré d'un véhicule permet de conserver des tournées réalisables d'un point de vue horaire. Nous présentons dans le tableau 7.2 les différentes statistiques relevées sur l'ensemble des scénarios de réalisation. À nouveau, le coût moyen (pénalisé) des réalisations ne comprend pas de pénalité fixe de véhicules afin de proposer une base similaire de comparaison.

Nous constatons lors de cette expérimentation que si la solution déterministe possède une projection de coût très faible dans le tableau 7.1, elle entraîne de très nombreux débordements de conteneurs sur les mille scénarios aléatoires générés. On obtient alors un coût moyen final (pénalisé) très largement supérieur aux solutions stochastiques. À l'opposé de la solution déterministe, les trois solutions obtenues par notre

Méthode	Déterministe	$Px = 0$	$Px = \frac{\text{OC}}{10}$	$Px = \text{OC}$
Coût de réalisation moyen	434 894	48 253	43 842	43 658
Nombre moyen de débordements conteneurs	41	1	0,50	0,52
Nombre moyen de débordements véhicules	1,7	13,2	10,8	9,1

Tableau 7.2 – Statistiques des quatre solutions appliquées à mille scénarios aléatoires

approche stochastique entraînent seulement un débordement ou moins sur les scénarios envisagés. L'espérance de coût de ces solutions est donc très proche de celle constatée dans nos réalisations. En revanche, le nombre d'incidents dus à une incapacité pour un véhicule à collecter un conteneur augmente de manière significative. Nous associons cette observation au nombre de collectes par tournée qui est bien plus élevé dans nos solutions stochastiques. Le véhicule collecte alors plus de conteneurs entre deux vidages et augmente ainsi ses risques de débordement. On constate cependant que cet effet diminue lorsque nous augmentons le coût de pénalité fixe attribué au débordement des véhicules, qui reste malgré tout plus élevé lorsque cette valeur équivaut la pénalité de débordement des conteneurs ($Px = \text{OC}$). Le choix de prioriser le non-débordement des conteneurs face au remplissage prématuré des véhicules est justifié dans notre approche par la faible distance à parcourir lorsque les véhicules viennent à déborder et la grande flexibilité des fenêtres de temps de notre instance source. En effet, les solutions obtenues par nos quatre approches restent réalisables d'un point de vue temporel sur tous nos scénarios aléatoires. Nous obtenons donc dans les cas stochastiques une saturation des tournées, doublant presque le nombre de collectes entre deux vidages. Cette stratégie permet d'assurer une très bonne qualité de service, quels que soient les aléas de remplissage, au prix d'aller-retour supplémentaires et d'un coût logistique plus important.

Nous associons le grand écart entre les débordements de conteneurs et de véhicules dans la solution déterministe au nombre de tirages aléatoires réalisés dans chaque cas. La quantité de produits présents dans un conteneur dépend uniquement des apports effectués depuis son dernier vidage, entre 7 et 20 jours dans notre cas. Le faible nombre de tirages aléatoires effectués nous conduit à un niveau de remplissage très volatile. Nous savons par la loi des grands nombres que la moyenne d'un grand nombre de tirages aléatoires successifs d'une même distribution de probabilité tend vers son espérance lorsque le nombre de tirages augmente. La quantité collectée par un véhicule est liée au nombre de conteneurs visités entre deux vidages, dans notre cas entre 10 et 20. On additionne ainsi les tirages de chaque conteneur colleté pour estimer le niveau de remplissage du véhicule. La quantité collectée dans nos réalisations est en conséquence bien plus stable et proche de la moyenne statistique attendue. La solution déterministe, basée sur ces moyennes, est donc bien plus efficace dans la maîtrise du débordement des véhicules que celle des conteneurs. Le très grand écart type de certains conteneurs, allant jusqu'à 10% de leur capacité pour les plus aléatoires, entraîne donc de nombreuses situations de débordement dans notre solution déterministe et pénalise très fortement le coût moyen de cette solution. Nous obtenons ainsi en moyenne une quarantaine de débordements constatés sur l'ensemble de l'horizon pour l'ensemble des scénarios aléatoires générés, soit plus d'un débordement par jour. Nous pouvons cependant nuancer cette observation en rappelant que ce nombre ne représente pas le nombre de conteneurs débordant sur l'horizon, puisqu'un conteneur débordant sera comptabilisé à chaque période de débordement.

7.3.2 Simulation sur des aléas réduits

Plutôt que d'augmenter indéfiniment le coût de débordement d'un véhicule jusqu'à approcher l'espérance de pénalité des conteneurs, nous proposons d'étudier l'impact d'une réalisation moins aléatoire face à nos différentes solutions. Nous réalisons un second ensemble de scénarios dans lesquels les écarts types des lois de remplissage des conteneurs sont fixés à 25% de leur valeur initiale. Nous obtenons ainsi mille scénarios représentant un réseau de conteneurs plus stables dans leurs remplissages. Nous effectuons une analyse similaire des quatre solutions sur ce nouveau jeu de données et présentons les résultats dans le tableau 7.3.

Méthode	Déterministe	$Px = 0$	$Px = \frac{\text{OC}}{10}$	$Px = \text{OC}$
Coût de réalisation moyen	65 064	41 833	38 852	38 448
Nombre moyen de débordements conteneurs	4	0,45	0,005	0,005
Nombre moyen de débordements véhicules	0,51	13	10,5	9

Tableau 7.3 – Statistique des quatre solutions appliquées au second jeu de mille scénarios

Ce nouvel étalonnage effectué sur des scénarios beaucoup moins aléatoires améliore de manière significative la robustesse de la solution déterministe. Nous constatons que cette dernière possède un coût de réalisation moyen bien plus réduit que sur les scénarios de la première simulation, grâce notamment à la diminution du nombre de débordement de conteneurs signalés. Le coût moyen relevé (65 064) reste tout de même près de deux fois et demie supérieur au coût logistique estimé lors de la résolution (23 724). À l'inverse, nous obtenons dans le cadre de nos trois solutions stochastiques un coût de réalisation quasiment identique au coût espéré. La maîtrise du remplissage des conteneurs est assuré puisque seulement deux scénarios sur mille conduisent à un débordement pour les solutions $Px = \frac{\text{OC}}{10}$ et $Px = \text{OC}$. En revanche, le nombre de recours (aller-retour à l'exutoire imprévu) reste constant entre les deux ensembles de scénarios. Cette seconde série d'observations nous montre à nouveau que l'aléa de remplissage des conteneurs affecte beaucoup plus l'espérance de pénalités de débordement des points de collecte que celle des véhicules, stabilisée par le nombre de tirages aléatoires beaucoup plus important. Face à la quasi-égalité des projections de coûts stochastiques et des coûts expérimentaux relevés, nous pensons également que le matériel disponible dans notre instance réelle ne permet pas de garantir à la fois le non-débordement des conteneurs et celui des véhicules. Il serait intéressant de comparer les résultats obtenus sur de nouvelles expérimentations autorisant une flotte de véhicules plus importante.

