



HAL
open science

Problème intégré de dimensionnement de lots et de tournées de véhicules avec remanufacturing des produits en fin de vie

Zakaria Chekoubi

► To cite this version:

Zakaria Chekoubi. Problème intégré de dimensionnement de lots et de tournées de véhicules avec remanufacturing des produits en fin de vie. Sciences de l'ingénieur [physics]. Université de Lorraine, 2020. Français. NNT : 2020LORR0209 . tel-03229824

HAL Id: tel-03229824

<https://hal.univ-lorraine.fr/tel-03229824v1>

Submitted on 19 May 2021

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

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



AVERTISSEMENT

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

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

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

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

LIENS

Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 122. 4

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

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

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

École doctorale IAEM-Lorraine
(Informatique, automatique, Électronique-Électrotechnique et Mathématique)

Thèse

Présentée pour l'obtention du grade de
Docteur de l'Université de Lorraine
Spécialité Automatique, Traitement du Signal et des Images, Génie Informatique

Par
Zakaria CHEKOUBI

Problème intégré de dimensionnement de lots et de tournées de véhicules avec remanufacturing des produits en fin de vie

Soutenue publiquement, le 16 décembre 2020 devant le jury composé de :

Rapporteurs : Abdellatif BENABDELHAFID, Professeur émérite, Université Le Havre Normandie, France
Claude YUGMA, Professeur, Ecole des Mines de Saint Etienne, France

Examineurs : Abderrahman EL MHAMED, Professeur, Université de Paris 8, France
Ilias MAJDOULINE, Maître de Conférence, Ecole Polytechnique d'Agadir, Maroc

Directrice de thèse : Nathalie SAUER, Professeur, Université de Lorraine, France

Co-directeur de thèse : Wajdi TRABELSI, Professeur Assistant, ICN Business School, France

Dédicaces

A mes parents.

À ma mère.

À mon père.

À mes frères.

À ma sœur.

A toute ma famille.

A ma bien aimée Btissam.

A tous mes collègues de travail.

A tous mes enseignants depuis mes premières années d'études.

A tous ceux qui me sont chers et que j'ai omis de citer.

Remerciements

L'aboutissement de cette thèse est le fruit d'un travail de longue haleine supporté et encouragé par de nombreuses personnes auxquelles je tiens à exprimer ma profonde gratitude. Je tiens donc à les remercier et leur témoigner de ma reconnaissance.

Mes premiers remerciements vont tout naturellement à mes deux Directeurs de thèse Professeur **Nathalie SAUER** et Docteur **Wajdi TRABELSI** pour m'avoir fait confiance et pour leur grande patience dont ils ont su faire preuve malgré la distance qui nous séparent et leurs charges professionnelles. Je les remercie également pour leur disponibilité, rigueur, encadrement et pour avoir su me guider et m'aider pendant les moments les plus difficiles de ma thèse. Merci pour votre soutien et votre aide précieuse pendant toutes ces années.

Mes vifs remerciements vont aussi au Professeur **Nidhal REZG**, Directeur du laboratoire LGIPM (Laboratoire de Génie Informatique de Production et de Maintenance) d'avoir initié une collaboration forte avec notre université. Grâce à cette coopération, cette thèse a pu avoir le soutien affectif tant sur le plan scientifique qu'administratif. Je tiens aussi à lui remercier pour l'accueil et les ressources logistiques mises en place pour le bon déroulement de la thèse tout au long de mes séjours à Metz, tout comme les collègues de l'ensemble des équipes et staff du laboratoire, **Sofiène DELLAGI**, **Zied HAJEJ**, **Sadok TURKI**, **Christel WIEMERT**, **Nadia NDHAIEF**, **Zouhour GUIRAS**, **Ayoub TIGHAZOU**, et bien d'autres, pour leur convivialité, leur soutien et leur accueil. Je remercie aussi tous mes collègues de l'Ecole Polytechnique d'Agadir – Universiapolis, pour leurs encouragements et leur soutien pendant la période de préparation de la thèse.

J'adresse ma gratitude et ma reconnaissance à ceux qui ont plus particulièrement assuré le soutien affectif de ce travail doctoral. Je pense tout d'abord au Professeur **Aziz BOUSLIKHANE**, Président Fondateur d'Universiapolis, pour son accueil au sein de l'université ainsi que son soutien tout au long de la période de préparation de la thèse. Je remercie également sincèrement mon directeur à l'Ecole Polytechnique d'Agadir – Universiapolis, Docteur **Ilias MAJDOULINE** pour m'avoir donné l'opportunité de vivre cette belle expérience. J'ai trouvé en vous un mentor, une personne qui a su me guider dans l'acquisition de mes compétences, dans les décisions à prendre, dans l'éthique professionnelle, dans la façon d'être humain dans un univers qui ne l'est pas toujours : l'entreprise. Merci pour votre professionnalisme et votre humanité et sachez que sans vous la thèse ne se déroulerait pas dans de si bonnes conditions.

Ensuite, je tiens à exprimer ma gratitude aux membres du jury qui ont accepté d'évaluer ce travail de thèse. Je remercie mes rapporteurs **M. Abdellatif BENABDELHAFID** et **M. Claude YUGMA** pour l'intérêt qu'ils ont porté à cette thèse et pour le temps qu'ils ont bien voulu me consacrer en acceptant d'être rapporteurs. Je tiens aussi d'exprimer ma reconnaissance envers les professeurs **M. Abderrahman EL MHAMED** et **M. Ilias MAJDOULINE** pour avoir accepté d'examiner mon travail de recherche. Je remercie aussi le professeur M/MME XX de m'avoir fait l'honneur de présider mon jury de thèse.

Enfin, j'adresse mes remerciements les plus chaleureux à tous mes proches, ma famille et amis pour leur soutien pendant près de 4 ans qu'il a fallu pour terminer cette thèse. Au cours d'un projet qui dure près de 4 ans, il y a forcément des périodes où les choses ne fonctionnent pas comme elles sont censées le faire. Pendant ces périodes, les encouragements et le réconfort des amis et de la famille ne manquaient jamais.

Je remercie du fond du cœur mes parents **Khadija** et **Abdelatif** qui sont et ont toujours été tout pour moi. Sans leurs sacrifices, rien n'aurait été possible pour moi. Je leur rends hommage à travers cet accomplissement personnel que représente cette thèse pour moi. Enfin, j'adresse mes plus sincères remerciements également à ma sœur **Fairouz** et mes frères **Hamza** et **Mohammed**.

Merci à toutes les personnes qui y ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce mémoire et m'ont amené à faire les bons choix.

Zakaria CHEKOUBI

Résumé

Dans une chaîne logistique traditionnelle, les opérations de production, de stockage et de distribution sont traitées séparément en raison de la complexité de la planification conjointe de ces opérations et le manque d'informations partagées entre les parties prenantes. Aujourd'hui, pour faire face à la concurrence féroce que connaît le marché mondial, les entreprises sont obligées de planifier conjointement ces activités afin de bénéficier des avantages économiques et environnementaux engendrés par cette intégration. Parmi les problèmes d'optimisation existants dans la littérature, le problème de la planification intégrée qui optimise conjointement les décisions de production, de gestion des stocks, de distribution et de tournées de véhicules, a récemment fait l'objet d'une attention considérable, malgré sa nature *NP-difficile*. En effet, ses avantages en termes de synchronisation entre les processus, de réduction des coûts et d'amélioration du niveau de service peuvent être importants. En outre, l'optimisation de ce problème dans le contexte des chaînes logistiques en boucle fermée avec gestion des Produits en Fin de Vie (PFV) conduit au développement de chaînes logistiques de plus en plus durables. De plus, les inquiétudes croissantes sur les enjeux environnementaux liés aux activités industrielles ont conduit à l'émergence de politiques de contrôle des émissions carbone. La prise en compte de ces réglementations peut conduire à un impact positif sur la responsabilité environnementale de l'entreprise.

Pour répondre à ces défis, l'objectif de cette thèse consiste à concevoir des modèles et de développer des approches d'optimisation pour résoudre un problème de planification intégrée des opérations de production, de ré-usinage, de stockage et de distribution directe-inverse. Nous avons considéré une chaîne logistique en boucle fermée composée d'une ligne de production de produits neufs, d'une ligne de ré-usinage des PFV retournés, deux stocks pour les produits réutilisables et les PFV à ré-usiner, ainsi que des clients ayant des demandes dynamiques en livraison et en collecte. Le but est de déterminer les quantités optimales à produire, ré-usiner et stocker, ainsi que l'ordre de passage chez les clients afin de satisfaire leurs demandes simultanément en livraison et en collecte, tout en minimisant le coût total dû aux opérations induites.

Dans un premier temps, un modèle linéaire en nombres entiers est proposé pour optimiser la chaîne logistique en considérant un ou plusieurs véhicules avec capacité limitée. La deuxième partie de la thèse porte sur le développement d'une heuristique de décomposition à deux phases pour résoudre le modèle intégré étendu. La dernière partie de la thèse est consacrée à l'intégration des émissions du dioxyde de carbone dans les décisions de production, de ré-usinage, de stockage et de distribution et d'étudier le comportement des niveaux d'émissions de carbone dans le cadre de la politique de plafonnement et d'échange de droits d'émission de carbone. Des expérimentations numériques permettent de démontrer l'applicabilité et les limites de nos approches.

Mots-clés : Planification intégrée de la production, du stockage et de la distribution ; Dimensionnement des lots avec ré-usinage ; Chaîne logistique en boucle fermée ; Logistique inverse ; Tournée de véhicules avec livraison et collecte simultanées ; Heuristique à deux phases ; Politique de plafonnement et d'échange de droits d'émission de carbone ; Aide à la décision.

Abstract

In a traditional supply chain, production, inventory and distribution operations are treated separately due to the complexity of jointly planning these operations and the lack of information shared among stakeholders. Today, in order to face the fierce competition in the global market, companies are forced to jointly plan these activities in order to benefit from the economic and environmental benefits generated by this integration. Among the optimization problems existing in the literature, the integrated planning problem which jointly optimizes production, inventory management, distribution and vehicle routes decisions, has recently received considerable attention, despite its *NP-hardness*. Indeed, its benefits in terms of synchronization between processes, cost reduction and improved service level can be significant. In addition, the optimization of this problem in the context of closed-loop supply chains with End-of-Life Product (EOL) management leads to the development of increasingly sustainable supply chains. Furthermore, growing concerns about environmental issues linked to industrial activities have led to the emergence of policies to control carbon emissions. Taking these regulations into account can have a positive impact on the company's environmental responsibility.

To meet these challenges, the objective of this thesis is to design models and develop optimization approaches to solve an integrated planning problem of production, remanufacturing, storage and direct-reverse distribution operations. We considered a closed-loop supply chain consisting of a production line for new products, a remanufacturing line for returned EOL products, two types of inventories for reusable products and EOL ones to be remanufactured, as well as customers with dynamic demands for delivery and pickups. The goal is to determine the optimal amounts to produce, remanufacture and store, as well as the order of visiting customers in order to meet their requests simultaneously for delivery and pickup, while minimizing the total cost due to the involved operations.

First, a linear integer model is proposed to optimize the supply chain system by considering one or more vehicles with limited capacity. The second part of the thesis concerns the development of a two-phase decomposition heuristic to solve the extended integrated model. The last part of the thesis is devoted to the integration of carbon dioxide emissions into production, remanufacturing, inventory and distribution decisions and to study the behavior of carbon emission levels in the context of cap-and-trade policy. Numerical experiments make it possible to demonstrate the applicability and the limits of our approaches.

Keywords: *Integrated Production-Inventory-Routing Problem; Lot-Sizing Problem with Remanufacturing; Closed-Loop Supply Chain; Reverse Logistics; Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickup and Delivery; Two-Phase Decomposition Heuristic; Carbon Cap-and-Trade Policy; Decision Support System.*

Liste des publications

Article soumis dans une revue internationale

- [A1] **Chekoubi, Z.**, Trabelsi, W., Sauer, N. and Majdoulina, I. (2020). A Decomposition Heuristic for the Integrated Production-Inventory-Routing Problem with Reverse Logistics and Remanufacturing. Soumis à *Int. J. Shipping and Transport Logistics* (2^{ème} révision).

Articles dans des conférences internationales avec actes et comités de lectures

- [CI1] **Chekoubi, Z.**, Trabelsi, W., Sauer, N. and Majdoulina, I. (2020). The Integrated Production-Inventory-Routing Problem with remanufacturing under carbon cap-and-trade. 6th *International Conference on Optimization and Applications (ICOA)*, Beni Mellal, Morocco.
- [CI2] **Chekoubi, Z.**, Sauer, N., Trabelsi, W. (2019). The Integrated Production-Inventory-Routing Problem of EOL products with simultaneous delivery and pickup. 7th *IEEE International Conference on Advanced Logistics and Transport (ICALT)*, Marrakech, Morocco.
- [CI3] **Chekoubi, Z.**, Trabelsi, W., Sauer, N. (2018). The integrated production-inventory-routing problem in the context of reverse logistics: The case of collecting and remanufacturing of EOL products. 4th *International Conference on Optimization and Applications (ICOA)*, Mohammedia, Morocco.

Articles dans une conférence nationale avec acte et comité de lectures

- [CN1] **Chekoubi, Z.**, Majdoulina, I., Sauer, N. Trabelsi, W. (2019). Logistics Distribution Routing Optimization of terroir products for solidarity shelves: A case study of a group of cooperatives and tourist establishments in rural areas of Souss Massa region, *PROLOG 2019*, Metz, France.