7.4 Conclusions et perspectives

Nous avons proposé dans ce chapitre d'utiliser les analyses mathématiques menées dans le chapitre précédant pour obtenir des solutions robustes au problème de MP-WCIRP-HFF-MTW stochastique, dans lequel l'apport de produits dans les conteneurs est incertain. Il existe un grand nombre de stratégies de gestion de l'incertain, allant d'une anticipation complète des scénarios possibles à l'adaptation continue proposée par les approches dynamiques. Nous avons proposé d'intégrer dans notre approche ALNS déterministe une estimation de l'espérance de coût des pénalités de débordement de conteneurs pour chaque solution évaluée, ainsi qu'une espérance de coût supplémentaire engendré par le remplissage prématuré d'un véhicule lors de sa tournée. Nous proposons d'adjoindre au coût de recours, constitué du coût logistique d'aller-retour vers l'exutoire compatible le plus proche, une pénalité fixe variable permettant de sanctionner plus ou moins lourdement un tel événement. Par l'ajout de deux nouveaux indicateurs précalculés dans chaque solution courante de l'algorithme, nous avons pu contenir la complexité d'évaluation de ces nouveaux composants de la fonction objectif. Nous avons en revanche agrandi l'espace des solutions réalisables en retirant les contraintes dures de capacité des véhicules, augmentant alors le nombre de nœuds candidats à insérer dans chaque itération de nos opérateurs. Afin de tester la qualité de notre approche stochastique, nous avons optimisé une instance réelle de grande taille de manière déterministe, en considérant la production de chaque conteneur comme constante et égale à sa moyenne d'une part, et de manière stochastique en variant le paramètre de coût fixe introduit précédemment d'autre part. Chaque solution a été obtenue par une résolution sur sept périodes glissantes totalisant la même durée de résolution. Nous avons enfin généré deux séries de mille scénarios déterministes aléatoires représentatifs des apports dans les conteneurs pour comparer les quatre solutions par simulation statistique. Nous avons montré par ces deux expérimentations que les solutions obtenues de manière stochastique sont plus chères d'un facteur proche de 1,5, mais offrent une très bonne robustesse aux débordements de conteneurs. Nous montrons par cette première expérimentation la sensibilité des solutions face à l'aléa de remplissage et de débordement. Nous avons également pu mettre

en exergue que l'ampleur de l'aléa de remplissage n'impacte que faiblement les débordements de véhicules.

Ces expérimentations nous montrent l'importance d'intégrer dans un système de gestion opérationnel des points d'apport volontaire publics une composante stochastique, assurant une très bonne qualité de prestation avec un coût supplémentaire proche du coût total réel. Nous constatons cependant que la robustesse des solutions passe par une utilisation intensive du parc de véhicules disponible sur l'horizon. Il serait intéressant d'augmenter la taille de la flotte et d'analyser le nombre de véhicules nécessaire pour assurer une parfaite qualité de service avec un coût et un risque opérationnel minimisé. Nous pensons aussi évaluer l'impact de la capacité des véhicules sur la robustesse des solutions et déterminer la capacité de notre approche à utiliser de manière optimale des véhicules de tailles variées. Le coût de recours pour un véhicule peut également devenir important dès lors que l'ensemble du parc de PAV se trouve loin des bases opérationnelles (exutoires). Certaines compagnies de collecte de déchets utilisent alors une remorque laissée le long de sa tournée et récupérée en fin de journée. Intégrer cette possibilité dans notre modèle pourrait modifier de manière significative la forme des tournées (pour ces cas spécifiques) et mieux répondre à ces besoins.

De nombreuses études de sensibilité pourraient encore être effectuées pour parfaitement maîtriser l'aléa de remplissage des PAV par les usagers. Nous pouvons par exemple étudier sur les conteneurs les plus aléatoires le gain potentiel d'une information parfaite (connaissance déterministe du remplissage) et calculer la rentabilité de déploiement d'une série de sondes de remplissage connectées. Cette stratégie de localisation des déploiements (les plus) rentables s'intégrerait parfaitement dans notre procédure de résolution en horizon glissant, en ajoutant cette nouvelle information au fur et à mesure de l'exécution de la solution, à l'instar des nombreuses méthodes dynamiques proposées dans la littérature. Enfin, nous proposons dans notre approche une modélisation de remplissage basée sur une loi aléatoire simple. Des travaux mathématiques plus avancés, ainsi que de nouveaux modèles prédictifs par apprentissage pourraient nous permettre d'estimer avec une meilleure précision les apports à venir dans chaque conteneur, en utilisant de nouveaux paramètres comme le jour de la semaine, la période de l'année, la météo, une liste d'événements à venir. Ainsi nous serions en mesure de réduire la part d'aléas et rapprocher le coût de nos solutions stochastiques et déterministes, tout en conservant une robustesse des plannings et tournées proposés.

8

Conclusions générales

Cette thèse réalisée en collaboration avec l'entreprise Brangeon Services avait pour objectif d'étudier, développer et mettre en œuvre des solutions d'optimisation et d'aide à la décision à différents niveaux d'organisation de la collecte et de la gestion des déchets (tactique et stratégique). Nous avons pu dans le cadre de nos travaux scientifiques répondre à cet enjeu en proposant de nouveaux problèmes d'optimisation en recherche opérationnelle, riches et proches du fonctionnement des entreprises de transport de déchets.

Au chapitre 2, nous avons tout d'abord étudié l'organisation d'un réseau de transport de déchets à l'échelle tactique, en étudiant et résolvant le problème de Minimum Cost Multi-Modal Flow Problem with Transformations (MC-MMFP-T) mono périodique. Cette contribution apporte aux problèmes classiques d'optimisation des flux dans un réseau la notion d'activité au sens large, permettant de modéliser un très grand nombre de processus impliquant différents produits consommés ou obtenus à l'issue de ces opérations. Nous introduisons également l'organisation d'activités sur les nœuds d'un réseau par *campagnes*, dont les ressources sont limitées globalement et induisent un coût fixe d'activation. Nous avons résolu ce nouveau problème par un modèle d'optimisation linéaire mixte (MILP) sur des instances de grande taille, impliquant plus de 1000 points et une trentaine de produits. Les résultats obtenus sur un cas d'étude réel nous montrent que la réorganisation d'un tel réseau permettrait de réduire de plus de 10% le coût de collecte et transformation de bois. Nous avons proposé dans le chapitre 3 d'étendre le problème de MC-MMFP-T en décomposant l'horizon temporel en plusieurs périodes, permettant ainsi de modéliser les variations saisonnières de productions et la ponctualité de la livraison de produits transformés aux clients finaux. Le nombre de périodes des instances réalistes que nous avons tenté de résoudre nous a rapidement confrontés aux limites de nos choix technologiques de construction et de résolution mathématique. Les résultats obtenus sur des instances de taille réduite nous ont permis de montrer le faible impact de la saisonnalité de production et livraison de produits sur le routage des flux en cas réel, à l'inverse de la gestion des opérations menées sur les sites de transfert qui deviennent critiques dans l'organisation du réseau logistique.

Nous nous sommes ensuite intéressés dans les chapitres 4 et 5 à la couche décisionnelle opérationnelle de la collecte de déchets, en étudiant le problème de collecte de déchets en Point d'Apport Volontaire (PAV). Nous avons contribué dans le chapitre 4 à formaliser un nouveau problème riche de tournées de véhicules avec gestion des stocks nommé MP-WCIRP-HFF-MTW. Ce problème se distingue principalement des autres travaux de la littérature par la présence de véhicules mono compartimentés, mais pouvant changer de type de produit transporté au cours de leur passage par un exutoire intermédiaire. Nous proposons une formulation mathématique du problème et parvenons à résoudre de manière exacte quelques instances de petite taille à l'aide d'un solveur MILP. Nous résolvons ensuite ce problème riche dans sa version déterministe dans le chapitre 5 en proposant une méthode heuristique ALNS dédiée. Nous adaptons la formulation des Forward Time Slack (FTS) pour les problèmes à plusieurs fenêtres de temps et parvenons à évaluer la

faisabilité d'une insertion d'un nœud dans une tournée dans un délai proportionnel au nombre de fenêtres du nœud considéré, qui est en pratique très faible. Cette approche se révèle efficace dans la résolution du problème complet et parvient à obtenir des solutions de très bonnes qualités pour les problèmes classiques du VRPTW et IRP dans des délais courts. Nous montrons la capacité de notre approche à résoudre des instances larges en optimisant le problème par horizon glissant. Nous étudions dans un dernier temps les variations aléatoires de remplissage des PAV de notre problème de tournées avec gestion des stocks et testons plusieurs lois de probabilité permettant de modéliser fidèlement le comportement de ces apports. Nous proposons dans le chapitre 6 une nouvelle formulation du problème opérationnel dans lequel la distribution des remplissages de conteneurs à collecter correspond à différentes lois normales et présentons dans le chapitre 7 une adaptation de notre approche ALNS pour résoudre ce nouveau problème. Nous obtenons par cette nouvelle approche des solutions plus robustes dont le coût simulé sur de nombreux scénarios aléatoires est similaire à celui évalué lors de la résolution. Ces expérimentations mettent en exergue la forte dépendance entre la volatilité des apports dans les conteneurs et le débordement de ces derniers, tandis que le remplissage prématuré des véhicules et le nombre de procédures de recours sont bien moins impactés par l'amplitude de ces aléas.