Table des Matières

Introduction Générale.....	16
Chapitre 1 : Planification intégrée des opérations dans le contexte des chaînes logistiques durables : Etat de l'art.....	22
1 Introduction.....	23
2 Concepts des chaînes logistiques directes.....	23
2.1 Fonctions et objectifs de la logistique	24
2.2 Structures et niveaux de décisions de la chaîne logistique.....	25
2.2.1 Structures.....	25
2.2.2 Niveaux de décision	27
3 Aperçu général sur la logistique inverse.....	28
3.1 Définitions	28
3.2 Développement durable.....	29
3.3 Cycle de vie du produit.....	30
3.4 Gestion de la récupération des produits.....	31
3.5 Motivations derrière l'implantation d'une logistique inverse	32
3.6 Structure générale d'une chaîne logistique inverse	33
3.6.1 Parties prenantes.....	33
3.6.2 Flux au sein d'un réseau de logistique inverse.....	33
3.6.3 Etapes et processus de la logistique inverse.....	33
3.7 Complexité et implications de la logistique inverse dans le contexte des chaînes logistiques en boucle fermée	35
3.8 Considérations environnementales dans le cadre de chaînes logistiques inverses	36
4 Planification intégrée des opérations dans le cadre des chaînes logistiques directes	37
4.1 Problème de dimensionnement des lots avec expédition directe (LSP-DS).....	37
4.1.1 Typologies du problème LSP-DS	38
4.1.2 Etat de l'art sur le LSP-DS.....	38
4.2 Problème intégré de gestion des stocks et de tournée de véhicules (IRP).....	41
4.2.1 Typologies du problème IRP.....	41
4.2.2 Etat de l'art sur l'IRP	42

4.3	Problème de planification intégrée des opérations de production, de stockage et de distribution (IPIRP)	46
4.3.1	Typologies du problème IPIRP	47
4.3.2	Méthodes de résolution de l'IPIRP	48
5	Planification intégrée des opérations dans le cadre des chaînes logistiques durables	52
5.1	Problèmes de planification avec logistique inverse.....	52
5.1.1	Problèmes de planification pour la production avec ré-usinage.....	53
5.1.2	Problèmes de planification de mise en place de routes pour la collecte de produits.....	57
5.1.3	Problèmes de planification intégrée avec considérations environnementales dans le cadre des chaînes logistiques inverses	62
6	Conclusion	65
	Chapitre 2 : Problème de planification intégrée de la production, du stockage et de la distribution avec remanufacturing	68
1	Introduction.....	69
2	Problème de la planification intégrée du réseau en boucle fermée – Cas mono-véhicule.....	70
2.1	Description du problème CDLSR-VRSPD	70
2.2	Hypothèses.....	71
2.3	Formulation mathématique du CDLSR-VRSPD.....	72
2.3.1	Notations, paramètres et variables de décision	73
2.3.2	Formulation de la fonction objectif.....	75
2.3.3	Formulation des contraintes	76
2.4	Etude expérimentale	78
2.4.1	Génération des instances	78
2.4.2	Résultats numériques et discussion sur le CDLSR-VRSPD.....	80
3	Problème de la planification intégrée du réseau en boucle fermée – Cas multi-véhicule	81
3.1	Description et formulation mathématique du problème IPIRP-R	82
3.1.1	Description du problème IPIRP-R	82
3.1.2	Formulation mathématique de l'IPIRP-R	83
3.1.3	Exemple illustratif.....	86
3.2	Etudes expérimentales	90
3.2.1	Génération des instances	90
3.2.2	Résultats computationnels et discussion sur l'IPIRP	90
4	Conclusion	91

Chapitre 3 : Problème de planification intégrée de la production, du stockage et de la distribution avec remanufacturing : Méthode approchée.....94

1	Introduction.....	95
2	Méthode de résolution : Heuristique de décomposition à deux phases	95
2.1	Aperçu général.....	96
2.2	1 ^{ère} Phase : Modèle de dimensionnement des lots avec ré-usinage (CLSP-R).....	97
2.3	2 ^{ème} Phase : Modèle de tournées de véhicules avec livraison et collecte simultanées	99
2.4	Mise à jour des coûts de visite approximatifs <i>SCivt</i>	101
2.5	Mécanisme de diversification.....	103
3	Etudes expérimentales	103
3.1	Génération des instances	104
3.2	Réglage des paramètres de l'algorithme d'optimisation.....	105
3.3	Résultats numériques et discussions.....	107
3.3.1	Résultats numériques de l'heuristique CST sur les instances aléatoires.....	107
3.3.2	Analyse de sensibilité.....	113
4	Conclusion	115

Chapitre 4 : Planification intégrée de la production, du stockage et de la distribution avec remanufacturing et considérations environnementales.....117

1	Introduction.....	118
2	Description du problème et formulation mathématique	119
2.1	Description du problème	119
2.2	Notations, paramètres et variables de décision.....	120
2.3	Modélisation des émissions carbone et formulation mathématique du IPIRP-R-CT....	121
2.3.1	Modélisation des émissions carbone relatives aux activités de fabrication, de stockage et de ré-usinage	122
2.3.2	Modélisation des émissions carbone relatives aux tournées des véhicules avec distribution directe-inverse	122
2.3.3	Formulation du problème IPIRP-R-CT.....	123
3	Etudes expérimentales	125
3.1	Génération des instances	125
3.2	Résultats et discussion	127
4	Conclusion	128
	Conclusion générale et perspectives.....	130

Annexe – Modélisation et méthodes d’optimisation.....	133
1 Modélisation	133
1.1 Programmation mathématique.....	133
1.2 Programmation linéaire	135
2 Les méthodes de résolution.....	135
2.1 Méthodes exactes.....	135
2.2 Méthodes approchées	137
Références bibliographiques	140

Liste des figures

Figure I-1: Organisation de la thèse.....	20
Figure I-2: Exemple de chaîne logistique (François, 2006).....	24
Figure I-3: Différentes structures de la Supply Chain (Huang et al., 2003).....	26
Figure I-4: Matrice de planification de la Supply Chain (Rohde et al., 2000).....	28
Figure I-5: Conciliation des trois piliers du développement durable.....	30
Figure I-6: Etapes du cycle de vie (Ait-Kadi et al., 2012).....	31
Figure I-7: Flux de base des processus logistiques directe et inverse (Agrawal et al., 2015).....	35
Figure I-8: Illustration des réseaux logistiques intégrés.....	47
Figure I-9: La conception générale d'un problème de dimensionnement des lots avec option de ré-usinage (LSP-R).....	53
Figure I-10: Illustration du problème de tournée des véhicules avec livraison et collecte simultanées (VRPSPD).....	58
Figure II-1: Représentation du réseau de la chaîne logistique en boucle fermée considéré (modèle CDLSR-VRSPD).....	71
Figure II-2: Paramètres et variables de décision du réseau en boucle fermée considéré (modèle CDLSR-VRSPD).....	75
Figure II-3: Sensibilité du temps de calcul moyen en fonction de NC et T).....	81
Figure II-4: Illustration du réseau en boucle fermée considéré (modèle IPIRP-R).....	82
Figure II-5: Paramètres et variables de décision du réseau en boucle fermée considéré (modèle IPIRP-R).....	84
Figure II-6: Répartition des coûts opérationnels et coût total intégré de l'exemple illustratif.....	88
Figure II-7: Illustration graphique des décisions de routage de l'exemple illustratif.....	89
Figure III-1: Exemple pour l'illustration de l'algorithme du coût minimum d'insertion.....	101
Figure III-2: Décisions à prendre selon l'algorithme du coût minimum d'insertion.....	102
Figure III-3: Configuration de la nouvelle route.....	102
Figure III-4: Analyse de sensibilité des performances de l'heuristique CST en fonction des paramètres d'itération et de redémarrage : trois classes d'instances.....	106
Figure III-5: Analyse de sensibilité sur le taux et le coût unitaire de ré-usinage.....	114
Figure IV-1: Représentation du réseau de la chaîne logistique en boucle fermée considérée (modèle IPIRP-R-CT).....	119

Liste des tableaux

Tableau I-1: Aperçu des options de récupération des produits (Krikke, 1998).....	35
Tableau I-2: Comparaison entre la logistique traditionnelle et inverse (Lambert et al., 2003)....	36
Tableau I-3: Classification des travaux sur l'ILSP-DS	40
Tableau I-4: Classification des travaux sur l'IRP	45
Tableau I-5: Classification des travaux sur l'IPIRP	51
Tableau I-6: Classification des travaux sur l'LSP-R	56
Tableau I-7: Classification des travaux revus sur le VRPSPD.....	61
Tableau I-8: Classification des travaux dans le cadre des problèmes de planification intégrée avec des considérations environnementales et logistique inverse	64
Tableau II-1: Paramètres utilisés pour générer les instances.....	79
Tableau II-2: Résumé des résultats de calcul issus du solveur CPLEX	80
Tableau II-3: Valeurs des paramètres de l'exemple illustratif.....	86
Tableau II-4: Demandes périodiques en livraison et en collecte de l'exemple illustratif	87
Tableau II-5: Coordonnées des nœuds considérées dans l'exemple illustratif.....	87
Tableau II-6: Résultats relatifs aux décisions sur les quantités dédiées de l'exemple illustratif ..	87
Tableau II-7: Résultats relatifs aux décisions de routage.....	88
Tableau II-8: Résumé des résultats issus du solveur CPLEX	91
Tableau III-1: Coûts de transport de l'exemple	101
Tableau III-2: Paramètres utilisés pour la génération des instances de la classe standard.....	104
Tableau III-3: Résultats de calcul sur la deuxième classe des instances : plus grand impact des systèmes de fabrication et de ré-usinage	109
Tableau III-4: Résultats de calcul sur la première classe des instances : classe standard.....	110
Tableau III-5: Résultats de calcul sur la troisième classe des instances : impact significatif des coûts de transport	111
Tableau III-6: Résultats de calcul sur des instances aléatoires avec $ NC = \{5,10,15,20,35,50\}$: trois classes d'instances	112
Tableau III-7: Comparaison des coûts opérationnels (en moyenne) sous différentes valeurs du coût unitaire de ré-usinage en fonction des scénarios des collectes.....	114
Tableau IV-1: Paramètres utilisés pour générer les instances pour l'IPIRP-R-CT	126
Tableau IV-2: Valeurs des paramètres liés aux émissions de carbone	127
Tableau IV-3: Résultats de calculs issus du solveur CPLEX	127

Liste des acronymes

- 3PL:** Third-Party Logistics provider.
ACS: Ant Colony System.
A-GVNS: Asymmetric General Variable Neighborhood search.
ALNS: Adaptive Large Neighborhood Search.
B&B: Branch-and-Bound.
B&C&P: Branch-Cut-and-Price.
B&C: Branch-and-Cut.
B&P: Branch-and-Price.
CC: Carbon Cap.
CDLS-R: Capacited Dynamic Lot-Sizing problem with Remanufacturing.
CLSC: Closed Loop Supply Chain.
CLSP: Capacited Lot-Sizing.
CO: Carbon Offset.
CO₂: Dioxyde de carbone.
CST: Heuristique de Décomposition à 2 phases.
CT: Cap-and-Trade.
CT: Carbon Tax.
DIRP: Dynamic Inventory-Routing Problem.
DLSP: Dynamic Lot-Sizing Problem.
DSIRP: Dynamic and Stochastic Inventory-Routing Problem.
GES: Gaz à Effet de Serre.
GRASP: Greedy Randomized Adaptive Search Procedure.
HS: Harmony Search.
IPDPTW: Inventory Pickup and Delivery Problem with Time Windows.
IPIRP-R-CT: Integrated Production-Inventory-Routing Problem with Remanufacturing under Cap-and-Trade policy.
IPRP: Integrated Production-Inventory-Routing Problem.
IRP: Inventory Routing Problem.
IRP-PD: Inventory Routing Problem with Pickups and Deliveries.
LSP: Lot-Sizing Problem.
LSP-DS: Lot-sizing Problem with Direct Shipment
LSP-R: Lot-Sizing Problem with Remanufacturing.
LUC: Least Unit Cost.
MILP: Mixed Integer Linear Program.
mixed-PDATSPP: mixed Pickup-Delivery Asymmetric Traveling Salesman Path Problem.
ML: Maximum Level.
OU: Order-Up-to level.
PDIRPTW: Pickup and Delivery Inventory-Routing Problem with Time Windows.
PDP: Pickup and Delivery Problem.
PFV: Produits en Fin de Vie.
PL: Programme Linéaire.
PLMNE: Programmation Linéaire Mixte en Nombres Entiers.
PLNE: Programmation Linéaire en Nombres Entiers.
PM : Programmation Mathématique.
PNL: Programme Non-Linéaire.
PPB: Past Period Balancing.
PPRP: Pollution-Production-Routing Problem.
PRP: Production Routing Problem.
PRPRPD: Production-Routing Problem with Remanufacturing and Simultaneous Pickup and Delivery.
PSO: Particle Swarm Optimization.
RL: Reverse Logistics.
RO : Recherche Opérationnelle.
SAA: Sample Average Approximation.
SC: Scatter Search.
SCM: Supply Chain Mangement.
SDLS-R: Single Dynamic Lot-Sizing Problem with Remanufacturing.
SIRP: Stochastic Inventory-Routing Problem.
SLSP: The Single Link Shipping Problem.
SM: Silver Meal algorithm.
SP: Set Partitioning.
TS: Tabu Search.
TSP: Traveling Salesman Problem.
VDO: Vibration Damping Optimization.
VLSN: Very-Large-Scale-Neighborhood-Search method.
VMI: Vendor-Managed Inventory.
VND: Variable Neighborhood Descent.
VNS: Variable Neighborhood search.
VRP: Vehicle Routing Problem.
VRPB: Vehicle Routing Problem with Backhauls.
VRPBM: Vehicle Routing Problem with Backhaul and Mixed load.
VRPSPD: Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickup and Delivery.
VRPSPDTL: Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickup and Delivery with Time Limit.

Introduction Générale

Cette thèse étudie des problèmes de production et de transport dans le cadre de chaînes logistiques durables, dans lesquelles la planification de la production, le ré-usinage, le contrôle des stocks et la planification des tournées de véhicules avec distribution directe-inverse, sont optimisés conjointement pour améliorer les performances de ces chaînes logistiques en boucle fermée. L'objectif est de proposer des formulations mathématiques et des méthodes de résolution pour résoudre les problèmes étudiés.

Contexte et motivations

Ces dernières années, le développement rapide des industries manufacturières a causé de graves conséquences sur l'environnement en termes d'épuisement des ressources naturelles et de dégradation de la qualité du climat. Ce constat a incité les gouvernements à tenir les fabricants responsables du traitement de leurs produits après utilisation par leurs clients. Dans ce sens, de nombreux fabricants se sont tournés vers la fabrication verte. L'une des mesures prises par les entreprises manufacturières pour une fabrication plus écologique est de collecter leurs Produits en Fin de Vie (PFV) auprès des clients pour les réutiliser en les remettant à neuf à travers les opérations de ré-usinage ou les éliminer correctement. Cela a appelé de nombreux chercheurs à étudier le processus de collecte des PFV à travers l'investigation du paradigme de chaîne logistique inverse. L'intégration d'une chaîne logistique inverse au sein d'une chaîne logistique traditionnelle directe forme une chaîne logistique en boucle fermée.

Aujourd'hui, la gestion du flux des PFV retournés au sein des chaînes logistiques en boucle fermée est considérée comme une opportunité commerciale par de nombreux décideurs. De nombreuses entreprises ont choisi d'intégrer le concept de logistique inverse dans leurs systèmes décisionnels de production, de stockage et de distribution, pour plusieurs raisons telles que le souci croissant de l'environnement, les réglementations et lois gouvernementales applicables sur les produits recyclés et l'élimination des déchets, l'augmentation des consommations d'énergie et la forte concurrence entre les entreprises. L'intégration de ces trois décisions dans le contexte des chaînes logistiques en boucle fermée offre ainsi d'énormes possibilités de réduction des coûts aux entreprises.

De plus, de nombreuses entreprises réalisent désormais qu'une plus grande valeur ajoutée peut être offerte à leurs clients en intégrant efficacement la gestion de la logistique et la disponibilité des produits pour améliorer la rapidité et la cohérence de la livraison. Pour atteindre un niveau d'intégration qui produira de nouveaux avantages, les décisions de production et de distribution doivent être décidées quotidiennement pour équilibrer les coûts y afférents dans un cadre optimal. Le fait de traiter ces composants dans un cadre unique offre une vue globale du réseau logistique et fournit un bon point de départ pour l'intégration complète de la chaîne logistique. En revanche, trop souvent ces décisions sont traitées indépendamment. Or, dans de nombreux cas, ces problèmes sont fortement liés et il est nécessaire de les résoudre simultanément, surtout que leur intégration peut avoir un impact significatif sur la performance globale du système. En outre, afin de réduire les coûts, la production s'effectue de plus en plus par lots et il est donc nécessaire de déterminer la taille de ces lots en lien avec les lots de transport. En effet, dans une chaîne logistique typique qui

consiste en des activités séquentielles de production, de stockage et de distribution, chaque processus individuel est souvent planifié et optimisé en utilisant des décisions prédéterminées de ses activités précédentes. Par exemple, un planificateur de production décide la taille des lots à produire afin de minimiser les coûts de production et de stockage sur le site de production. Les décisions des lots planifiées sont ensuite utilisées comme entrées dans les étapes suivantes de la planification de la distribution. Étant donné que les décisions sont limitées par le plan de l'ancien processus, les avantages de la coordination dans le processus de planification sont délaissés. Dans ce sens, la planification intégrée des opérations de production, de gestion des stocks et de distribution est aujourd'hui perçue par beaucoup de décideurs comme un avantage concurrentiel.