Enfin, cette thèse est le résultat d'une collaboration scientifique et industrielle forte. Nous avons pu résoudre différents problèmes réels et appliquer nos résultats scientifiques sur des données issues de cas d'études de terrain. En proposant de nombreux outils informatiques d'aide à la simulation et la décision à l'entreprise Brangeon, nous avons participé à la démocratisation de la recherche opérationnelle dans le monde industriel et obtenu des applications et retours concrets de nos travaux. Les choix technologiques et les méthodes de résolutions proposés (solveur de pogrammation pour la première partie, ALNS, horizon glissant) sont suffisamment réactifs et adaptatifs pour résoudre des instances de formes et d'échelles variées.

De nombreuses perspectives d'expérimentations et de travaux scientifiques sont possibles, pour les différents problèmes que nous avons étudié. Il serait intéressant de proposer une décomposition du modèle tactique multi périodique permettant de lever les limites de performance que nous avons rencontrées et parvenir à résoudre des instances de taille similaire à celles résolues en contexte mono périodique. L'incorporation de décisions stratégiques dans cette approche, comme la localisation de nouveaux sites, serait également une continuité logique des travaux proposés, afin d'optimiser la création et l'exploitation d'un réseau de collecte et transport de déchets en une seule phase. Nous avons décidé d'écarter quelques contraintes lors de la modélisation de notre problème opérationnel, comme la gestion de la pause déjeuner des chauffeurs. Les véhicules aujourd'hui utilisés pour la collecte de conteneur PAV ne possèdent qu'un seul compartiment, à l'image de notre flotte opérationnelle. Cependant, la multiplication des flux de déchets triés provenant des ménages amènera probablement les sociétés de collecte à utiliser des véhicules pouvant collecter deux (ou plus) types de déchets à la fois. Il serait intéressant d'étudier la performance des méthodes proposées dans de tels cas. Enfin, nos premiers travaux stochastiques nous encouragent à mieux maîtriser le caractère aléatoire du remplissage des conteneurs, en développement des modèles prédictifs plus fiables et en analysant plus finement les atouts et les défauts de notre approche, dont la sensibilité des différents paramètres des instances (taille de la flotte, structure des coûts et des pénalités). Les possibilités liées à l'apparition des sondes et conteneurs communicants sont une opportunité à saisir pour alimenter nos systèmes décisionnels et réduire l'écart entre les solutions performantes et robustes.

Acronymes

ALNS Adaptive Large Neighborhood Search. 10, 51, 52, 54, 63–65, 67, 72–74, 78, 79, 88, 96, 97, 99, 104, 108

B&C Branch & Cut. 51, 52, 54, 80

BCP Branch & Cut & Price. 53

BT Best tour removal. 68, 71, 83, 86

C&W Clark & Wright. 51, 52, 97, 98

CB Best client insertion. 68, 71, 83, 85

CC Closest client removal. 67, 71, 83, 86

FSM flotte hétérogène illimité. 53

FTS Forward Time Slack. 75, 76, 88, 107

GA Genetic Algorithm. 52, 53

GRASP Greedy Randomized Adaptive Search Procedure. 52, 98

HF Heterogenous Fixed fleet. 53, 54, 56

HFVRP Heterogenous Fixed fleet Vehicle Routing Problem. 53

IF Intermediate Facilities. 52, 54, 56

ILS Iterative Local Search. 51

IRP Inventory Routing Problem. 10, 50–52, 54, 56, 64, 78–80, 88, 98, 108

LNS Large Neighborhood Search. 64

MC-MMFP-T Minimum Cost Multi-Modal Flow Problem with Transformations. 17, 22, 26, 33–35, 107

MCFP Minimum-Cost Flow Problem. 10

MCVRP Multi-Compartment Vehicle Routing Problem. 54

MDVRP Multi-Depot Vehicle Routing Problem. 52

MIRP Maritime Inventory Routing Problem. 51

ML Maximum level policy. 51

MP Multiple Products. 54

MP-WCIRP-HFF-MTW MultiProduct Waste Collection Inventory Routing Problem with Heterogeneous Fixed Fleet and Multiple Time Windows. 55, 61, 63, 78, 79, 83, 88, 89, 91, 95–97, 99, 104, 107

MTW Multiple Time Windows. 54, 56

OB Best outlet insertion. 69, 71, 85
OU Order-Up-to policy. 51, 54, 74

PAV Point d'Apport Volontaire. 10, 45–47, 49, 61, 89–92, 94, 96, 99, 105, 107, 108, 113
PVRP Periodic Vehicle Routing Problem. 50, 52

RC Random client removal. 67, 71, 83, 86
RCB Random client best insertion. 68, 71, 83, 85
RCF Random client first insertion. 68, 71, 85
RO Random outlet removal. 67, 71, 83, 86
ROB Random outlet best insertion. 69, 71, 83, 85
ROF Random outlet first insertion. 69, 71, 83, 85
RR Ruin and Recreate. 64

SA Simulated Annealing. 52, 53, 73, 88
SC Single Compartment. 54, 56
SF Satellite Facilities. 52
SIRP Stochastic Inventory Routing Problems. 98

TRSP Technician Routing and Scheduling Problem. 54
TSP Traveling Salesman Problem. 51, 75, 76
TSPMTW Traveling Salesman Problem with Time Windows. 53
TSPSC Traveling Salesman problem with Stochastic Customers. 97
TSPST Traveling Salesman problem with Stochastic Travel Time. 97
TW Time Windows. 75

VNS Variable Neighborhood Search. 51–53
VRP Vehicle Routing Problem. 50, 52, 53, 78, 97
VRPMTW Vehicle Routing Problem with Multiple Time Windows. 53
VRPSD Vehicle Routing Problem with Stochastic Demands. 97, 98
VRPTW Vehicle Routing Problem with Time Windows. 53, 78, 88, 108

WC Waste Collection. 54, 64

Liste des tableaux

2.1 Types de nœuds et propriétés . . . 19
2.2 Exemples d'activités réalisées sur les sites de transfert et exutoires . . . 20
2.3 Notations utilisées dans le modèle mathématique tactique . . . 24
2.4 paramètres de génération des instances aléatoires . . . 26
2.5 Résultats du test de performance généré aléatoirement . . . 27
2.6 Transformations utilisées dans le traitement de bois . . . 28
2.7 Résultats obtenus en cas réel . . . 29

3.1 Notations utilisées dans le modèle mathématique tactique multi périodique . . . 35
3.2 Ventilation de la production annuelle selon les scénarios . . . 37
3.3 Résultats obtenus pour les scénarios multi périodiques . . . 38
3.4 Répartition optimale du volume d'activité des scénarios de l'instance 11 . . . 39
3.5 Répartition des activités sur les différents sites internes . . . 40

4.1 Classement des publications proches du problème opérationnel déterministe . . . 56
4.2 Notations utilisées dans le modèle mathématique opérationnel déterministe . . . 57
4.3 valeurs des paramètres de type *Big M* du modèle opérationnel déterministe . . . 60

5.1 Caractéristiques des opérateurs ALNS . . . 71
5.2 Paramètres de mise à jour des scores de l'ALNS . . . 72
5.3 Paramètres initiaux de l'approche ALNS . . . 73
5.4 Caractéristiques des instances de VRPTW utilisées . . . 79
5.5 Résultats de l'ALNS sur les instances de Solomon (VRPTW) . . . 79
5.6 Résultats de l'ALNS sur les instances H3 de l'IRP . . . 81
5.7 Résultats de l'ALNS sur les instances H6 de l'IRP . . . 82
5.8 Propriétés communes des instances déterministes . . . 83
5.9 Instances et résultats du benchmark déterministe . . . 84
5.10 Comparaison des trois stratégies sur un cas réel . . . 87

6.1 Caractéristiques des lois aléatoires utilisées . . . 91
6.2 Comparatif des scores Kolmogorov-Smirnov obtenus sur les relevés empiriques . . . 93

7.1 Caractéristiques des solutions obtenues . . . 102
7.2 Statistiques des quatre solutions appliquées à mille scénarios aléatoires . . . 103
7.3 Statistique des quatre solutions appliquées au second jeu de mille scénarios . . . 104

Table des figures

2.1 Processus de collecte d'une benne de déchets . . . 18
2.2 Exemple de caractéristiques d'une campagne de broyage de bois . . . 20
2.3 Principaux aspects du problème tactique . . . 21
2.4 exemple de graphe de transformations pour 8 produits . . . 26
2.5 Échange de données entre les composants de l'application tactique . . . 30
2.6 Interface d'édition des modes de transport . . . 31
2.7 Visualisation graphique d'une solution . . . 31

3.1 Ventilation de la production annuelle selon les scénarios . . . 37
3.2 Répartition optimale du volume d'activité des scénarios de l'instance 11 . . . 39
3.3 Volume d'activité par site . . . 40

4.1 Découpage temporel du problème opérationnel . . . 46
4.2 Caractéristiques d'un conteneur de PAV sur un horizon de trois périodes . . . 47
4.3 Caractéristiques du dépôt opérationnel . . . 47
4.4 Caractéristiques des exutoires opérationnels . . . 48
4.5 Tournée avec un exutoire . . . 48
4.6 Caractéristiques d'un véhicule sur un horizon de trois périodes . . . 48
4.7 Collecte de plusieurs produits dans une même tournée . . . 49
4.8 Principaux aspects du problème opérationnel . . . 50
4.9 Automate régissant l'itinéraire d'un véhicule dans une tournée déterministe . . . 59

5.1 Exemple de solution du problème opérationnel . . . 64
5.2 Maintien de la faisabilité des opérations de retrait . . . 75
5.3 Forward Time Slacks . . . 77
5.4 Test de compatibilité produit d'insertion d'un nœud dans une tournée . . . 77
5.5 Évolution des poids d'opérateurs de réparation sur l'instance 42 . . . 85
5.6 Évolution des poids d'opérateurs de destruction sur l'instance 42 . . . 86

6.1 Procédures possibles de recours (véhicule débordant) . . . 90
6.2 Exemple de distribution et lois affinées d'apport quotidien d'un conteneur . . . 92
6.3 Répartition des scores pour chaque loi . . . 93

Glossaire

binaire variable ne pouvant prendre que deux valeurs, 0 ou 1. 55

clustering organisation par rassemblement des nœuds. 51–53

colonie de fourmis métaheuristique inspirée de l'organisation d'une fourmilière pour trouver un itinéraire court vers une source de nourriture. 52–54

complet dans un graphe complet chaque sommet est relié à tous les autres. 55, 60

continue variable pouvant prendre une infinité de valeurs dans son domaine de définition (ex : 1,234567). 55

contrainte dure contrainte que les solutions ne peuvent outrepasser. 49

contrainte faible contrainte violable par une solution, souvent au détriment d'une pénalité dans la fonction objectif. 49

déterministe problème d'optimisation dont toutes les composantes sont connues. 51

front de Pareto ensemble des solutions non dominées sur un problème à plusieurs objectifs. 51

génération de colonnes méthode de résolution exacte par séparation du problème. 51, 53

géodésique système de référence adapté à l'expression de positions au voisinage de la terre. 46

implication $p \Rightarrow q$ indique que si la proposition p et vraie, alors la proposition q et vraie également. En revanche $\bar{p}$ n'implique par nécessairement $\bar{q}$. 55

mono compartimenté véhicule ne possédant qu'une capacité, partagé ou non entre les produits transportés. 48, 49

Problème périodique problème de planification visant à établir une solution sur un horizon de temps illimité par répétition d'un schéma.. 56

recherche tabou méthode de recherche locale basée sur l'interdiction de reproduire des solutions / mouvements récemment générés, en utilisant une liste dite «tabou» de longueur fixe ou variable. 51–53

Recuit simulé métaheuristique modifiant une solution selon une température évoluant au cours du temps. Inspirée des méthodes de stabilisation des composés dans l'industrie métallurgique. 64, 65

relaxation lagrangienne relaxation d'une contrainte par pénalisation de son dépassement dans la fonction objectif. 51

stochastique problème d'optimisation dont une partie des composants sont soumis à un aléa. 51

Bibliographie

[1] Yossiri Adulyasak, Jean François Cordeau, and Raf Jans. Formulations and branch-and-cut algorithms for multivehicle production and inventory routing problems. *INFORMS Journal on Computing*, 26(1) :103–120, feb 2014. 51

[2] Yossiri Adulyasak, Jean-François Cordeau, and Raf Jans. Optimization-Based Adaptive Large Neighborhood Search for the Production Routing Problem. *Transportation Science*, 48(1) :20–45, 2014. 51

[3] El Houssaine Aghezzaf, Birger Raa, and Hendrik Van Landeghem. Modeling inventory routing problems in supply chains of high consumption products. In *European Journal of Operational Research*, volume 169, pages 1048–1063, 2006. 51

[4] Amir Ahmadi Javid and Nader Azad. Incorporating location, routing and inventory decisions in supply chain network design. *Transportation Research Part E : Logistics and Transportation Review*, 46(5) :582–597, 2010. 51

[5] Amir Ahmadi-Javid and Pooya Hoseinpour. Incorporating location, inventory and price decisions into a supply chain distribution network design problem. *Computers and Operations Research*, 56 :110–119, 2015. 51

[6] Aykagan Ak and Alan L. Erera. A Paired-Vehicle Recourse Strategy for the Vehicle-Routing Problem with Stochastic Demands. *Transportation Science*, 41(2) :222–237, may 2007. 98

[7] John Aldrich. R.A. Fisher and the making of maximum likelihood 1912-1922. *Statistical Science*, 12(3) :162–176, sep 1997. 91

[8] Mahdi Alinaghian and Nadia Shokouhi. Multi-depot multi-compartment vehicle routing problem, solved by a hybrid adaptive large neighborhood search, may 2016. 54

[9] a.M. Benjamin. Metaheuristics for the waste collection vehicle routing problem with time windows. *School of Information Systems, Computing . . .* , (April), 2011. 52, 56

[10] Enrico Angelelli and Maria Grazia Speranza. The periodic vehicle routing problem with intermediate facilities. *European Journal of Operational Research*, 137(2) :233–247, mar 2002. 50, 52, 56

[11] S. Anily and A. Federgruen. One-Warehouse Multiple Retailer Systems with Vehicle Routing Costs. *Management Science*, 37(11) :1497–1499, nov 1991. 51

[12] António P. Antunes. Location analysis helps manage solid waste in Central Portugal. *Interfaces*, 29(4) :32–43, 1999. 22

[13] Claudia Archetti, Luca Bertazzi, Alain Hertz, and M. Grazia Speranza. A hybrid heuristic for an inventory routing problem. *INFORMS Journal on Computing*, 24(1) :101–116, feb 2012. 51

[14] Claudia Archetti, Luca Bertazzi, Gilbert Laporte, and Maria Grazia Speranza. A Branch-and-Cut Algorithm for a Vendor Managed Inventory Routing Problem. *Transportation Science*, 41(3) :382–391, aug 2007. 51, 56, 79, 80

[15] Claudia Archetti, Luca Bertazzi, Giuseppe Paletta, and M. Grazia Speranza. Analysis of the maximum level policy in a production-distribution system. *Computers and Operations Research*, 38(12) :1731–1746, 2011. 51

[16] Pasquale Avella, Maurizio Boccia, and Antonio Sforza. Solving a fuel delivery problem by heuristic and exact approaches. *European Journal of Operational Research*, 152(1) :170–179, 2004. 54

[17] M. F. Badran and S. M. El-Haggar. Optimization of municipal solid waste management in Port Said - Egypt. *Waste Management*, 26(5) :534–545, jan 2006. 22