Le développement rapide de technologies avancées de l'information et de la communication a permis aux entreprises de mettre en place des systèmes de planification intégrée en faveur de la gestion de leurs chaînes logistiques, à travers lesquels les activités de production, de stockage et de distribution sont optimisées conjointement. Les premiers travaux dans la littérature ont rapporté diverses expériences dans lesquelles des économies de coûts considérables découlent de la planification intégrée (Chandra *et al.*, 1994 ; Fumero *et al.*, 1999 ; Thomas *et al.*, 1996). En effet, les activités sont optimisées avec un modèle monolithique, par opposition à l'optimisation séquentielle de certaines parties du problème global. Logiquement, les résultats impressionnants obtenus par les modèles monolithiques ont contribué à accroître l'intérêt pour les processus de planification intégrée. Cependant, l'énorme jargon de décisions et de facteurs à considérer engendre souvent des problèmes difficiles à résoudre (Stadtler *et al.*, 2008).

Le problème d'optimisation pour la mise en œuvre d'un tel système intégré est connu sous le nom du problème intégré de production, de stockage et de routage (IPIRP – *Integrated Production-Inventory-Routing Problem*). C'est un problème de planification intégrée qui optimise conjointement la production, la gestion des stocks et les décisions de transport. Il vise à optimiser le coût global de la chaîne logistique et à améliorer le niveau de service aux clients. L'IPIRP classique peut être défini sur un réseau logistique composée d'une ou plusieurs usines de production qui produisent et distribuent un seul ou plusieurs types de produit à un ensemble de clients pour répondre à leur demande dynamique. Une solution au IPIRP consiste à décider pour chaque période : 1) la quantité à produire à l'usine ; 2) combien livrer à chaque client ; 3) la quantité de stock à détenir dans l'usine et auprès de chaque client ; et 4) comment organiser les itinéraires des véhicules pour chaque livraison prévue. Ces décisions doivent généralement être prises au cours d'un horizon de planification fini composé de plusieurs périodes.

L'IPIRP classique combine deux problèmes d'optimisation classiques bien connus que sont le problème de dimensionnement des lots (LSP – *Lot-Sizing Problem*) et le problème de tournées de véhicules (VRP – *Vehicle Routing Problem*). Malgré sa nature *NP-difficile*, diverses études et pratiques ont montré que la mise en œuvre de l'IPIRP peut améliorer la synchronisation, réduire le coût des produits et améliorer le niveau de service.

Bien que l'IPIRP classique ait été largement étudié depuis les dernières décennies, plusieurs aspects du problème n'ont pas été investigués dans la littérature récente. Par exemple, l'IPIRP dans le contexte des chaînes logistiques en boucle fermée avec option de ré-usinage n'a pas reçu suffisamment d'attention. En outre, le peu de modèles qui existent dans la littérature traitant l'IPIRP dans le contexte des chaînes logistiques en boucle fermée, s'intéressent à optimiser un critère purement économique et négligent les effets négatifs causés par les opérations de production, de stockage et de distribution comme les émissions excessives des

gaz à effet de serre et en particulier les émissions du dioxyde de carbone (CO_2). Cette réalité implique d'incorporer les émissions de carbone dans les décisions des opérations induites par l'IPIRP dans un contexte de logistique inverse et les contrôler via des politiques de régulations des émissions de carbone. C'est dans ce contexte qu'a été initié notre travail de thèse.

Objectifs et contributions de la thèse

Dans ce mémoire, la problématique soulevée est assimilée à une chaîne logistique en boucle fermée combinant des flux directs et inverses comportant une usine centrale et plusieurs clients ayant des demandes dynamiques en livraison et en collecte. L'usine centrale englobe un système de production composé d'une ligne de production dédiée à la fabrication des produits neufs et d'une ligne de ré-usinage pour ré-usiner les PFV retournés, deux types de stocks afin de stocker séparément les produits neufs et les PVF retournés avant remanufacturing, ainsi qu'une flotte de véhicules à capacité limitée. L'objectif du problème étudié consiste à minimiser le coût total intégré des opérations induites le long d'un horizon de planification multi-période en respectant les contraintes de capacité et en satisfaisant les demandes en livraison et collecte des clients.

Dans notre démarche, nous commençons par proposer une modélisation d'une nouvelle extension du problème IPIRP classique en étudiant un IPIRP mono-véhicule avec option de ré-usinage des PFV collectés. Ensuite, le modèle est étendu en considérant le cas multi-véhicule. Enfin, une version écologique est étudiée. Cette nouvelle variante incorpore les émissions de carbone contrôlées sous la politique de plafonnement et échange des droits de carbone. L'objectif est de minimiser le coût total des opérations impliquées plus le coût issu des émissions de carbone émises par ces opérations. L'ensemble de ces nouvelles variantes de l'IPIRP classique intègrent des aspects souvent ignorés dans la littérature antérieure.

Dans cette thèse, nous développons de nouveaux modèles et algorithmes pour un problème de planification intégrée des opérations de production, de gestion des stocks et de tournées de véhicules dans le cadre des chaînes logistiques durables. Les différentes contributions de la thèse sont les suivantes :

- Modéliser une nouvelle variante de l'IPIRP classique intégrant le ré-usinage dans le cadre des chaînes logistiques en boucle fermée. Dans ce sens, les problèmes de planification intégrée de dimensionnement des lots, avec ré-usinage et tournées de véhicules avec livraison et collecte simultanées, sont traités dans un cadre unique. Le problème identifié est étudié en considérant une flotte mono-véhicule et multi-véhicule ;
- Proposer une méthode approchée pour résoudre les instances de petite et moyenne tailles du problème identifié. Pour ce faire, une heuristique de décomposition à deux phases a été développée et des tests numériques ont été réalisés sur des instances adaptées de la littérature afin de tester la performance de l'approche développée ;
- Donner une formulation étendue du problème prenant en compte les émissions des gaz à effet de serre produites par les opérations impliquées tout au long du réseau. Une version respectueuse de l'environnement incorporant les émissions de CO_2 a été développée en considérant que les niveaux de ces émissions sont contrôlés sous la politique de plafonnement et échange des droits de carbone (*Cap-and-Trade*).

Organisation de la thèse

Dans ce mémoire, nous présentons l'ensemble des travaux réalisés au terme de la thèse répondant aux différentes questions de recherches relatives à notre problématique. La **figure I-1** résume la structure de la thèse. Elle est devisée en quatre chapitres et s'organise comme suit.

Le premier chapitre est dédié à la présentation et l'analyse de l'état de l'art des travaux sur les problèmes abordant les différents aspects de la problématique étudiée. Dans un premier temps, plusieurs termes et concepts relatifs aux chaînes logistiques directes sont présentés suivis par un aperçu général sur le paradigme de la logistique inverse et ses implications à travers les chaînes logistiques en boucle fermée. Ensuite, une revue de littérature sur les problèmes de planification intégrée des chaînes logistiques traditionnelles est présentée. Par la suite, une synthèse des travaux abordant les problèmes de planification intégrée des chaînes logistiques en boucle fermée ainsi que leurs aspects environnementaux est proposée. Le principal objectif derrière cette revue de littérature est de positionner notre problématique par rapport aux travaux recensés.

Au chapitre 2, nous abordons une première approche de modélisation du problème de la planification intégrée du réseau de production-distribution directe-inverse en considérant un seul véhicule desservant plusieurs clients. Un modèle de Programmation Linéaire en Nombres entiers (PLNE) est proposé pour déterminer les quantités optimales de produits (tailles des lots) à fabriquer, à ré-usiner et à stocker tout en répondant aux demandes des clients (en livraison et collecte) et en minimisant le coût total dû aux opérations impliquées. Ensuite, nous étendons notre approche de planification intégrée en considérant une flotte homogène de véhicules avec capacité. Des tests numériques sont présentés et l'efficacité et les limites des approches intégrées sont données.

Le chapitre 3 présente la méthode d'optimisation approchée adoptée pour résoudre les problèmes de plus grande taille impliquant une flotte homogène de véhicules avec capacité. Une heuristique de décomposition itérative à deux phases est proposée. La première phase se concentre sur la planification conjointe des opérations de production, de ré-usinage et de stockage avec affectation des clients aux véhicules à chaque période, et utilise des coûts approximatifs de visites. Pour cela, un problème restreint de dimensionnement de lots à capacité limitée avec ré-usinage est résolu. La deuxième phase utilise les décisions de la première phase pour construire des routes pour chaque période. À ce niveau, un problème restreint de tournées de véhicules avec livraison et collecte simultanées est résolu. Sur la base des résultats de la deuxième phase, les coûts approximatifs de visites sont mis à jour et la procédure se répète jusqu'à ce que des critères d'arrêt soient remplis. Les performances de l'heuristique sont présentées et une analyse de sensibilité montre l'effet des opérations de ré-usinage sur la performance de la chaîne en boucle fermée.

Dans le chapitre 4, nous enrichissons nos approches abordées au chapitre 3, en incorporant les émissions de carbone dans les décisions des opérations impliquées. Pour cela, nous fournissons une nouvelle formulation mathématique en étendant le précédent modèle.

Enfin, nous concluons ce mémoire en résumant les contributions majeures ainsi que les limites de notre étude. Des pistes de recherche sont également proposées.

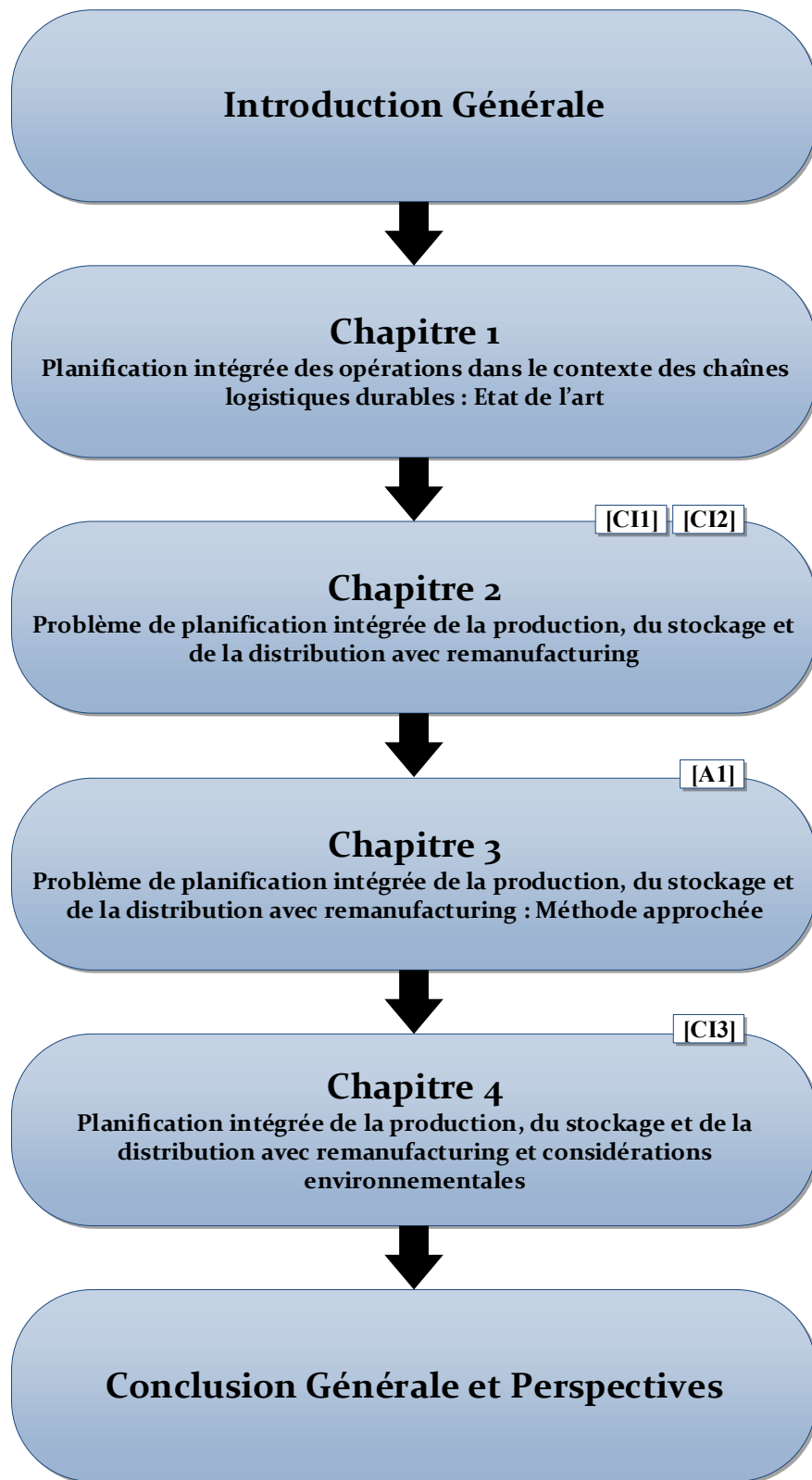


Figure I-1: Organisation de la thèse

Chapitre 1 : Planification intégrée des opérations dans le contexte des chaînes logistiques durables : Etat de l'art

Ce chapitre est dédié à la présentation et l'analyse de l'état de l'art des travaux sur les problèmes abordant les différents aspects de la problématique étudiée. Dans un premier temps, plusieurs termes et concepts relatifs aux chaînes logistiques directes sont présentés suivis par un aperçu général sur le paradigme de la logistique inverse et ses implications à travers les chaînes logistiques en boucle fermée. Puis, une revue de littérature sur les problèmes de planification intégrée des chaînes logistiques traditionnelles est présentée. Par la suite, des travaux abordant les problèmes de planification intégrée des chaînes logistiques en boucle fermée avec les aspects environnementaux sont décrits. Le principal objectif de cette revue de littérature est de contextualiser notre travail vis-à-vis de la littérature antérieure d'une part, et de positionner notre problématique par rapport aux travaux recensés, ainsi que d'identifier les approches développées pour traiter les différents aspects de la problématique, d'autre part.

1 Introduction

Aujourd'hui, face à la concurrence féroce que connaît le marché mondial ainsi que les exigences croissantes des clients, les entreprises se retrouvent dans l'obligation d'investir plus pour coordonner leurs opérations et d'être plus réactives. En effet, pour atteindre une performance opérationnelle optimale le long d'une chaîne logistique, la planification intégrée des opérations de production, de stockage et de distribution dans un cadre unique est cruciale et perçue comme une opportunité concurrentielle par de nombreuses entreprises. Elle permet de réduire les coûts tout en assurant un niveau de service élevé, malgré la difficulté de la mise en œuvre d'un tel système. Par conséquent, le problème de planification intégrée IPIRP (*Integrated Production-Inventory-Routing Problem*) qui optimise conjointement les opérations de production, de stockage et de distribution, a reçu une attention considérable durant les deux dernières décennies. Dans la littérature, il existe plusieurs modèles qui traitent ce problème et qui considèrent comme critère à optimiser le compromis entre le coût total opérationnel et un niveau de service client. Ces modèles optimisent un objectif purement économique et ignorent les aspects durables du problème. Toutefois, les pressions croissantes sur la question des effets négatifs des activités industrielles sur l'environnement, ont poussé les entreprises à prendre des mesures proactives afin de réduire leurs impacts sur l'environnement. Par conséquent, le défi est de concevoir des chaînes logistiques plus écologiques qui considèrent des pratiques durables comme la récupération et le traitement des PFV (Produits en Fin de Vie), et la réduction des émissions de carbone. Par conséquent, étudier l'IPIRP dans le contexte des chaînes logistiques en boucle fermée avec considérations environnementales, est devenu une nécessité. Cela conduit à développer des modèles de planification intégrée qui optimisent les critères économique et environnemental de manière conjointe.

A travers ce chapitre, nous visons à donner un aperçu général sur le contexte dans lequel s'inscrit notre sujet de thèse et de positionner notre problématique par rapport à la littérature antérieure. Dans un premier temps, nous contextualisons la problématique étudiée à travers cette thèse, en présentant plusieurs termes et concepts relatifs aux chaînes logistiques avec flux directs, puis aux chaînes logistiques inverses. Dans un deuxième temps, une analyse approfondie de l'état de l'art sur les problèmes de planification intégrée des opérations logistiques dans le cadre des chaînes logistiques directes et durables est présentée. Une attention particulière a été portée sur les problèmes de planification intégrée dans le contexte des chaînes logistiques en boucle fermée avec des considérations environnementales. Enfin, nous concluons ce chapitre en positionnant notre problématique par rapport aux travaux recensés.

2 Concepts des chaînes logistiques directes

Etant un domaine très vaste, la logistique comprend plusieurs fonctions et activités au sein d'une entreprise. Souvent, elle englobe, d'amont en aval, l'achat et l'approvisionnement, la production, la gestion des stocks, le transport et la distribution. Cette discipline date du 18^{ème} siècle et trouve ses origines dans l'armée française. Dans ce contexte, le terme « logistique » désignait les activités en relation avec le soutien aux opérations militaires comme le réapprovisionnement en armes, munitions, vivres, chevaux, uniformes, chaussures. Par la suite, ce terme s'est fait adopté par le milieu industriel pour faire référence, de manière exclusive, aux activités relevant de la gestion des entrepôts avec la réception, le conditionnement et l'expédition des marchandises. Toutefois, au début des années 90, la logistique va connaître un nouveau tournant dû aux exigences imposées par la globalisation des marchés en termes de

concurrence rude, des produits à durée de vie limitée, et des clients de plus en plus exigeants. Devant cette nouvelle situation, les entreprises travaillant en réseau, se sont retrouvées dans l'obligation de faire face à la complexité des flux logistiques et plus que jamais obligées d'étendre le périmètre de la fonction logistique. **La figure I-2** illustre un exemple de chaîne logistique classique.

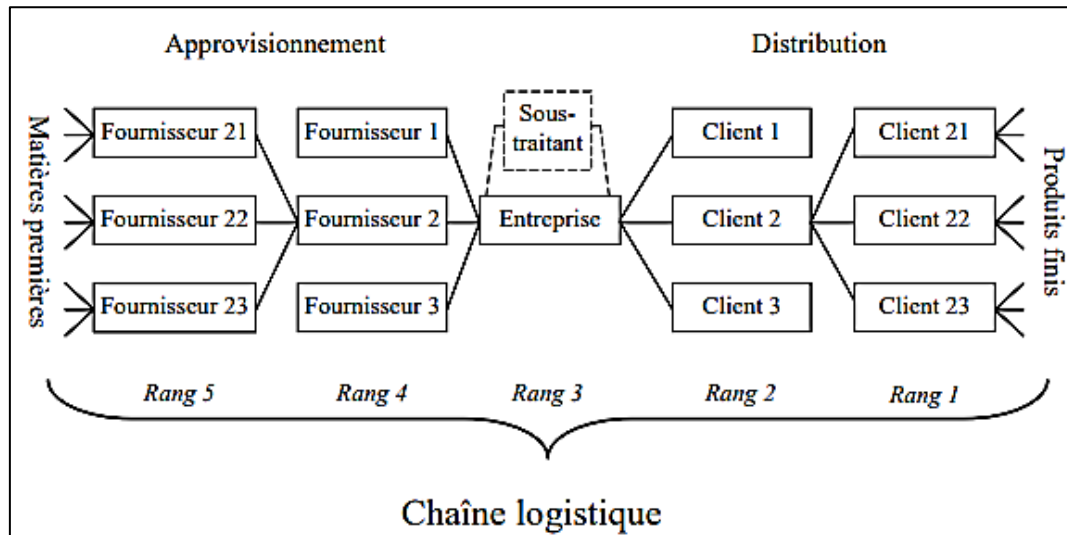


Figure I-2: Exemple de chaîne logistique (François, 2006)

2.1 Fonctions et objectifs de la logistique

L'évolution au fil des temps de la logistique au sein des entreprises industrielles, a révélé que cette dernière regroupe plusieurs fonctions. Parmi les principales fonctions de la logistique, nous citons :

- La logistique d'approvisionnement (achats) : elle permet de rendre disponible dans les usines les matières premières, composants et sous-ensembles nécessaires à la production et dans les entreprises de service ou les administrations les produits requis pour leurs activités ;
- La logistique de production (logistique interne) : cette logistique peut couvrir la gestion de production dans sa totalité et vise à mettre à disposition à proximité des lignes de production les matières et composants nécessaires à la production ;
- La logistique de distribution ou de transport : elle permet d'acheminer au consommateur final les produits dont il a besoin pour satisfaire sa demande ;
- La logistique de soutien : elle consiste à mettre en place et organiser tout ce qui est nécessaire pour maintenir en opération un système complexe à travers des activités de maintenance, principalement ;
- La logistique des retours : elle a pour objectif de récupérer et traiter les PFV auprès des clients. Cette fonction sera détaillée dans les sections suivantes.

Selon (Médan *et al.*, 2008), l'objectif traditionnel d'un système logistique est d'atteindre un niveau de service donné pour un coût minimum. Cet objectif est en fait celui de la distribution physique. Il ne doit donc pas masquer les autres objectifs opérationnels de la logistique. Sans

classement hiérarchique, ces derniers sont présentés ci-dessous. Ensemble, ils déterminent la performance logistique :

- La réponse optimale au client : il s'agit de la capacité de l'entreprise à répondre dans les meilleurs délais aux exigences des clients ;
- La variabilité minimale : les retards de livraison, les problèmes lors de la fabrication, les livraisons vers un mauvais entrepôt, etc., peuvent conduire à une forte variabilité dans les processus logistiques, à l'origine de coûts élevés et de clients insatisfaits. Les coopérations logistiques et les TIC (Technologies de l'Information et de la Communication) permettent de réduire cette variabilité ;
- Le stock minimum : il est nécessaire de faire des efforts pour réduire les stocks, afin de maîtriser les coûts logistiques, sans pour autant sacrifier le niveau de service client ;
- La consolidation des transports : cette fonction représente l'un des coûts logistiques les plus forts. On sait que le coût de transport est directement lié à la nature du produit, à la taille de la cargaison et à la distance mais comme il est difficile de jouer sur le produit et sur la distance, il faudra être attentif au volume transporté et aux tournées réalisées pour approvisionner les clients.
- La qualité : il faut appliquer à la logistique les principes du « *Total Quality Management* », appliqués en production de façon plus classique et quasi-systématique. Les techniques de brainstorming (diagramme d'Ishikawa, méthode des 5M) ou les méthodes du contrôle statistique des processus, peuvent permettre d'étudier et d'améliorer certains processus logistiques peu efficaces ;
- L'analyse en termes de cycle de vie du produit : les garanties offertes au client et le recyclage de plus en plus fréquent des matières obligent les entreprises à se préoccuper des questions logistiques sur l'ensemble de la vie d'un produit. Cette analyse suppose d'évaluer le coût de cycle de vie, appelé *Life Cycle Cost (LCC)* qui englobe la totalité des coûts d'un produit ou d'un équipement, de sa conception à son retrait, en passant par sa fabrication, sa distribution et son utilisation.

2.2 Structures et niveaux de décisions de la chaîne logistique

2.2.1 Structures

Une chaîne logistique peut prendre plusieurs formes. Etant donné une multitude de formes et de types de structures d'approvisionnements, de fabrication et de distribution, il s'avère difficile d'avoir une définition et une cartographie complètes de toutes les structures des chaînes. Une décomposition des structures typiques des chaînes logistiques est proposée par (Huang *et al.*, 2003). Elle se décline en 5 types : série, divergente, dyadique, convergente et réseau (**figure I-3**).

2.2.1.1 Gestion de la chaîne logistique (Supply Chain Management)

D'après (Levi *et al.*, 2003), « *la gestion d'une chaîne logistique ou Supply Chain Management est un ensemble d'approches utilisées pour intégrer efficacement les fournisseurs, les producteurs, les distributeurs, de sorte que la marchandise soit produite et distribuée à la bonne quantité, au bon endroit et au bon moment dans le but de minimiser les coûts et d'assurer le niveau de service requis par le client* ». Il en découle de cette définition que la gestion de la

chaîne logistique repose principalement sur le pilotage de l'ensemble des flux qui parcourent ses différents maillons. Ces flux sont généralement classés en 3 types, à savoir :

- Le flux physique : Le flux physique se rapporte aux mouvements de marchandises et de biens au niveau de la chaîne. Ces mouvements trouvent leur origine depuis l'approvisionnement en matières premières en passant par les activités de production et de transformation jusqu'à la livraison au consommateur final. Donc, le flux physique s'appuie fondamentalement sur 3 familles d'activités, que sont la manutention, la transformation/production et la circulation ;
- Le flux d'information : Moins palpable que le flux physique, il n'en demeure pas moins qu'il joue un rôle crucial dans l'écoulement des autres flux dans la chaîne. En effet, ce flux représente l'ensemble des transferts et des échanges de données entre les différents acteurs de la chaîne. A priori, on peut considérer les opérations commerciales d'achats et de ventes qui reposent essentiellement sur des échanges de données en termes de spécifications de coûts, délais, qualités et quantités ;
- Le flux financier : Sur ce flux repose l'ensemble des activités de gestion et de comptabilité de la chaîne. Il peut être matérialisé par des factures clients/fournisseurs, des fiches de paies par exemple. Il concerne également l'ensemble des investissements et des budgets dans une entreprise.

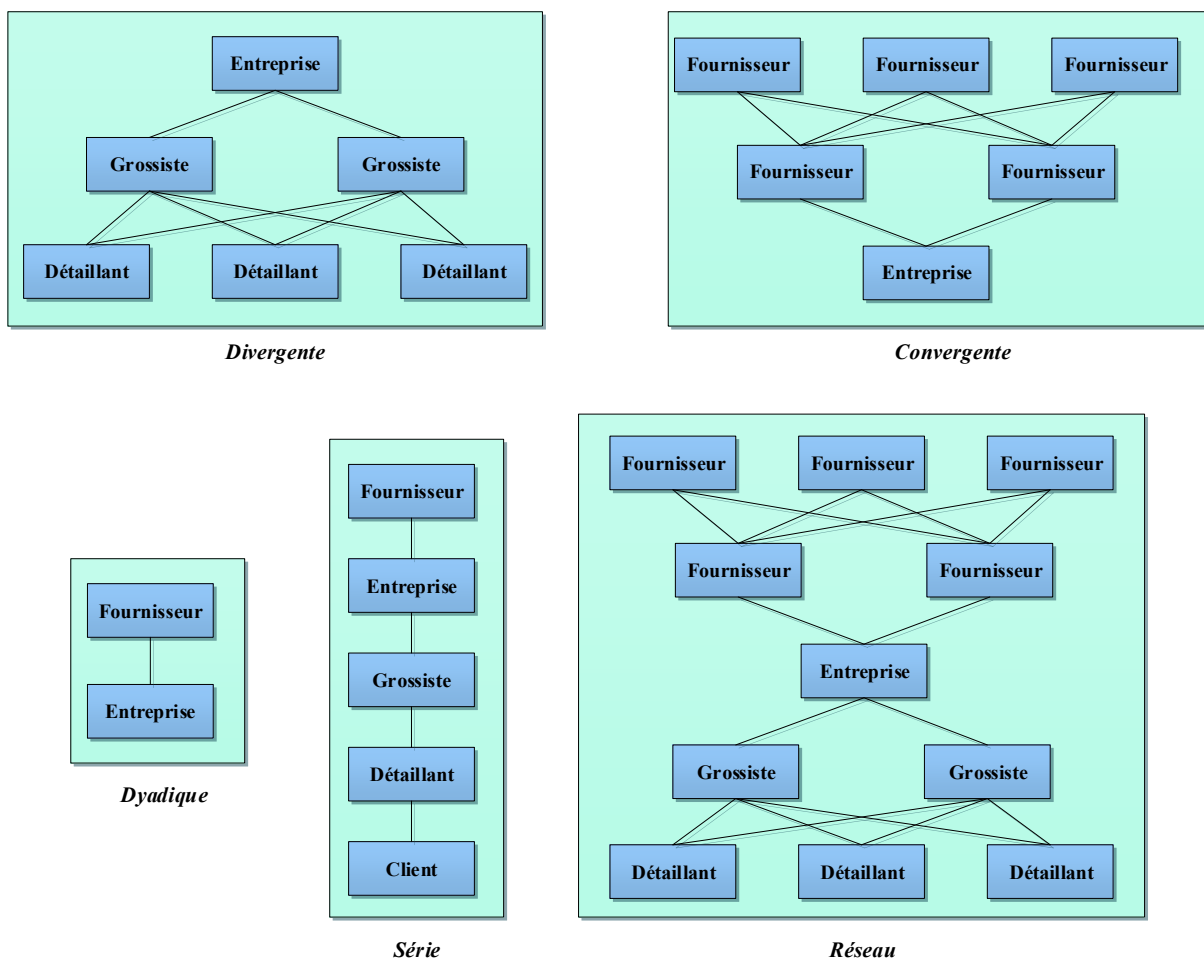


Figure I-3: Différentes structures de la Supply Chain (Huang *et al.*, 2003)

2.2.2 Niveaux de décision

Les problématiques rencontrées au sein d'une chaîne logistique ne relèvent pas toutes d'un seul et même niveau de décision. Il est, en effet, évident que des problématiques liées à la gestion des stocks et celles de localisation de sites de production ne peuvent être gérées dans un même horizon et n'ont pas les mêmes retombées sur le fonctionnement de la chaîne.

Dans la littérature, les auteurs s'accordent généralement sur trois principaux niveaux de décision en termes d'horizon de planification :

- Niveau stratégique : les décisions d'ordre stratégique s'effectuent sur le long terme (plus d'un an, en général) et affectent la chaîne dans toute sa globalité. Elles se rapportent à des décisions ayant trait à la localisation de sites, au lancement de gammes de produits, au choix de mode de transport, à la mise en place d'un système d'information etc. ;
- Niveau tactique : les décisions sur le moyen terme (de l'ordre d'un an à quelques mois) prennent généralement le relais de celles du niveau stratégique. L'objectif est de travailler plus en local et de se concentrer sur une portion de la chaîne. Parmi les décisions à ce niveau, on peut relever celles concernant l'affectation des clients aux dépôts, l'allocation des fournisseurs aux usines, l'allocation des produits dans les différents centres de production ;
- Niveau opérationnel : ces décisions sont prises pour gérer les activités sur un horizon court (un jour à moins d'un mois en pratique). Ces décisions s'appliquent à des cas comme l'organisation de la production d'un atelier, l'affectation des produits aux machines, la planification de tournées de livraisons etc. Il est à noter qu'à un niveau plus fin, certains auteurs parlent de décisions en temps réel (de l'ordre de quelques minutes à quelques heures). Ces dernières interviennent souvent en réponse à des aléas de dernière minute, ce qui est le cas lors de problèmes dynamiques de tournées de véhicules et d'ordonnements en temps réel.