[18] Roberto Baldacci, Maria Battarra, and Daniele Vigo. Valid inequalities for the fleet size and mix vehicle routing problem with fixed costs. *Networks*, 54(4) :178–189, 2009. 53, 56

[19] Roberto Baldacci and Aristide Mingozzi. A unified exact method for solving different classes of vehicle routing problems. *Mathematical Programming*, 120(2) :347–380, 2009. 53

[20] Roberto Baldacci, Aristide Mingozzi, and Roberto Roberti. New Route Relaxation and Pricing Strategies for the Vehicle Routing Problem. *Operations Research*, 59(5) :1269–1283, oct 2011. 78

[21] M. Banerjea-Brodeur, J.-F. Cordeau, G. Laporte, and A. Lasry. Scheduling Linen Deliveries in a Large Hospital. *The Journal of the Operational Research Society*, 49(8) :777–780, aug 1998. 50

[22] Jonathan F. Bard, Liu Huang, Moshe Dror, and Patrick Jaillet. A branch and cut algorithm for the VRP with satellite facilities. *IIE Transactions*, 30 :821–834, 1998. 52, 56

[23] Jonathan F. Bard, Liu Huang, Patrick Jaillet, and Moshe Dror. A Decomposition Approach to the Inventory Routing Problem with Satellite Facilities. *Transportation Science*, 32(2) :189–203, 1998. 52, 56

[24] Slim Belhaiza, Pierre Hansen, and Gilbert Laporte. A hybrid variable neighborhood tabu search heuristic for the vehicle routing problem with multiple time windows. *Computers & Operations Research*, 52 :269–281, 2014. 53, 56

[25] Slim Belhaiza, Rym M'Hallah, and Ghassen Ben Brahim. A new Hybrid Genetic Variable Neighborhood search heuristic for the Vehicle Routing Problem with Multiple Time Windows. In *2017 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, pages 1319–1326. IEEE, jun 2017. 53

[26] W. J. Bell, L. M. Dalberto, M. L. Fisher, a. J. Greenfield, R. Jaikumar, P. Kedia, R. G. Mack, and P. J. Prutzman. Improving the Distribution of Industrial Gases with an On-Line Computerized Routing and Scheduling Optimizer. *Interfaces*, 13(6) :4–23, 1983. 50

[27] Richard Bellman. On a Routing Problem. *Quarterly of Applied Mathematics*, 16 :87–90, 1958. 63

[28] Pietro Belotti, Pierre Bonami, Matteo Fischetti, Andrea Lodi, Michele Monaci, Amaya Nogales-Gómez, and Domenico Salvagnin. On handling indicator constraints in mixed integer programming. *Computational Optimization and Applications*, 65(3) :545–566, dec 2016. 60

[29] E. J. Beltrami and L. D. Bodin. Networks and vehicle routing for municipal waste collection. *Networks*, 4(1) :65–94, 1974. 50

[30] A. M. Benjamin and J. E. Beasley. Metaheuristics for the waste collection vehicle routing problem with time windows, driver rest period and multiple disposal facilities. *Computers and Operations Research*, 37(12) :2270–2280, 2010. 52, 56

[31] Oded Berman and Richard C. Larson. Deliveries in an Inventory / Routing Problem Using Stochastic Dynamic Programming. *Transportation Science*, 35(2) :192–213, may 2001. 98

[32] Luca Bertazzi, Giuseppe Paletta, and M Grazia Speranza. Deterministic Order-Up-To Level Policies in an Inventory Routing Problem. *Transportation Science*, 36(1) :119–132, feb 2002. 51, 56

[33] D.J. Bertsimas. A vehicle routing problem with stochastic demand, jun 1992. 97

[34] Jacqueline M. Bloemhof-Ruwaard, Marc Salomon, and Luk N. Van Wassenhove. The capacitated distribution and waste disposal problem. *European Journal of Operational Research*, 88(3) :490–503, feb 1996. 22

[35] Pierre Bonami, Andrea Lodi, Andrea Tramontani, and Sven Wiese. On mathematical programming with indicator constraints. *Mathematical Programming*, 151(1) :191–223, jun 2015. 60

[36] M Boudia and C Prins. A memetic algorithm with dynamic population management for an integrated production – distribution problem. *European Journal of Operational Research*, 195(3) :703–715, 2009. 51

[37] J Boukachour, B Dkhissi, AEH Alaoui, and T Lamoudan. Un algorithme hybride pour la résolution du problème de collecte des déchets. *Researchgate.Net*. 52

[38] O Bräysy and M Gendreau. Vehicle routing problem with time windows, Part II : Metaheuristics. *Transportation science*, 2005. 53

[39] O Bräysy and Michel Gendreau. Vehicle Routing Problem with Time Windows , Part I : Route Construction and Local Search Algorithms. *Transportation Science*, 39(July 2015) :104–118, 2005. 53

[40] Katja Buhrkal, Allan Larsen, and Stefan Ropke. The Waste Collection Vehicle Routing Problem with Time Windows in a City Logistics Context. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 39 :241–254, 2012. 52

[41] Ann Campbell, Lloyd Clarke, Anton Kleywegt, and Martin Savelsbergh. The Inventory Routing Problem. In *Fleet Management and Logistics*, volume 46, pages 95–113. Springer US, Boston, MA, 1998. 98

[42] Ann Melissa Campbell and Martin W. P. Savelsbergh. A Decomposition Approach for the Inventory-Routing Problem. *Transportation Science*, 38(4) :488–502, nov 2004. 51

[43] Ann Melissa Campbell and Jill Hardin Wilson. Forty years of periodic vehicle routing. *Networks*, 63(1) :2–15, jan 2014. 50

[44] Alain Chabrier. Vehicle Routing Problem with elementary shortest path based column generation. *Computers and Operations Research*, 33(10) :2972–2990, oct 2006. 78

[45] Pankaj Chandra. A Dynamic Distribution Model with Warehouse and Customer Replenishment Requirements. *Journal of the Operational Research Society*, 44(7) :681–692, 1993. 51

[46] Pankaj Chandra and Marshall L. Fisher. Coordination of production and distribution planning. *European Journal of Operational Research*, 72(3) :503–517, feb 1994. 51

[47] T. William Chien, Anantaram Balakrishnan, and Richard T. Wong. An Integrated Inventory Allocation and Vehicle Routing Problem. *Transportation Science*, 23(December 2014) :67–76, may 1989. 51, 56

[48] Eunjeong Choi and Dong-Wan Tcha. A column generation approach to the heterogeneous fleet vehicle routing problem. *Computers & Operations Research*, 34(7) :2080–2095, 2007. 53

[49] Marielle Christiansen and Marielle Christiansen. Decomposition of a combined inventory and Time Constrained Ship Routing. *Http ://Dx.Doi.Org/10.1287/Trsc.33.1.3*, (May 2016), 1999. 52

[50] Marielle Christiansen and Bjørn Nygreen. A method for solving ship routing problemswith inventory constraints. *Annals of Operations Research*, 81 :357–378, 1998. 52

[51] Marielle Christiansen and Bjørn Nygreen. Modelling path flows for a combined ship routingand inventory management problem. *Annals of Operations Research*, 82 :391–412, 1998. 52

[52] G.D.H. Claassen and Th.H.B. Hendriks. An application of Special Ordered Sets to a periodic milk collection problem. *European Journal of Operational Research*, 180(2) :754–769, jul 2007. 50

[53] L C Coelho, Jean-François Cordeau, and Gilbert Laporte. Thirty Years of Inventory Routing. *Transportation Science*, 48(1) :1–19, feb 2013. 51

[54] Leandro C. Coelho, Jean François Cordeau, and Gilbert Laporte. The inventory-routing problem with transshipment. *Computers and Operations Research*, 39(11) :2537–2548, nov 2012. 51

[55] Leandro C. Coelho, Jean Fran??ois Cordeau, and Gilbert Laporte. Consistency in multi-vehicle inventory-routing. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 24 :270–287, 2012. 51