La **figure I-4** illustre les décisions entreprises en concordance avec chaque niveau. La bonne combinaison de ces décisions est vitale pour l'optimisation des performances globales de la chaîne logistique. Traditionnellement, la plupart des approches de conception et d'optimisation des réseaux logistiques qui existent dans la littérature, considèrent les décisions des niveaux tactique et opérationnel de manière séparée. Par exemple, la plupart des modèles de planification des chaînes logistiques optimisent les compromis entre le transport direct des marchandises et les coûts de production, sans tenir compte des décisions de gestion des stocks. D'autres études ont proposé des modèles d'optimisation dont les décisions de contrôle des stocks sont optimisées conjointement avec les décisions de distribution pour équilibrer le compromis entre la détention des stocks et les coûts fixes et variables issus des tournées de véhicules, sans considérer les décisions de production. Etant donné que chacun de ces modèles ignorent l'un des aspects de l'autre, l'avantage espéré de l'intégration de la chaîne logistique est perdu. Cela met en évidence le besoin de modèles de conception et planification de chaînes logistiques davantage intégrés considérant l'optimisation conjointe des décisions de production, de gestion des stocks et de distribution. L'implantation d'un tel système aura sans doute des retombées positives sur la performance de l'entreprise en termes de réduction des coûts tout en assurant un niveau de service élevé.

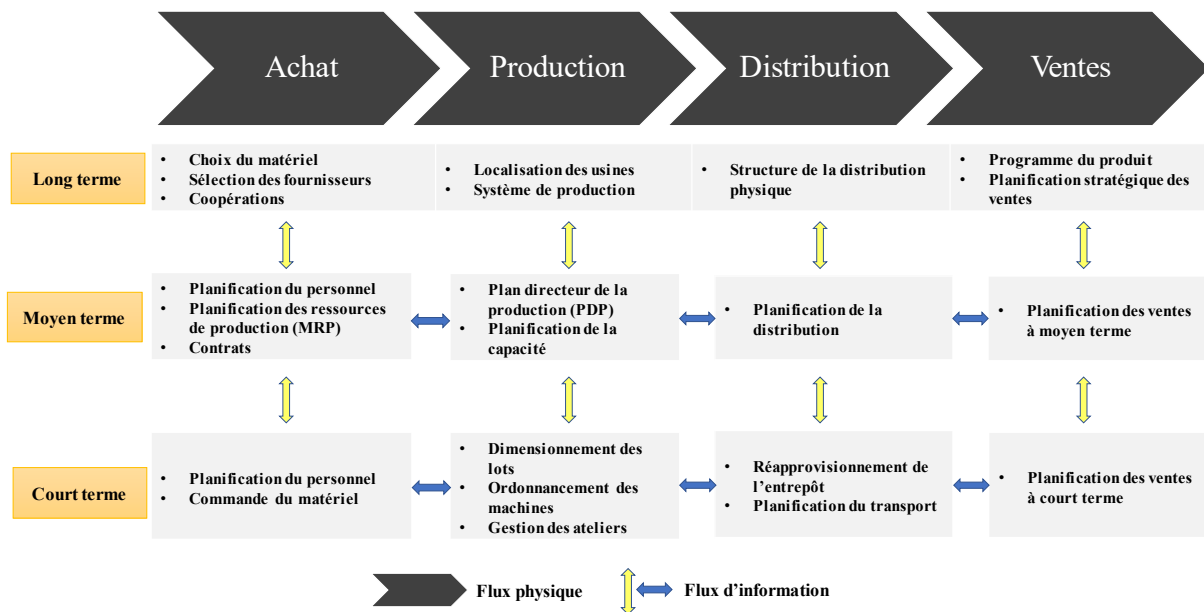


Figure I-4: Matrice de planification de la Supply Chain (Rohde *et al.*, 2000)

3 Aperçu général sur la logistique inverse

L'observateur de la littérature récente, peut facilement remarquer que la majorité des travaux portant sur la conception de modèles de planification des chaînes logistiques ont tendance à considérer des aspects de durabilité pour faire face aux pressions gouvernementales portant sur la récupération et la gestion des flux de PFV et pour répondre aux impacts négatifs des activités logistiques sur l'environnement. Cela a conduit à l'émergence du paradigme de logistique inverse.

La logistique inverse, comme son nom l'indique, se réfère aux activités de logistique d'une organisation mais dans un sens inversé à ce qu'il peut être dans la logistique traditionnelle.

3.1 Définitions

La littérature sur la logistique inverse montre l'utilisation de termes différents pour représenter sensiblement le même concept. Les expressions couramment rencontrées sont la logistique inversée, *reverse logistics*, gestion de la récupération des produits, logistique à rebours, logistique négative, distribution inverse ou logistique verte. De ce fait, plusieurs définitions de ce concept ont pu être proposées. Dans ce qui suit, nous passons en revue quelques définitions proposées pour la logistique inverse afin de retenir celle qui rentre dans le scope de notre problématique.

Une première définition d'ordre général a été proposée par Thierry *et al.* (1995). Dans cette définition, les auteurs ont associé la logistique inverse au concept de la gestion de la récupération des produits ou *Product Recovery Management*, et la définissent comme :

« La gestion des produits, des composants et des matériels usés ou éliminés qui tombent sous la responsabilité de la compagnie manufacturière. L'objectif de la gestion de la récupération des produits est de retirer le maximum de valeur économique raisonnablement possible, tout en réduisant la quantité ultime des déchets. »

Une deuxième définition proposée par Beaulieu *et al.* (1999) définit le concept de logistique inverse comme étant une logistique à rebours :

« Un ensemble d'activités de gestion visant la réintroduction d'actifs secondaires dans des filières à valeur ajoutée. »

Ces deux premières définitions s'accordent sur l'un des buts de la logistique inverse à savoir de restituer la valeur des produits récupérés.

D'autres définitions basées sur la logistique traditionnelle ont été suggérées pour définir la logistique inverse. Citons ainsi Rogers *et al.* (1999) qui utilisent la définition fournie par le *Council of Logistics Management* :

« Processus de planification, de mise en œuvre, de contrôle du flux efficace et rentable de matières premières, de stocks de produits neufs et des informations pertinentes associées à partir du produit de consommation jusqu'au point d'origine dans le but de récupérer la valeur ou d'éliminer de façon appropriée les produits usagés ».

Nous terminons ici avec la définition de Chouinard (2003) qui nous semble intéressante de noter en qualifiant la logistique inverse ainsi :

« Elle consiste à récupérer des biens du circuit commercial ou du consommateur même, de les orienter vers une nouvelle étape de leur existence et de les traiter dans le but d'en retirer le maximum de valeur en cherchant à les réintégrer sur le marché ou de les éliminer proprement. Par son champ d'action, on voudra assurer, entre autres, la gestion et la planification des activités de collecte, d'évaluation, de tri, de désassemblage, de redistribution de même que la gestion des stocks de produits neufs, récupérés et valorisés dans le but de réorienter les produits récupérés de manière efficiente dans leur cycle de vie ».

Parmi cet ensemble de définitions, nous considérons que celle qui résume bien notre perception de la logistique inverse est bien celle que propose Chouinard (2003).

3.2 Développement durable

Le développement durable a été défini comme « *un développement qui implique de répondre aux besoins du présent sans compromettre la capacité des générations futures à répondre à leurs propres besoins* » (World Commission on Environment and Development, 1987). Ce processus vise à concilier les aspects environnementaux, sociaux et économiques en établissant une sorte de cercle vertueux entre eux (voir **figure I-5**) :

- Pilier environnemental : il traduit la compatibilité entre l'activité commerciale et le maintien des écosystèmes. Il comprend une analyse des impacts des entreprises et de leurs produits en termes de consommation de ressources, de production de déchets, d'émissions de polluants ;
- Pilier social : il correspond aux conséquences sociales de l'activité commerciale pour toutes leurs parties prenantes, c'est-à-dire les employés (conditions de travail, niveau de salaire, aucune discrimination, etc.), les fournisseurs, les clients (sécurité et impact psychologique des produits, etc.), les communautés locales (nuisances, respect des cultures, etc.) et de la société en général ;
- Pilier économique : la performance financière « classique » a un impact non seulement sur la cotation des entreprises sur le marché, mais aussi sur leur capacité à contribuer au

développement économique de la zone d'implantation des entreprises et à celle de leurs parties prenantes, tout en respectant les principes d'une saine concurrence.

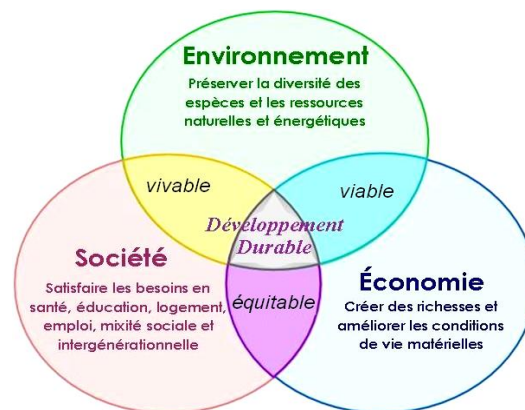


Figure I-5: Conciliation des trois piliers du développement durable

Le développement durable est devenu une nouvelle façon de penser et de gérer le monde, et il tente de répondre aux préoccupations de la planète. En effet, une procédure de développement durable vise essentiellement à atteindre quatre objectifs :

- la réduction des changements climatiques,
- la réduction et la revalorisation des déchets,
- la maîtrise de la consommation des ressources naturelles,
- et la mise en place d'un système de gestion environnementale.

La mise en œuvre de la logistique inverse comme pratique durable dans le contexte des chaînes logistiques davantage intégrées et durables aura sans doute un impact positif sur la performance économique et environnemental de l'entreprise.

3.3 Cycle de vie du produit

Le cycle de vie d'un produit est l'ensemble des phases que traverse le produit à partir de la conception jusqu'à son retrait du marché. Selon Riopel *et al.* (2011), le cycle de vie de tout produit est composé de cinq phases essentielles : la conception, la production, la distribution, l'utilisation et finalement la destruction. Cependant, la notion de recyclage a introduit une nouvelle phase, la revalorisation, qui doit être prise en considération dès la conception. Par ailleurs, la phase d'utilisation d'un produit est caractérisée par plusieurs durées exposées à savoir la durée d'usage, la durée de détention qui correspond à la durée entre l'acquisition du produit et sa fin d'utilisation, la durée de détention totale qui, comme son nom l'indique, est le total des durées de détention et finalement la durée d'existence qui est l'intervalle entre la fin de fabrication du produit et son élimination, sa valorisation ou son recyclage (Bouslikhane, 2019). **La figure I-6** montre les différentes étapes du cycle de vie d'un produit.

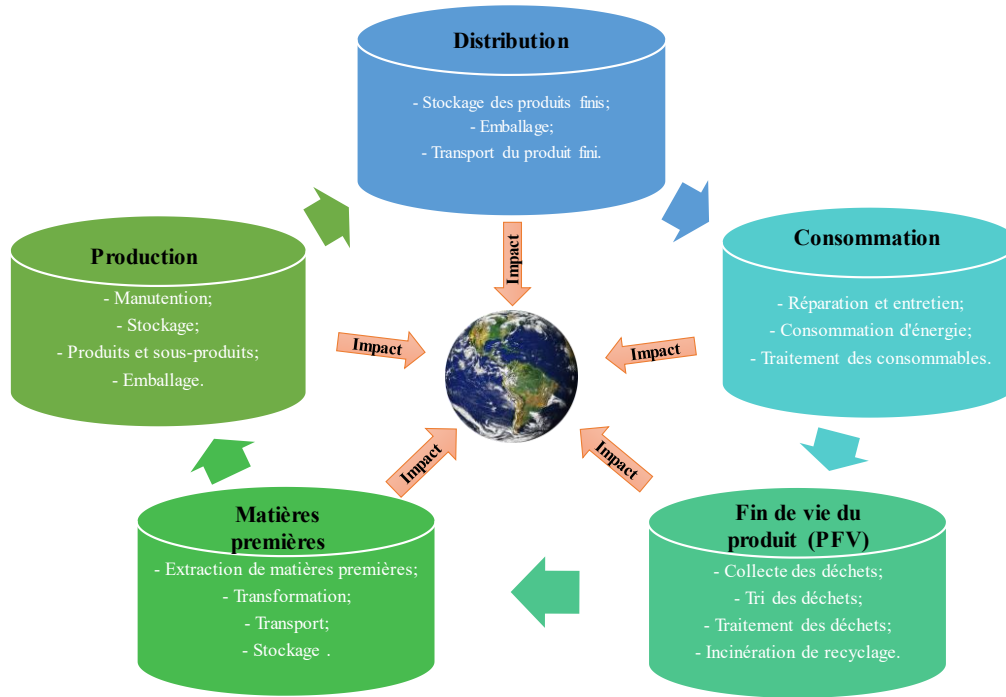


Figure I-6: Etapes du cycle de vie (Ait-Kadi *et al.*, 2012)

Selon Ait-Kadi *et al.* (2012), les principaux impacts sur le cycle de vie d'un produit qui devraient être réduits sont d'ordre environnemental et concernent principalement les effets du changement climatique causé par les émissions des gaz à effet de serre (GES), la consommation énergétique et celle des ressources naturelles épuisables (non-renouvelables). Cela incite à adopter une conception écologique du produit dès le début de son cycle de vie (écoconception).

3.4 Gestion de la récupération des produits

La gestion de la récupération des produits comprend la gestion de tous les produits, composants et matériaux utilisés et jetés n'ayant pas une valeur immédiate (déchets), qui relèvent de la responsabilité d'une entreprise de fabrication. L'objectif de la gestion de la récupération des produits est de restituer autant de valeurs économiques (et écologiques) que raisonnablement possible, réduisant ainsi les quantités ultimes de déchets. Dans notre contexte, les déchets que nous considérons sont les Produits en Fin de Vie (PFV) en provenance des clients après consommation. Les produits retournés ou récupérés sont généralement redirigés soit vers le producteur d'origine ou vers un autre acteur en vue de leur traitement.

Afin de diminuer les retours des produits et leur impact environnemental, plusieurs solutions ont été proposées. Ces solutions s'appliquent non seulement aux PFV, mais également aux invendus et aux produits défectueux. Cependant, il convient de distinguer différents types de retours. Fleischmann (2001) définit cinq types de retours de produits, en l'occurrence les produits non utilisés, les retours commerciaux, les retours de service sous garantie, les retours de distribution (emballage) ou des retours en fin de vie.

Néanmoins, pour regrouper cette variété de produits retournés, on peut les classer en deux catégories de traitement tels que :

- Le traitement des déchets résultant de la consommation ou de la production :
 - o Déchets de production, eaux usées, huiles usées, ... ;

- Emballages de toutes sortes (palettes, cartons, bouteilles, tourets de câbles, containers, ...);
- Ordures ménagères, bien que leur traitement ne soit pas, peut-être à tort, considéré comme ressortant de la logistique;
- Produits en fin de vie, soit jetables, soit usés (automobiles, toners d'imprimantes, micro-ordinateurs, appareils ménagers, literie, etc.), qu'ils soient repris ou non par le vendeur.
- Le traitement des flux de produits remontant plus ou moins directement un ou plusieurs maillons de la chaîne logistique :
 - Produits défectueux rappelés par le producteur, etc. ;
 - Produits refusés par le consommateur en VAD (vente à distance) ou e-commerce ;
 - Invendus (journaux, livres, articles démodés, restants de promotion, produits périmés ou en limites de péremption, etc.) ;
 - Produits défectueux à échanger ou à réparer.

3.5 Motivations derrière l'implantation d'une logistique inverse

Il y a principalement quatre raisons pour lesquelles les entreprises ont dû recourir à la mise en œuvre d'un système de logistique inverse en l'intégrant à leur chaîne traditionnelle. Les plus importantes d'entre elles sont les suivantes :

- Motif législatif et juridique : considérée comme la première raison pour la mise en œuvre d'un système de logistique inverse. En effet, dans de nombreux pays (au sein de l'Union Européenne, par exemple), les entreprises sont tenues responsables de la valorisation ou l'élimination correcte des déchets générés par les produits qu'elles fabriquent ou distribuent ;
- Motif de marketing : la prise de conscience sociale accrue de la nécessité de protection de l'environnement a conduit à une augmentation des exigences des clients en matière de comportement respectueux de l'environnement par les entreprises, notamment en termes des émissions de carbone et la gestion appropriée des déchets. Implémenter un système de logistique inverse est perçu comme une opportunité pour améliorer l'image verte de l'entreprise auprès de ces clients soucieux de la question environnementale ;
- Motif économique : la logistique inverse est aujourd'hui considérée comme étant un avantage concurrentiel dans la mesure où la réintégration d'un PFV dans le circuit logistique pourra engendrer des économies en termes de coût de production à travers la valorisation de ces PFV et la réduction de la consommation des matières premières. Elle est aussi perçue comme étant une opportunité commerciale dans la mesure où la combinaison de la gestion de l'environnement permettra aux entreprises adoptant la logistique inverse comme aspect durable, d'accéder à de nouveaux segments dans le marché de consommation ;
- Motif écologique et environnemental : l'apparition de la norme ISO 14000 est considérée comme l'élément déclencheur pour la mise en œuvre d'un système de logistique inverse. Cette norme incite les entreprises à adopter des pratiques écologiques et durables afin de gérer de manière sereine le réseau logistique en minimisant les effets négatifs sur l'humain et l'environnement, la valorisation des déchets et la préservation des ressources naturelles.

3.6 Structure générale d'une chaîne logistique inverse

3.6.1 Parties prenantes

Un réseau de chaîne logistique inverse repose sur une série d'activités, parmi lesquelles la récupération, le traitement et la redistribution des PFV. La mise en œuvre d'un tel système requiert la coopération entre les acteurs suivants :

- les points de collecte en relation avec les consommateurs auprès desquels les PFV sont récupérés ;
- les centres de traitements qui assurent les opérations de désassemblage, tri et nettoyage ;
- les centres de redistribution chargés d'expédier les produits traités vers les nouveaux clients auxquels les produits sont distribués.

La structure d'une chaîne logistique inverse peut prendre plusieurs formes, en l'occurrence la forme convergente dont la chaîne est assimilée à un réseau composé d'un centre de traitement alimenté par un ensemble de points de collecte et de stockage. Elle peut aussi prendre une forme divergente, dans ce cas, la chaîne est équivalente à un réseau de redistribution composé d'un centre de traitement et des centres de distribution des produits traités vers les nouveaux clients. Enfin, elle peut avoir une forme réseau lorsqu'on combine les deux dernières formes.

3.6.2 Flux au sein d'un réseau de logistique inverse

A l'instar de la chaîne logistique directe, la chaîne logistique inverse comprends trois types de flux :

- Le flux d'information : représente les informations échangées entre les parties prenantes impliquées de la chaîne logistique inverse ;
- Le flux physique : composé principalement des PFV retournés, retraités et redistribués aux consommateurs ;
- Le flux financier : traduit par les échanges financiers entre les parties prenantes de la chaîne. Ce flux est souvent issu des opérations de vente-achat.

3.6.3 Etapes et processus de la logistique inverse

Si nous considérons simultanément une chaîne logistique directe avec une chaîne logistique inverse, le réseau résultant est une chaîne logistique en boucle fermée (CLSC - *Closed Loop Supply Chain*). **La figure I-7** illustre le concept générique d'une chaîne logistique en boucle fermée avec les différents processus clés de la logistique inverse. Dans la littérature, on peut repérer quatre étapes principales impliquées lors de la récupération d'un produit en fin de vie ou en fin d'utilisation :

- Barrière (*acquisition des produits*) : C'est le processus d'acquisition de produits, composants ou matériaux d'occasion en provenance des consommateurs finaux pour un traitement ultérieur. Comme les retours de produits sont incertains en termes de temps, de quantité et de qualité, leur acquisition est importante pour le succès du réseau de logistique inverse (Fleischmann *et al.*, 1997). Il s'agit d'un ensemble de pratiques généralement utilisées par les détaillants pour identifier les produits autorisés à intégrer la chaîne de retours ;
- Collecte : Les produits après acquisition sont collectés et livrés aux centres dédiés aux opérations d'inspection, tri et élimination. Selon Corominas *et al.* (2015) la collecte des PFV peut être considérée comme le point de départ du système, et trois différentes

options de collecte peuvent être observées selon qu'elle soit faite directement par le fabricant ou une entreprise de seconde transformation, à travers un réseau de distributeurs et de détaillants, ou par l'intermédiaire de prestataires de services logistiques. La reprise et le transport sont les deux opérations essentielles de cette étape ;

- **Tri** (*inspection et classification*) : Comme déjà mentionné, les produits retournés peuvent être des retours commerciaux, des retours de service, des retours de distribution ou des retours en fin de vie. Le client peut retourner les produits pour des raisons connues ou inconnues sous différents états. Une inspection séparée de chaque article est donc nécessaire pour trier les produits. Son aspect général et l'état de ses éléments constitutifs doivent être évalués ;
- **Choix de disposition** (*processus de récupération*) : C'est considéré comme l'élément clé d'un réseau de logistique inverse. En effet, sur la base du tri effectué au cours de l'étape précédente, la valeur économique du produit retourné est dûment récupérée à travers l'une des options suivantes :
 - **Réparation (ou remise en état)** : L'objectif est de remettre les produits usagés en état de marche. La qualité des produits réparés est en général inférieure à l'original. Cette option implique des activités très simples pour reconditionner le produit (nettoyage, réparations mineures) qui ne modifient pas leur structure ou leur nature (Carrasco-Gallego *et al.*, 2012).
 - **Remise à neuf (ou reconditionnement)** : L'objectif est d'amener les produits d'occasion à un niveau de qualité spécifié moins rigoureuse par rapport aux nouveaux produits. Il consiste à réparer les modules inappropriés et à les remplacer par des modules fonctionnels ou technologiques. Cette option nécessite des activités supplémentaires (démontage, inspection, réparation et assemblage) pour récupérer la valeur des produits retournés.
 - **Ré-usinage** : L'objectif est d'amener les produits au niveau de qualité des nouveaux produits, c'est-à-dire de les rendre « comme neufs ». Les produits utilisés sont complètement démontés et les pièces sont testées de manière approfondie. Les pièces usées ou obsolètes sont remplacées par des nouvelles. Les pièces réparables sont réparées et ensuite largement testées.
 - **Cannibalisation** : Dans les trois premières options, l'identité du produit utilisé a été préservée. Seule une petite quantité de produits usagés, récupérables, est retirée de l'ancien produit et réutilisée. Ceci est parfois appelé démontage sélectif. Ces pièces sont utilisées dans les activités de réparation, de remise à neuf et de ré-usinage. La qualité des pièces cannibalisées dépend du processus dans lequel elles seront utilisées ;
 - **Recyclage** : Contrairement aux activités précédentes, lors du recyclage, ni l'identité du produit ni celle de la pièce ne sont préservées. L'objectif est de réutiliser les matériaux des produits usagés. La qualité requise dépend du processus dans lequel le matériau recyclé sera utilisé. Seule la valeur économique des matières premières est récupérée.

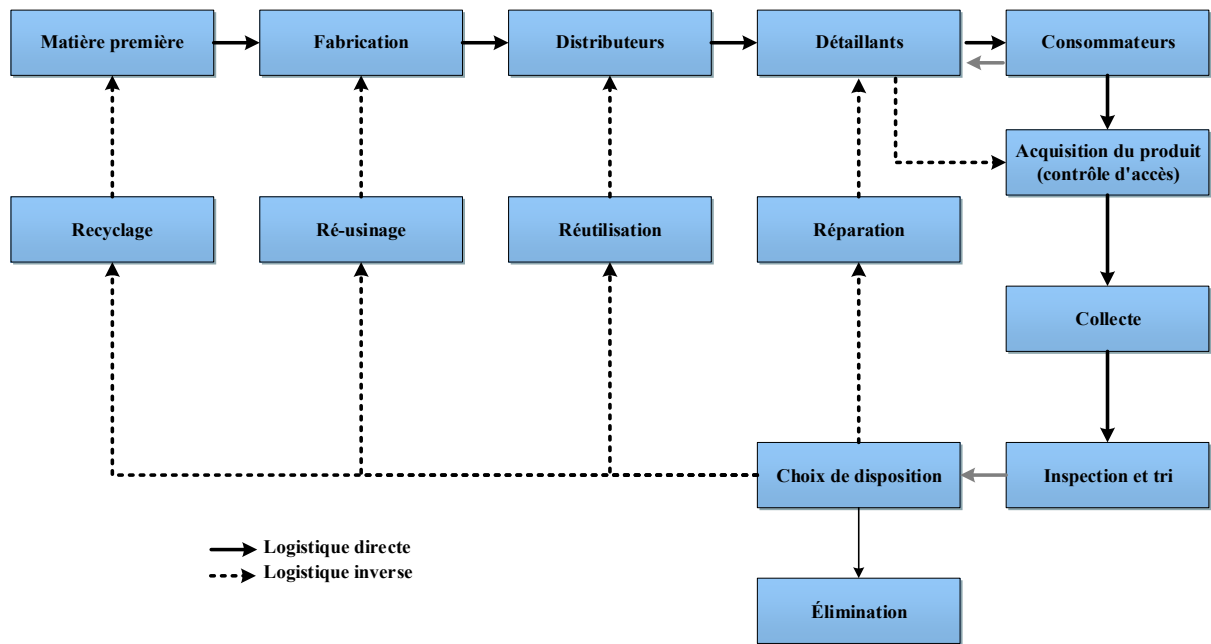


Figure I-7: Flux de base des processus logistiques directe et inverse (Agrawal et al., 2015)

Le tableau I-1 compare les processus de récupération en fonction des paramètres d'évaluation se posant lors du choix de disposition.

Tableau I-1: Aperçu des options de récupération des produits (Krikke, 1998)

Option de récupération	Degré de désassemblage	Exigences de qualité	Produit résultant
Réparation	Au niveau du produit	Remettre le produit en état de marche	Pièces réparées ou remplacées
Remise à neuf	Au niveau des modules	Inspecter et remettre à jour les modules	Modules réparés ou remplacer
Ré-usinage	Au niveau des pièces	Inspecter et mettre à jour les pièces et les modules	Des pièces et modules usés et neufs au sein du produit neuf
Cannibalisation	Récupération sélective de pièces	Dépend de l'utilisation des options de récupération	Des pièces réutilisées, d'autres mise au rebut ou recyclées
Recyclage	Au niveau matière	Dépend de l'utilisation dans le reproduction	Matières dans des produits neufs

3.7 Complexité et implications de la logistique inverse dans le contexte des chaînes logistiques en boucle fermée

Selon Dekker *et al.* (1999), en raison de la présence d'activités de récupération des PFV, la logistique inverse impose de nouvelles contraintes sur la gestion du système logistique global. En effet, l'introduction du concept de chaînes logistiques inverses a créé de nombreux défis vis-à-vis des problèmes de conception des réseaux logistiques, de transport, de sélection des produits usés, de sélection et de l'évaluation des fournisseurs, de la mesure du rendement, de ré-usinage, de désassemblage, etc. D'après Lambert *et al.* (2003), les principales difficultés inhérentes qui surviennent au cours de la gestion de la récupération des PFV sont :

- L'incertitude sur la qualité et la composition du produit retourné ;
- L'incertitude sur le calendrier et la quantité des retours ;
- L'incertitude de la demande des produits, pièces et matériaux retraités ;
- L'équilibrage des retours et de la demande ;
- L'incertitude de la récupération des matériaux ;
- La distribution inverse ;
- L'incertitude sur les délais de traitement.

Le **tableau I-2** compare les principales différences entre la logistique traditionnelle et la logistique inverse.

Tableau I-2: Comparaison entre la logistique traditionnelle et inverse (Lambert *et al.*, 2003)

Aspects	Logistique directe	Logistique inverse
Prévision	Relativement simple	Plus difficile (stochastique)
Structure de distribution	Un-à-plusieurs	Plusieurs-à-1
Qualité des produits	Uniforme	Non-uniforme
Emballage/conditionnement des produits	Uniforme	Non-uniforme
Routage	Défini	Indéfini
Options de disposition	Clares	Mal définies
Prix	Relativement uniforme	Dépend de plusieurs facteurs
Importance de la vitesse de disposition	Reconnue	Pas considérée comme une priorité
Coût de distribution	Facilement identifiable	Moins facilement identifiable
Gestion des stocks	Cohérente	Incohérente
Cycle de vie du produit	Facile à gérer	Plus complexe à gérer
Négociation	Directe entre les parties	Complicquée
Méthodes de marketing	Bien connues	Complicquées
Visibilité du processus	Transparente	Floue

3.8 Considérations environnementales dans le cadre de chaînes logistiques inverses

Aujourd'hui, le changement climatique et en particulier le réchauffement climatique causé par les Gaz à Effet de Serre (GES), est devenu un débat contemporain. Dans ce sens, de nombreux décideurs et scientifiques ont exprimé leurs préoccupations concernant l'augmentation des niveaux des émissions des GES et leurs impacts sur l'environnement et le bien-être de l'homme.

Les GES trouvent leur origine dans la combustion des combustibles fossiles utilisés principalement pour générer de l'énergie. Les GES étant dangereux, la question de réduction des niveaux des émissions du dioxyde de carbone (CO_2) a été largement abordée. En effet, les entreprises se trouvent dans l'obligation de contrôler et d'évaluer de manière précise les niveaux de leurs émissions de carbone. Ce constat a conduit à l'émergence de politiques de régulation des émissions de carbone. Parmi les mécanismes de régulations des émissions de carbone les

plus connus, nous pouvons citer la taxe sur le carbone, le plafond de carbone, le plafonnement et l'échange de droit d'émission de carbone (*Cap-and-Trade*) et la compensation de carbone (*Carbon Offset*).

Les premiers modèles analytiques développés lors de la conception des chaînes logistiques classiques avaient comme objectif la minimisation des coûts opérationnels issus des activités logistiques indépendamment de leurs impacts négatifs sur l'environnement, essentiellement en termes des émissions de carbone. En revanche, au cours des dernières années, cet objectif s'est étendu et amélioré pour inclure les coûts relatifs aux émissions de carbone afin de gagner en termes de performance à la fois économique et environnementale. Par conséquent, prendre en compte la régulation des niveaux des émissions de carbone et leur coût peut aboutir à des chaînes logistiques vertes plus écologiques et de plus en plus durables.