[56] Leandro C. Coelho and Gilbert Laporte. A branch-and-cut algorithm for the multi-product multi-vehicle inventory-routing problem. *International Journal of Production Research*, 51(23-24) :7156–7169, nov 2013. 51, 54, 56

[57] Leandro C. Coelho and Gilbert Laporte. The exact solution of several classes of inventory-routing problems. *Computers and Operations Research*, 40(2) :558–565, feb 2013. 51, 56

[58] William Cook and Jl Rich. A parallel cutting-plane algorithm for the vehicle routing problem with time windows. *Computational and Applied Mathematics Department, . . .* , 1999. 78

[59] J. F. Cordeau, Michel Gendreau, and Gilbert Laporte. A tabu search heuristic for periodic and multi-depot vehicle routing problems. *Networks*, 30 :105–119, 1997. 52

[60] Benoit Crevier, Jean François Cordeau, and Gilbert Laporte. The multi-depot vehicle routing problem with inter-depot routes. *European Journal of Operational Research*, 176(2) :756–773, 2007. 52

[61] E Danna and C Le Pape. Branch-and-price heuristics : A case study on the vehicle routing problem with time windows. In *Column Generation*, pages 99–129. 2005. 78

[62] George B Dantzig, Philip Wolfe, and No Jan Feb. Decomposition Principle for Linear Programs DECOMPOSITION PRINCIPLE FOR LINEAR PROGRAMSt, 2014. 41

[63] Marie Laure Delignette-muller and Christophe Dutang. fitdistrplus : An R Package for Fitting Distributions. *Journal of Statistical Software*, 64(4) :1–34, mar 2015. 91

[64] Guy Desaulniers, François Lessard, and Ahmed Hadjar. Tabu Search, Partial Elementarity, and Generalized k -Path Inequalities for the Vehicle Routing Problem with Time Windows. *Transportation Science*, 42(3) :387–404, aug 2008. 78

[65] E. W. Dijkstra. A note on two problems in connexion with graphs. *Numerische Mathematik*, 1(1) :269–271, dec 1959. 63

[66] M Dror and M Ball. Inventory/routing : reduction from an annual to a short period problem. *Naval Research Logistics*, 34(April) :891–905, 1987. 51

[67] M. Dror, M. Ball, and B. Golden. A computational comparison of algorithms for the inventory routing problem. *Annals of Operations Research*, 4(1) :1–23, dec 1985. 51

[68] Moshe Dror and Larry Levy. A vehicle routing improvement algorithm comparison of a "greedy" and a matching implementation for inventory routing. *Computers and Operations Research*, 13(1) :33–45, jan 1986. 51

[69] Nasser A. El-Sherbeny. Vehicle routing with time windows : An overview of exact, heuristic and metaheuristic methods. *Journal of King Saud University - Science*, 22(3) :123–131, jul 2010. 53

[70] Maria Elbek and Sanne W ? ?hlk. A variable neighborhood search for the multi-period collection of recyclable materials. *European Journal of Operational Research*, 249(2) :540–550, aug 2016. 51

[71] Jalel Euchi and Habib Chabchoub. A hybrid tabu search to solve the heterogeneous fixed fleet vehicle routing problem. *Logistics Research*, 2(1) :3–11, jun 2010. 53

[72] Abdellah El Fallahi, Christian Prins, and Roberto Wolfler Calvo. A memetic algorithm and a tabu search for the multi-compartment vehicle routing problem. *Computers & Operations Research*, 35(5) :1725 – 1741, 2008. Part Special Issue : Algorithms and Computational Methods in Feasibility and Infeasibility. 54

[73] Daniela Favaretto, Elena Moretti, and Paola Pellegrini. Ant colony system for a VRP with multiple time windows and multiple visits. *Journal of Interdisciplinary Mathematics*, 10(2) :263–284, 2007. 53, 56

[74] Awi Federgruen and Paul Zipkin. A Combined Vehicle Routing and Inventory Allocation Problem. *Operations Research*, 32(5) :1019–1037, 1984. 51

[75] Gérard Fleury, Philippe Lacomme, and Christian Prins. *Evolutionary Algorithms for Stochastic Arc Routing Problems*, pages 501–512. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2004. 97

[76] L. R. Ford. Network Flow Theory. *rand.org*, 1956. 63

[77] Vishal Gaur and Marshall L. Fisher. A Periodic Inventory Routing Problem at a Supermarket Chain. *Operations Research*, 52(6) :813–822, dec 2004. 50

[78] Martin Josef Geiger and Marc Sevaux. On the use of reference points for the biobjective Inventory Routing Problem. *Metaheuristics International Conference*, pages 1–9, sep 2011. 51

[79] M.J.a Geiger and M.a b Sevaux. The biobjective inventory routing problem - Problem solution and decision support. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 6701 LNCS :365–378, 2011. 51

[80] Cevriye Gencer, Ismail Top, and Emel Kizilkaya Aydogan. A new intuitional algorithm for solving heterogeneous fixed fleet routing problems : Passenger pickup algorithm. *Applied Mathematics and Computation*, 181(2) :1552–1567, 2006. 53

[81] G. Ghiani, D. Laganà, E. Manni, R. Musmanno, and D. Vigo. Operations research in solid waste management : A survey of strategic and tactical issues. *Computers & Operations Research*, 44(April) :22–32, apr 2014. 21, 22

[82] B Golden, A Assad, and R Dahl. Analysis of a large scale vehicle routing problem with an inventory component. *Large scale systems*, 7(2-3) :181–190, 1984. 51, 98

[83] Bruce Golden, Arjang Assad, Larry Levy, and Filip Gheysens. The fleet size and mix vehicle routing problem. *Computers and Operations Research*, 11(1) :49–66, 1984. 53

[84] Bruce L. Golden and Edward A. Wasil. OR Practice–Computerized Vehicle Routing in the Soft Drink Industry. *Operations Research*, 35(1) :6–17, feb 1987. 50

[85] Vera Hemmelmayr, Karl F. Doerner, Richard F. Hartl, and Martin W. P. Savelsbergh. Delivery strategies for blood products supplies. *OR Spectrum*, 31(4) :707–725, oct 2009. 50

[86] G. H. Huang, B. W. Baetz, and G. G. Patry. Trash-flow allocation : Planning under uncertainty. *Interfaces*, 28(6) :36–55, dec 1998. 22

[87] Liu Huang. *Inventory routing problem with satellite facilities*. PhD thesis, 1997. 52, 56

[88] Shan-Huen Huang and Pei-Chun Lin. A modified ant colony optimization algorithm for multi-item inventory routing problems with demand uncertainty. *Transportation Research Part E : Logistics and Transportation Review*, 46(5) :598–611, sep 2010. 98

[89] Lars Magnus Hvattum, Arne L ? ?kketangen, and Gilbert Laporte. Scenario tree-based heuristics for stochastic inventory-routing problems. *INFORMS Journal on Computing*, 21(2) :268–285, may 2009. 98

[90] Lars Magnus Hvattum and Arne Løkketangen. Using scenario trees and progressive hedging for stochastic inventory routing problems. *Journal of Heuristics*, 15(6) :527–557, dec 2009. 98

[91] SJ Hwang. *Inventory constrained maritime routing and scheduling for multi-commodity liquid bulk*. PhD thesis, 2005. 52

[92] Stefan Irnich and Daniel Villeneuve. The Shortest-Path Problem with Resource Constraints and k-Cycle Elimination for k >= 3. *INFORMS Journal on Computing*, 18(3) :391–406, aug 2006. 78

[93] Mads Jepsen, Bjørn Petersen, Simon Spoorendonk, and David Pisinger. Subset-Row Inequalities Applied to the Vehicle-Routing Problem with Time Windows. *Operations Research*, 56(2) :497–511, apr 2008. 78

[94] Branda Jose. A deterministic tabu search algorithm for the fleet size and mix vehicle routing problem. *European Journal Of Operational Research*, 195(3) :716–728, jun 2009. 53

[95] A. Juan, J. Faulin, S. Grasman, D. Riera, J. Marull, and C. Mendez. Using safety stocks and simulation to solve the vehicle routing problem with stochastic demands. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 19(5) :751–765, aug 2011. 98

[96] Brian Kallehauge, Jesper Larsen, and Oli B G Madsen. Lagrangian duality applied to the vehicle routing problem with time windows. *Computers and Operations Research*, 33(5) :1464–1487, 2006. 78

[97] Levent Kandiller, Deniz Türsel Eliiyi, and Bahar Tasar. A Multi-compartment Vehicle Routing Problem for Livestock Feed Distribution. pages 149–155. Springer, Cham, 2017. 54

[98] Byung-In Kim, Seongbae Kim, and Surya Sahoo. Waste collection vehicle routing problem with time windows. *Computers & Operations Research*, 33(12) :3624–3642, dec 2006. 52, 56

[99] S Kirkpatrick, C. D. Gelatt, and M. P. Vecchi. Optimization by Simulated Annealing. *Science*, 220(4598) :671–680, 1983. 73

[100] Çagri Koç, Tolga Bektas, Ola Jabali, and Gilbert Laporte. Thirty years of heterogeneous vehicle routing, 2016. 53

[101] Niklas Kohl, Jacques Desrosiers, Oli B. G. Madsen, Marius M. Solomon, and François Soumis. 2-Path Cuts for the Vehicle Routing Problem with Time Windows. *Transportation Science*, 33(1) :101–116, feb 1999. 78

[102] A. N. Kolmogorov. Sulla determinazione emperica di una legge di distribuizione. *Giornale dell'Istituto Italiano*, 4(4) :83–91, 1933. 92

[103] Thierry Kulcar. Optimizing solid waste collection in Brussels. *European Journal of Operational Research*, 90(1) :71–77, 1996. 22

[104] Gilbert Laporte, Yves Nobert, and Serge Taillefer. Solving a Family of Multi-Depot Vehicle Routing and Location-Routing Problems. *Transportation Science*, 22(3) :161–172, aug 1988. 52

[105] Jesper Larsen. Parallelization of the vehicle routing problem with time windows. *Optimization*, (62) :294, 1999. 78

[106] Y H Lee, J I Kim, K H Kang, and K H Kim. A heuristic for vehicle fleet mix problem using tabu search and set partitioning. *Journal of the Operational Research Society*, 59(6) :833–841, jun 2008. 53

[107] Jie Liu and Yanfeng He. A clustering-based multiple ant colony system for the waste collection vehicle routing problems. In *Proceedings - 2012 5th International Symposium on Computational Intelligence and Design, ISCID 2012*, volume 2, pages 182–185. IEEE, oct 2012. 52

[108] Shuguang Liu. A hybrid population heuristic for the heterogeneous vehicle routing problems. *Transportation Research Part E : Logistics and Transportation Review*, 54 :67–78, 2013. 53

[109] Iliya Markov, Sacha Varone, and Michel Bierlaire. Vehicle Routing for a Complex Waste Collection Problem. *14th Swiss Transport Research Conference*, (April) :1–25, 2014. 52, 56

[110] G. Marsaglia and T. A. Bray. A Convenient Method for Generating Normal Variables. *SIAM Review*, 6(3) :260–264, jul 1964. 102

[111] Ines Mathlouthi, Michel Gendreau, and Jean-Yves Potvin. Mixed integer linear programming for a multi-attribute technician routing and scheduling problem. *INFOR : Information Systems and Operational Research*, pages 1–17, jul 2017. 53

[112] Jorge E. Mendoza, Bruno Castanier, Christelle Guéret, Andrés L. Medaglia, and Nubia Velasco. A memetic algorithm for the multi-compartment vehicle routing problem with stochastic demands. *Computers and Operations Research*, 37(11) :1886–1898, 2010. 54, 97

[113] David Mester, Olli Bräysy, and Wout Dullaert. A multi-parametric evolution strategies algorithm for vehicle routing problems. *Expert Systems with Applications*, 32(2) :508–517, feb 2007. 78

[114] Alan S. Minkoff. A Markov Decision Model and Decomposition Heuristic for Dynamic Vehicle Dispatching. *Operations Research*, 41(1) :77–90, feb 1993. 98

[115] Pedro L. Miranda, Reinaldo Morabito, and Deisemara Ferreira. Optimization model for a production, inventory, distribution and routing problem in small furniture companies. *TOP*, pages 1–38, may 2017. 54, 56

[116] Zahra Naji-Azimi and Majid Salari. A complementary tool to enhance the effectiveness of existing methods for heterogeneous fixed fleet vehicle routing problem. *Applied Mathematical Modelling*, 37(6) :4316–4324, 2013. 53

[117] J. A. Nelder and R. Mead. A Simplex Method for Function Minimization. *The Computer Journal*, 7(4) :308–313, jan 1965. 91

[118] Teemu Nuortio, Jari Kytöjoki, Harri Niska, and Olli Bräysy. Improved route planning and scheduling of waste collection and transport. *Expert Systems with Applications*, 30(2) :223–232, feb 2006. 50

[119] BM Ombuki-Berman. Waste collection vehicle routing problem with time windows using multi-objective genetic algorithms. *Proceedings of the Third . . .* , 2007. 52, 56

[120] Ibrahim Hassan Osman. Metastrategy simulated annealing and tabu search algorithms for the vehicle routing problem. *Annals of Operations Research*, 41(4) :421–451, 1993. 53, 56

[121] Dimitri J. Papageorgiou, George L. Nemhauser, Joel Sokol, Myun Seok Cheon, and Ahmet B. Keha. MIRPLib - A library of maritime inventory routing problem instances : Survey, core model, and benchmark results. *European Journal of Operational Research*, 235(2) :350–366, jun 2014. 52

[122] Diego Pecin, Claudio Contardo, Guy Desaulniers, and Eduardo Uchoa. New enhancements for the exact solution of the vehicle routing problem with time windows. *INFORMS Journal on Computing*, 29(3) :489–502, aug 2017. 78

[123] Jan A. Persson and Maud Göthe-Lundgren. Shipment planning at oil refineries using column generation and valid inequalities. *European Journal of Operational Research*, 163(3) :631–652, 2005. 51

[124] G Pesant. On the flexibility of constraint programming models : From single to multiple time windows for the traveling salesman problem. *European Journal of Operational Research*, 117(2) :253–263, 1999. 53, 56

[125] G Pesant, M Gendreau, JY Potvin, and J-M. Rousseau. An exact constraint logic programming algorithm for the traveling salesman problem with time windows. *Transportation Science*, 32(1) :12–29, 1998. 53, 56

[126] Artur Pessoa, Eduardo Uchoa, and Marcus Poggi De Aragão. A robust branch-cut-and-price algorithm for the heterogeneous fleet vehicle routing problem. *Networks*, 54(4) :167–177, 2009. 53

[127] Wendy W. Qu, James H. Bookbinder, and Paul Iyogun. Integrated inventory-transportation system with modified periodic policy for multiple products. *European Journal of Operational Research*, 115(2) :254–269, 1999. 98

[128] Birger Raa and El-Houssaine Aghezzaf. A practical solution approach for the cyclic inventory routing problem. *European Journal of Operational Research*, 192(2) :429–441, 2009. 51

[129] Helena Ramalhinho Dias Lourenço and Rita Ribeiro. Inventory-Routing Model, for a Multi-Period Problem with Stochastic and Deterministic Demand, jun 2003. 51, 56

[130] Martin Reed, Aliki Yiannakou, and Roxanne Evering. An ant colony algorithm for the multi-compartment vehicle routing problem. *Applied Soft Computing*, 15 :169–176, 2014. 54

[131] Jacques Renaud, Fayez F. Boctor, and Gilbert Laporte. An Improved Petal Heuristic for the Vehicle Routeing Problem. *The Journal of the Operational Research Society*, 47(2) :329–336, feb 1996. 52

[132] Jacques Renaud, Gilbert Laporte, and Fayez F. Boctor. A tabu search heuristic for the multi-depot vehicle routing problem. *Computers and Operations Research*, 23(3) :229–235, mar 1996. 52