Nous présentons dans la partie suivante une analyse de l'état de l'art sur les travaux ayant abordé le problème de planification intégrée des opérations logistiques dans le contexte des chaînes logistiques traditionnelles directes, et des chaînes logistiques durables.

4 Planification intégrée des opérations dans le cadre des chaînes logistiques directes

Au sein d'une chaîne logistique classique, les décisions relatives aux opérations de production, de gestion de stock et de distribution sont généralement optimisées séparément. Cependant, l'optimisation indépendante des problèmes ne donne pas un résultat satisfaisant pour l'ensemble du système car une décision prise pour une opération particulière est utilisée comme une donnée d'entrée pour ses opérations successives et l'avantage potentiel de l'intégration est délaissé. De ce fait, l'intégration de ces problèmes a suscité l'intérêt des chercheurs pour investiguer sur les avantages procurés par l'optimisation conjointe de ces opérations.

Avant d'entamer la présentation et l'analyse de la revue des travaux ayant abordé l'IPIRP, nous fournissons d'abord un bref aperçu sur les deux problèmes intégrés induits par l'IPIRP, le problème LSP-DS et le problème IRP.

4.1 Problème de dimensionnement des lots avec expédition directe (LSP-DS)

Le problème de dimensionnement de lots dynamique (DLSP – *Dynamic Lot Sizing Problem*) a été étudié de manière approfondie dans la littérature depuis son introduction par Wagner et Within (1958). Le problème de Wagner-Whitin suppose un horizon de planification fini avec une demande déterministe pouvant varier dans le temps, des contraintes de capacité négligées et un seul type de produit sont considérés. Le problème consiste à déterminer le nombre d'articles à produire au cours de chaque période afin de satisfaire les demandes des clients tout en minimisant le coût total des opérations de production, de configuration et de stockage. Bien qu'il existe de nombreux travaux ayant abordé le DLSP, nous nous intéressons dans notre étude aux problèmes de la planification intégrée des opérations de production et de transport. Pour une revue récente sur le problème DLSP et ses variantes, le lecteur peut se référer à l'article de Brahimi *et al.* (2017).

Depuis, la planification intégrée des décisions de la production et de la distribution des expéditions directes a suscité l'intérêt de nombreux chercheurs. La planification intégrée de ces opérations dans le contexte du problème de dimensionnement des lots dynamique, est nommée le problème de dimensionnement des lots avec expédition directe (LSP-DS). Dans ce genre de problème, les lots de produits fabriqués sont directement transportés de l'usine de fabrication

aux clients. L'objectif est la minimisation conjointe des coûts des opérations de production, de configuration, de stockage et de distribution directe le long d'un horizon de planification fini.

Ce problème est particulièrement intéressant dans un contexte de stockage géré par le fournisseur (VMI). Néanmoins, il a été moins étudié dans la littérature récente en cédant sa place aux versions plus générales à savoir l'IRP et l'IPIRP.

4.1.1 Typologies du problème LSP-DS

La classification des problèmes de dimensionnement des lots peut se faire sur la base de plusieurs critères ou caractéristiques tels que : la nature de la demande (déterministe ou stochastique), l'échelle de temps (continue ou discrète), le nombre de machines, le nombre d'étapes de production (niveaux), les contraintes de capacité et leur nature (fixe ou variable), la durée des périodes de production, le type de produit (périssable ou général), la nature des coûts de production et de configuration (coût et/ou temps).

En ce qui concerne l'opération de distribution directe, elle est souvent caractérisée par les coûts fixes et variables. Dans la littérature, le coût de distribution est considéré comme un coût fixe ou une fonction de coût complexe. Le **tableau I-3** présente les travaux considérés pour la revue de littérature sur le problème de dimensionnement de lots avec expédition directe que nous allons détailler dans la suite.

4.1.2 Etat de l'art sur le LSP-DS

Dans cette sous-section, nous passons en revue les travaux de la littérature pour résoudre le LSP-DS en les classant en fonction des méthodes de résolution proposées : méthodes exactes et bornes inférieures et méthodes approchées. Dans l'**annexe**, le lecteur peut trouver plus de détails sur les différentes méthodes de résolution des problèmes complexes.

4.1.2.1 Méthodes exactes et bornes inférieures

La majorité des travaux ayant abordé le problème LSP-DS ont proposé des méthodes exactes pour le résoudre.

Pour les problèmes multiniveaux, le mode de livraison directe avec chargement complet des véhicules a été le plus fréquemment adopté. Le problème considérant le chargement complet de véhicules et transbordement a été étudié dans (Herer *et al.*, 2001). Les stratégies de transbordements dans un environnement de demande déterministe dynamique, où des transbordements entre les clients sont autorisés, ont été examinées, des propriétés de la solution optimale ont été démontrées et un algorithme à temps polynomial, basé sur ces propriétés, a été développé pour obtenir la stratégie optimale. Une autre version du problème de dimensionnement de lots dynamique avec distribution directe considérant le cas mono-client et mono-véhicule à deux échelons et des coûts de transport sous forme d'une fonction linéaire par morceaux a été abordée par Li *et al.* (2004). Dans cette nouvelle variante les marchandises sont livrées suivant deux modes de chargement (complet ou partiel). Une approche de programmation dynamique a été développée pour résoudre cette variante. Le même problème a été investigué par Jaruphongsa *et al.*, (2008) avec deux modes de livraison des marchandises sortantes où l'un des deux modes a une structure de coûts de configuration fixe tandis que l'autre a une structure de coûts basée sur les conteneurs. Une approche de programmation dynamique a été proposée pour résoudre le problème de manière optimale.

Van Norden *et al.* (2005) ont abordé le problème de dimensionnement des lots dynamique multiproduit avec distribution directe et une structure de coûts spéciale. Dans cette variante, le

fournisseur peut obtenir un rabais sur la réservation de la capacité du transport. En effet, toute portion d'une capacité de transport réservée peut être utilisée en échange d'un prix garanti. Si la capacité est insuffisante, l'expéditeur doit contracter une capacité de transport supplémentaire, où le prix en vigueur est plus élevé. Par conséquent, les taux de fret augmentent linéairement par morceaux. Un algorithme de relaxation lagrangienne pour calculer les bornes inférieures et supérieures du modèle a été proposé.

D'autres variantes avec des aspects plus spécifiques ont été aussi investiguées dans la littérature. Chand *et al.* (2007) ont examiné le problème de dimensionnement de lots dynamique mono-produit avec une structure un-à-plusieurs (un seul entrepôt pour approvisionner plusieurs détaillants) et commandes cumulées (*backorders*). Un algorithme de programmation dynamique a été développé pour résoudre cette variante. Jaruphongsas *et al.* (2007) ont étudié le problème de dimensionnement de lots dynamique avec expédition fractionnée sous des restrictions de fenêtres temporelles et ont proposé des algorithmes de programmation dynamique pour le résoudre. Solyal *et al.* (2012) ont étudié le même problème que Lee *et al.* (2005) avec un seul entrepôt pour approvisionner un produit unique à plusieurs détaillants qui requièrent des demandes dynamiques déterministes. Les auteurs ont proposé et analysé la force des relaxations d'une nouvelle formulation intégrée basée sur le modèle de transport et celui portant sur le plus court chemin pour résoudre le problème considéré.

4.1.2.2 Méthodes approchées

Etant donné que le LSP-DS généralise le problème classique de dimensionnement de lots en considérant les décisions de distribution directe, il en découle que le LSP-DS est aussi *NP-difficile*. Dans ce sens, plusieurs méthodes de résolution approchées ont été proposées dans la littérature afin de résoudre ce problème et ses variantes.

Une heuristique avec un mécanisme d'ajustement a été proposée dans (Lee *et al.*, 2005) pour résoudre le problème de dimensionnement de lot dynamique multiproduit avec livraison directe, dans lequel un client et un seul type de conteneur sont simultanément considérés.

Rizk *et al.* (2006) ont étudié un problème de dimensionnement des lots multiproduit avec des demandes dynamiques, caractérisé par un coût de transport direct sous forme d'une fonction linéaire par morceaux plus générale. Une approche de relaxation lagrangienne a été développée pour décomposer le problème en un ensemble de sous-problèmes simples pour obtenir des bornes inférieures. Une heuristique basée sur la méthode d'optimisation du sous gradient (Subgradient Optimization Method) a ensuite été développée pour résoudre un cas particulier souvent rencontré dans l'industrie du commerce de détail des biens de consommation.

Melo *et al.* (2012) ont développé plusieurs variantes de formulations mathématiques pour modéliser les problèmes multiproduit de production-transport directe à deux échelons en considérant une production et des véhicules à capacités limitées. Pour résoudre ce problème, les auteurs ont développé des heuristiques hybrides basées sur des formulations PLNE.

Le LSP-DS considérant la périssabilité des produits a aussi été étudié dans la littérature. Les applications industrielles intégrant ce type de problèmes exigent souvent une flexibilité croissante dans les processus de planification de la chaîne d'approvisionnement. Dans ce cadre, Ahuja *et al.* (2007) ont abordé ce problème dans le cas d'une source unique et ont développé une approche comprenant deux étapes pour le résoudre. Dans la première étape, une heuristique gourmande est utilisée pour trouver une première solution (partielle) au problème. Afin d'améliorer la qualité de cette solution initiale, la deuxième étape implémente une méthode efficace basée sur la méthode de recherche de voisinage à très grande échelle VLSN (*Very-Large-Scale-Neighborhood-Search method*).

Tableau I-3: Classification des travaux sur l'ILSP-DS

Références	Production			Décisions de stockage	Distribution					Méthodes résolution	
	Demande	Cap. Lim.	Setup considéré	Gestion de stock	Flotte	Cap.	Struc.	Politique de livraison	Struct. des coûts de distrib.	Type	Approche
(Federgruen <i>et al.</i> , 1999)	Multiproduit		Coût	✓			1-à-p	Chargement Complet	Fixe	H	Heuristique de partitionnement du temps
(Herer <i>et al.</i> , 2001)	Unique		Coût	✓			1-à-p	Chargement Complet	Fixe	E	Algorithme polynomial
(C. L. Li <i>et al.</i> , 2004)	Unique, Ventes cumulées	✓		✓	Unique	✓	1-à-1	Chargement Complet / Chargement Partiel	Complexe	E	Programmation dynamique
(Hsu <i>et al.</i> , 2005)	Multiproduit	✓	Coût / tps	✓			1-à-1		Complexe	E/H	Programmation dynamique/ heuristique SM modifiée
(Lee <i>et al.</i> , 2005)	Multiproduit		Coût	✓	Multiple Homogène	✓	1-à-1	Chargement Complet	Fixe	H	Algorithme avec mécanisme d'ajustement
(Van Norden <i>et al.</i> , 2005)	Multiproduit		Coût	✓			1-à-1		Complexe	Binf /H	Heuristique basée relaxation lagrangienne
(Rizk <i>et al.</i> , 2006)	Multiproduit			✓			-		Complexe	Binf /H	Heuristique basée relaxation lagrangienne
(Chand <i>et al.</i> , 2007)	Unique, Ventes cumulées		Coût	✓			1-à-p		Fixe	E	Programmation dynamique
(Ahuja <i>et al.</i> , 2007)	Unique Périssable	✓		✓			p-à-p		Fixe	H	Heuristique gourmande améliorée par VLSN
(Jaruphongsa <i>et al.</i> , 2007)	Unique		Coût				1-à-1	Chargement Complet / Chargement Partiel	Complexe	E	Programmation dynamique
(Jaruphongsa <i>et al.</i> , 2008)	Unique, Ventes perdues		Coût		Unique	✓	1-à-1	Chargement Complet	Complexe	E	Programmation dynamique
(Rong <i>et al.</i> , 2011)	Unique Périssable	✓		✓			p-à-p		Complexe	E	PLNE
(Melo <i>et al.</i> , 2012)	Multiproduit	✓	Coût	✓	Multiple Homogène	✓	p-à-p	Chargement Complet	Fixe	H	Heuristiques hybrides basées sur PLMNE
(O. Solyali <i>et al.</i> , 2012)	Unique		Coût	✓			1-à-p		Fixe	E	Relaxations / PLNE
(Amorim <i>et al.</i> , 2012)	Multiproduit Périssable	✓	Temps	✓			p-à-p			E/H	PLNE/Algorithme génétique

Remarque : Cap. Lim. : Capacité limitée ; 1-à-p : 1-à-plusieurs ; p-à-p : plusieurs-à-plusieurs ; E : Exacte ; H : Heuristique ; Binf : Borne inférieure.

Amorim *et al.* (2012) ont étudié le problème LSP avec distribution directe sous-traitée à un prestataire 3PL (*Third-Party Logistics provider*). Pour formuler le problème, des variantes de modèles en PLNE multi-objectifs ont été proposées en considérant deux types de produits périssables : les produits à durée de conservation fixe et dégradable. Ce cadre multi-objectif permet de comprendre l'impact de la planification intégrée des points de vue économique et fraîcheur. Un algorithme génétique hybride a été développé pour résoudre ce problème.

4.2 Problème intégré de gestion des stocks et de tournée de véhicules (IRP)

L'IRP a été introduit la première fois par Bell *et al.* (1983) dans le cadre d'une étude de cas relevant de l'industrie de distribution du gaz. Ce problème intègre généralement les décisions de gestion des stocks, le routage des véhicules et les décisions de livraison dans un cadre unique. Comme pour le LSP-DS, l'IRP peut trouver son application dans le contexte de stockage géré par le fournisseur (VMI).

Dans un IRP général, le point de départ est un entrepôt, où les quantités mises à disposition pour chaque période sont connues. Une flotte de véhicules est disponible pour livrer des clients afin de répondre à leurs demandes souvent dynamiques et sans dépasser leurs capacités de stockage. Les véhicules peuvent rendre visite à plusieurs clients en effectuant des tournées. A chaque période de l'horizon de planification, ces véhicules peuvent effectuer au plus une tournée en partant et retournant au dépôt central sans que leur capacité soit dépassée. Par conséquent, une solution au problème IRP consiste à déterminer pour chaque période : (1) les clients à desservir, (2) les véhicules à utiliser, (3) la quantité à livrer à chaque client, et (4) la séquence des visites auprès des clients tout en les assignant aux tournées des véhicules. L'objectif de l'IRP est de minimiser le coût total de stockage et de transport tout en répondant à la demande de chaque client.

4.2.1 Typologies du problème IRP

De nombreuses variantes et aspects de l'IRP ont été abordés dans la littérature récente. Selon Coelho *et al.* (2014), ces travaux de recherche peuvent être classés en deux catégories. La première porte sur les variantes structurelles présentées dans l'IRP, tandis que la seconde est liée à la disponibilité des informations sur la demande des clients.

Pour la première catégorie, les critères suivants sont considérés :

- Temps de planification : il fait référence à l'horizon pris en compte. Il peut être fini ou infini ;
- Politique de gestion des stocks : les politiques de gestion des stocks définissent des règles préétablies pour réapprovisionner les clients. Les deux politiques les plus courantes sont la politique sur niveau maximal (*Maximum Level*) et la politique sur niveau cible (*Order-Up-to level*). Dans le cadre d'une politique sur niveau maximal, la quantité à livrer à un client peut être toute valeur positive ne dépassant pas son niveau de stock maximum. Le niveau de réapprovisionnement est donc flexible mais limité par la capacité disponible chez chaque client. Pour une politique sur niveau cible, chaque fois qu'un client est visité, la quantité livrée est celle qui doit augmenter son niveau de stock jusqu'à un niveau de stockage prédéterminé.
- Décisions de gestion des stocks : ces décisions déterminent comment la gestion des stocks est effectuée. Si le stock est autorisé à devenir négatif, une commande cumulée se produit et la demande correspondante sera servie à un stade ultérieur ; s'il n'y a pas de commandes cumulées, la demande supplémentaire est considérée comme vente perdue. Dans les deux cas, il peut y avoir une pénalité pour la rupture du stock.