[133] Yves Rochat and Éric D. Taillard. Probabilistic diversification and intensification in local search for vehicle routing. *Journal of Heuristics*, 1(1) :147–167, sep 1995. 78

[134] 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. 64, 65, 72, 73

[135] Andrew Runka, Beatrice Ombuki-Berman, and Mario Ventresca. A search space analysis for the waste collection vehicle routing problem with time windows. *Proceedings of the 11th Annual conference on Genetic and evolutionary computation*, pages 1813–1814, 2009. 52, 56

[136] Surya Sahoo, Seongbae Kim, Byung In Kim, Bob Kraas, and Alexander Popov. Routing optimization for Waste Management. *Interfaces*, 35(1) :24–36, 2005. 52, 56

[137] M. W. P. Savelsbergh. The vehicle routing problem with time windows : minimizing route duration. *Eindhoven University of Technology*, COSOR Memo(January) :91–03, 1991. 75, 76

[138] Gerhard Schrimpf, Johannes Schneider, Hermann Stamm-Wilbrandt, and Gunter Dueck. Record Breaking Optimization Results Using the Ruin and Recreate Principle. *Journal of Computational Physics*, 159(2) :139–171, 2000. 64

[139] FC Sevilla and CS de Blas. Vehicle routing problem with time windows and intermediate facilities. *SEIO*, 2003. 52

[140] Paul Shaw. A new local search algorithm providing high quality solutions to vehicle routing problems. *APES Group, Dept of Computer Science, University of . . .* , pages 1–12, 1997. 64

[141] Nurhadi Siswanto. Mathematical Model for Maritime Inventory Routing Problem with Multiple Time Windows. *ieomsociety.org*, pages 2767–2773, 2016. 54

[142] N. Smirnov. Table for Estimating the Goodness of Fit of Empirical Distributions. *The Annals of Mathematical Statistics*, 19(2) :279–281, jun 1948. 92

[143] Marius M Solomon. Algorithms for and Scheduling Problems the Vehicle Routing With Time Window Constraints. *Operations Research*, 35(2) :254–265, 1987. 78

[144] Oguz Solyali and Haldun Süral. A Branch-and-Cut Algorithm Using a Strong Formulation and an A Priori Tour-Based Heuristic for an Inventory-Routing Problem. *Transportation Science*, 45(3) :335–345, 2011. 51, 56

[145] Oguz Solyalı, Jean-François Cordeau, and Gilbert Laporte. Robust Inventory Routing Under Demand Uncertainty. *Transportation Science*, 46(3) :327–340, aug 2012. 98

[146] MG Speranza and W Ukovich. An algorithm for optimal shipments with given frequencies. *Naval Research Logistics*, 43(5) :655–671, 1996. 51, 56

[147] E. D. Taillard. A heuristic column generation method for the heterogeneous fleet VRP. *RAIRO - Operations Research*, 33(1) :1–14, 1999. 53, 56

[148] João Teixeira, António Pais Antunes, and Jorge Pinho de Sousa. Recyclable waste collection planning—a case study. *European Journal of Operational Research*, 158(3) :543–554, nov 2004. 50

[149] Frank A. Tillman. The Multiple Terminal Delivery Problem with Probabilistic Demands.pdf, aug 1969. 52

[150] Frank A. Tillman. The Multiple Terminal Delivery Problem with Probabilistic Demands.pdf, aug 1969. 97

[151] Frank A. Tillman and Thomas M. Cain. An Upperbound Algorithm for the Single and Multiple Terminal Delivery Problem. *Management Science*, 18(11) :664–682, jul 1972. 52

[152] Frank A. Tillman and Robert W. Hering. A study of a look-ahead procedure for solving the multiterminal delivery problem. *Transportation Research*, 5(3) :225–229, aug 1971. 52

[153] Thibaut Vidal, Teodor Gabriel Crainic, Michel Gendreau, and Christian Prins. A hybrid genetic algorithm with adaptive diversity management for a large class of vehicle routing problems with time-windows. *Computers & Operations Research*, 40(1) :475 – 489, 2013. 53

[154] N A Wassan and I H Osman. Tabu search variants for the mix fleet vehicle routing problem. *Journal of the Operational Research Society*, 53(7) :768–782, 2002. 53

[155] M. Woch and P Lebkowski. Sequential simulated annealing for the vehicle routing problem with time windows. *Decision Making in Manufacturing and Services*, 3(1-2) :87–100, 2009. 78

[156] Hande Yaman. Formulations and valid inequalities for the heterogeneous vehicle routing problem. *Mathematical Programming*, 106(2) :365–390, 2006. 53

[157] J S Yeomans, G H Huang, and R Yoogalingam. Combining Simulation with Evolutionary Algorithms for Optimal Planning Under Uncertainty : An Application to Municipal Solid Waste Management Planning in the Reginonal Municipality of Hamilton-Wentworth. *Journal of Environmental Informatics*, 2(1) :11–30, 2003. 22

[158] Julian Scott Yeomans. Solid waste planning under uncertainty using evolutionary simulation-optimization. *Socio-Economic Planning Sciences*, 41(1) :38–60, mar 2007. 22

[159] Julian Scott Yeomans. Efficient generation of alternative perspectives in public environmental policy formulation : Applying co-evolutionary simulation-optimization to municipal solid waste management. *Central European Journal of Operations Research*, 19(4) :391–413, dec 2011. 22

UNIVERSITE BRETAGNE LOIRE

IMT Atlantique
Bretagne-Pays de la Loire
École Mines-Télécom

Thèse de Doctorat

Quentin TONNEAU

Optimisation de la Logistique des déchets non dangereux

Non hazardous waste supply chain optimization

Résumé
Avec plus de 345 millions de tonnes de déchets produits en France en 2012, la performance de la chaîne logistique de collecte, transport et traitement de ces produits et matériaux est devenue un enjeu économique et écologique majeur dans notre société. Dans cette thèse, nous nous intéressons à l'optimisation de la chaîne de collecte et transport des déchets sur le plan tactique et opérationnel. Nous modélisons dans un premier temps un nouveau problème tactique d'optimisation de flux de déchets avec sites de transfert et de traitement sur un horizon mono-périodique puis multi-périodique, afin d'exploiter un réseau logistique existant de manière optimale. Nous résolvons différentes variantes de ce problème linéaire mixte à l'aide d'un solveur. Nous étudions dans un second temps la planification opérationnelle de la collecte de conteneurs d'apport volontaire et des tournées de véhicules associées en résolvant un problème riche de tournées avec gestion de stocks et plateformes de vidage intermédiaires. Nous proposons un modèle d'optimisation de ce nouveau problème et le résolvons par un algorithme à voisinages larges (ALNS) dans un cadre déterministe puis stochastique, dans lequel le remplissage des conteneurs est aléatoire et plus conforme à la réalité. Nous obtenons des résultats compétitifs en évaluant notre approche sur des instances de la littérature proches de notre problème riche. En réalisant un logiciel d'optimisation à destination d'une entreprise de collecte et transport de déchets, nous améliorons également de manière significative les tournées de véhicules en application réelle.

Mots clés
recherche opérationnelle, logistique des déchets, problème de tournées avec gestion de stocks, métaheuristique, stochastique, ALNS.

Abstract
With more than 345 million tons produced in France in 2012, waste supply chain management is an important economical and ecological issue for our society. In this thesis, we focus on optimizing waste supply chain on both the tactical and operational decision levels. In order to optimize an existing waste logistic network in medium term, we first solve a multimodal flow problem where products are transferred and transformed in sites of various size, in a mono-periodic then multi-periodic horizon. At an operational level, we study the planning and routing of vehicles used for voluntary drop-off waste container collection by solving a complex inventory routing problem with intermediate facilities. We use a large neighborhoods search metaheuristic to solve both the deterministic and stochastic approaches, where waste supply quantity is also subject to uncertainty. We obtain competitive results on instances coming from the literature on classical routing problems close to our rich case. We also develop an optimization software used by a French waste management company and significantly improve routes in a real application.

Key Words
Operation research, Waste Logistic Optimization, IRP, metaheuristics, stochastic optimization, ALNS.