- Composition et taille de la flotte : la flotte peut être soit homogène, soit hétérogène, et le nombre de véhicules disponibles peut être fixé à un, à plusieurs ou illimité ;
- Structure du routage/ distribution : comme le nombre de fournisseurs et de clients peut varier, la structure peut être de type 1-à-1 lorsqu'il n'y a qu'un seul fournisseur desservant un seul client, ou 1-à-plusieurs dans le cas le plus courant avec un fournisseur et plusieurs clients, ou moins fréquemment, plusieurs-à-plusieurs avec plusieurs fournisseurs et plusieurs clients. Le routage peut être direct lorsqu'il n'y a qu'un seul client par itinéraire, multiple (tournées) lorsqu'il y a plusieurs clients sur le même itinéraire, ou continu lorsqu'il n'y a pas de dépôt central, comme dans plusieurs applications maritimes.

La deuxième catégorie de classification fait référence au moment où l'information sur la demande des clients devient connue. S'il est pleinement disponible pour le décideur au début de l'horizon de planification, le problème est alors déterministe. Dans le cas contraire, c'est à dire lorsque la demande des clients suit une distribution de probabilité connue, le problème devient l'IRP stochastique, SIRP (*Stochastic Inventory-Routing Problem*). En outre, lorsque la demande n'est pas entièrement connue à l'avance, mais se révèle progressivement au fil du temps, contrairement à ce qui se passe dans un contexte déterministe (statique), le problème devient l'IRP dynamique, DIRP (*Dynamic Inventory-Routing Problem*). Enfin, en combinant les deux derniers problèmes, nous obtenons un IRP dynamique et stochastique, DSIRP (*Dynamic and Stochastic Inventory-Routing Problem*).

Le lecteur peut se référer aux travaux de Andersson *et al.* (2010) et Coelho *et al.* (2014) pour une revue plus approfondie sur les problèmes IRP. Dans le **tableau I-4**, nous présentons les travaux ayant abordé l'IRP déterministe considérés dans cette partie. Ceux-ci sont décrits plus en détail au cours de la section suivante.

4.2.2 Etat de l'art sur l'IRP

L'IRP est difficile à résoudre car il est une généralisation du problème classique de tournées de véhicules (VRP) qui tient compte, en plus des décisions complexes des tournées de véhicules, des décisions de gestion des stocks. Comme le VRP est *NP-difficile*, l'IRP induisant plusieurs VRP, l'est aussi (Coelho *et al.*, 2012b). Par conséquent, la plupart des travaux ont proposé des méthodes approchées pour le résoudre, mais un certain nombre d'algorithmes exacts sont également disponibles dans la littérature.

Dans ce qui suit, nous passons en revue les méthodes de résolution exactes, les bornes inférieures et les méthodes approchées repérées dans la littérature pour résoudre l'IRP.

4.2.2.1 Méthodes exactes et bornes inférieures

En dépit de la complexité de l'IRP, des tentatives de résolution exacte ont été testées dans la littérature. Ces travaux ont suggéré principalement le calcul des bornes inférieures pour étudier l'optimalité des stratégies de réapprovisionnement ainsi que des approches B&B (*Branch & Bound*) et B&C (*Branch & Cut*) pour résoudre cette classe de problèmes.

Une version de l'IRP avec livraison directe, horizon de planification infini et plusieurs clients a été investiguée par Gallego *et al.* (1990). La borne inférieure du problème a été développée afin d'apprécier l'efficacité de l'expédition directe sur toutes les stratégies. Les résultats ont montré que les livraisons directes s'avèrent efficaces à 94% lorsque la taille du lot économique commandé par chacun des détaillants est d'au moins 71% de la capacité du véhicule.

Un premier algorithme exact basée sur l'approche B&C a été proposé par Archetti *et al.* (2007) pour résoudre l'IRP avec un seul véhicule effectuant plusieurs tournées pour réapprovisionner plusieurs clients dans le cadre de trois politiques de gestion des stocks sur niveau cible, sur niveau maximum avec et sans capacité maximale. Dans un premier temps, les auteurs ont introduit de nouvelles inégalités valides pour renforcer la relaxation linéaire du modèle. Ensuite, un algorithme de B&C a été implémenté pour résoudre le problème d'une manière optimale. Les résultats obtenus ont montré que les instances avec un nombre de clients allant jusqu'à 50 clients ont été résolues de manière optimale avec un nombre de périodes égal à 3. Des instances avec un nombre de clients allant jusqu'à 30 clients et 6 périodes ont été aussi résolues à l'optimalité. La formulation de Archetti *et al.* (2007) a été ensuite améliorée par Solyal *et al.* (2011) en la renforçant via une reformulation basée sur le problème du plus court chemin en réseau représentant les réapprovisionnements des clients, ainsi qu'une heuristique pour fournir une borne supérieure initiale considérée comme base pour le démarrage de l'algorithme B&C. Les auteurs ont pu résoudre à l'optimalité des instances à grande échelle dont la taille varie de 65 détaillants et 3 périodes à 20 détaillants et 12 périodes.

L'approche de résolution proposée par Archetti *et al.* (2007) a également été étendue par Adulyasak *et al.* (2014a) et Coelho *et al.* (2013) en abordant le cas de l'IRP avec plusieurs véhicules. Coelho *et al.* (2013) ont proposé un algorithme B&C pour la résolution exacte de plusieurs classes d'IRP incluant une flotte multi-véhicules homogène et hétérogène, des options de transbordement et des caractéristiques de cohérence supplémentaires, dans le cadre des politiques de gestion des stocks sur niveau cible et sur niveau maximum. Pour ces deux politiques de gestion des stocks, Adulyasak *et al.* (2014a) ont introduit des formulations à la fois pour l'IPIRP et pour l'IRP en considérant le cas multi-véhicules. Une heuristique adaptative de recherche à grand voisinage ALNS (*Adaptive Large Neighborhood Search*) a été proposée pour générer des solutions initiales utilisées pour résoudre les différentes formulations proposées par des algorithmes B&C.

Savelsbergh *et al.* (2008) ont considéré une variante de l'IRP avec des mouvements continus où un seul fournisseur ne peut généralement pas répondre à la demande de ses clients car ils sont trop éloignés. Cela conduit à la formulation d'un problème avec plusieurs fournisseurs et à des déplacements supplémentaires dépassant l'intervalle d'une période. Les auteurs ont développé une approche B&C pour résoudre cette variante.

Coelho et Laporte (2014) ont proposé une nouvelle formulation de l'IRP à produit périssable dont l'objectif est de maximiser le revenu total en supposant que le prix du produit dépend de son âge. Cette nouvelle formulation est capable de retracer la qualité du produit tout au long du processus de planification et saisir les effets des politiques de rabais sur les produits. Pour résoudre cette variante de l'IRP, un algorithme de B&C a été développé. Les résultats des calculs ont montré que l'algorithme proposé est capable de résoudre à l'optimal les instances allant jusqu'à 30 clients, 3 périodes pour un produit périssable caractérisé par un âge maximum de deux périodes.

4.2.2.2 Méthodes approchées

En raison de la complexité de l'IRP, des méthodes de résolution approchées ont été développées pour résoudre l'IRP et ses variantes.

Plusieurs heuristiques de clustering (groupement) ont été proposées. Le premier algorithme de clustering a été proposé par Anily *et al.* (1990) pour résoudre une variante de l'IRP considérant le cas mono-produit et un horizon de planification infini, visant à déterminer des stratégies faisables de réapprovisionnement (niveaux des stocks et configuration des routes) qui minimisent le coût de gestion des stocks et de transport. Une version de l'IRP périodique, où la

configuration de la demande est répétée, a été étudiée par Gaur *et al.* (2004) dans le cadre du transport de produits d'épicerie au sein d'une chaîne de supermarché et une heuristique de clustering a été développée pour la résoudre.

Des heuristiques de décomposition itératives ont été aussi proposées. Dans le cas multiproduit de l'IRP, Carter *et al.* (1996) ont développé une heuristique efficace à deux phases qui consiste à décomposer l'IRP en deux sous problèmes, le problème d'allocation et le problème de tournées de véhicules. Récemment, Crama *et al.* (2018) ont proposé heuristique de décomposition pour le cas avec produits périssables et demandes incertaines. Des recommandations managériales ont ensuite été déduites, illustrant ainsi l'intérêt de l'optimisation conjointe des décisions de gestion des stocks et de tournées de véhicules pour le cas des produits périssables. Pour le cas mono-produit, Christiansen (1999) a abordé une nouvelle version de l'IRP avec livraison et collecte en considérant une contrainte supplémentaire de fenêtres temporelles (IPDPTW - *Inventory Pickup and Delivery Problem with Time Windows*) et dotée d'une structure plusieurs-à-plusieurs avec des itinéraires continus réalisés par une flotte hétérogène de véhicules à capacité limitée dans le cadre du transport maritime d'un produit chimique. Le modèle est dans un premier temps décomposé et ensuite résolu par une approche de décomposition de Dantzig–Wolfe avec génération de colonnes. Puis le problème global est résolu par une approche B&B, mais l'algorithme ne peut pas garantir des solutions optimales entières.

Plusieurs métaheuristiques ont été aussi utilisées. Rusdiansyah *et al.* (2005) ont proposé un algorithme de recherche tabou pour résoudre une variante de l'IRP avec fenêtres temporelles issue des chaînes logistiques des distributeurs automatiques dans le cadre d'une politique VMI. Savelsbergh *et al.* (2007) ont abordé l'IRP avec des mouvements continus pour étudier deux aspects issus de la « vraie vie » à savoir la disponibilité limitée des produits chez les fournisseurs et des clients qui ne peuvent pas être servis à l'aide de visites aller-retour. Une procédure gourmande de recherche adaptative randomisée GRASP (*Greedy Randomized Adaptive Search Procedure*) a été développée et les résultats ont montré l'efficacité de cette approche pour résoudre des instances de petite et moyenne tailles dans un délai raisonnable.

Campbell *et al.* (2004) ont développé une matheuristique pour résoudre la version classique de l'IRP mono-produit. Cette approche à deux phases est basée sur la décomposition de l'ensemble des décisions. Une planification des livraisons est créée, suivie par la construction d'un ensemble d'itinéraires pour effectuer ces livraisons. La première phase utilise une formulation PLNE, tandis que la deuxième phase utilise des heuristiques de tournées de véhicules et d'ordonnancement. Coelho *et al.* (2012b) ont développé une matheuristique adaptative de recherche à grand voisinage (ALNS) pour résoudre un IRP qui autorise les transbordements soit du fournisseur aux clients, soit entre les clients. Cette matheuristique fonctionne en deux phases. La première phase manipule les itinéraires de véhicules à travers des opérateurs ALNS, tandis que la deuxième phase consiste à déterminer les quantités en livraison et les mouvements des transbordements à travers la résolution exacte du problème de flot de coût minimum. Les résultats ont montré que cette matheuristique est légèrement moins performante que l'algorithme de Archetti *et al.* (2012) lorsqu'aucun transbordement n'est autorisé. Une extension de l'approche de résolution précédente a été proposée par Coelho *et al.*, (2012a) pour résoudre la version multi-véhicules. La nouvelle matheuristique est composée d'une procédure ALNS améliorée par la solution exacte de deux types de formulations PLNE. La première est un modèle de flux en réseau utilisé pour calculer les quantités de livraison associées à un ensemble donné de routes créé par l'ALNS. La seconde fournit de meilleures solutions en approximant le coût d'une nouvelle solution obtenue en appliquant des suppressions de sommets et des réinsertions à une solution donnée.

Tableau I-4: Classification des travaux sur l'IRP

Références	Caractéristiques du problème intégré de tournées de véhicules et gestion des stocks (IRP)						
	Demande	Politique Gestion du stock	Distribution			Méthode résolution	
			Flotte	Structure	Routage	Type	Approche
(Bell <i>et al.</i> , 1983)	Ventes Perdues	Niv. maximum	Multiple, Hétérogène	1-à-p	Multiple	H	Relaxation lagrangienne
(Anily <i>et al.</i> , 1990)	Ventes Perdues	Niv. maximum	Illimité	1-à-p	Multiple	H	Heuristique Clustering
(Gallego <i>et al.</i> , 1990)	Ventes Perdues	Niv. maximum	Illimité	1-à-p	Direct	BI	Borne inférieure
(Carter <i>et al.</i> , 1996)	Multiproduit, Ventes Cumulées	Niv. maximum	Multiple, Homogène	1-à-p	Multiple	H	Heuristique de décomposition biphasée
(Christiansen, 1999)	Ventes Perdues	Niv. maximum	Multiple, Hétérogène	p-à-p	Continu	E	B&B
(Bertazzi <i>et al.</i> , 2002)	Multiproduit, Ventes Perdues	Niveau Cible	Multiple, Homogène	1-à-1	Multiple	E	PLMNE
(Campbell <i>et al.</i> , 2004)	Ventes Perdues	Niv. maximum	Multiple, Homogène	1-à-p	Multiple	H	Heuristique Clustering Heuristique de décomposition biphasée
(Gaur <i>et al.</i> , 2004)		-	Illimité, Hétérogène	1-à-p	Multiple	H	Heuristique Clustering
(Rusdiansyah <i>et al.</i> , 2005)		Niv. maximum	Multiple, Homogène	1-à-p	Multiple	H	Recherche tabou
(Abdelmaguid <i>et al.</i> , 2006)	Ventes Cumulées	Niv. maximum	Multiple, Homogène	1-à-p	Multiple	H	Algorithme génétique
(Archetti <i>et al.</i> , 2007)		Niv. maximum Niveau Cible	Unique	1-à-p	Multiple	E	Inégalités valides et B&C
(Savelsbergh <i>et al.</i> , 2007)			Multiple, Homogène	p-à-p	Continu	H	GRASP
(Solyali <i>et al.</i> , 2008)	Ventes Perdues	Niveau Cible	Unique	1-à-1	Direct	E	Programmation dynamique
(Savelsbergh <i>et al.</i> , 2008)	Ventes Perdues	Niv. maximum	Multiple, Homogène	p-à-p	Continu	E	B&C
(Archetti <i>et al.</i> , 2012)		Niv. maximum Niveau Cible	Unique	1-à-p	Multiple	H	Heuristique hybride (recherche tabou et PLNE)
(Solyali <i>et al.</i> , 2011)		Niveau Cible	Unique	1-à-p	Multiple	E	B&C
(Coelho <i>et al.</i> , 2012a)		Niveau Cible	Multiple, Hétérogène	1-à-p	Multiple	H	ALNS
(Coelho <i>et al.</i> , 2012b)		Niv. maximum Niveau Cible	Unique	1-à-p	Multiple	H	ALNS
(Le <i>et al.</i> , 2013)	Produit périssable	Niv. maximum	Multiple, Homogène	1-à-p	Multiple	H	Génération de colonnes
(Coelho <i>et al.</i> , 2013)	Multiproduit	Niv. maximum	Multiple, Hétérogène	1-à-p	Multiple	E	B&C
(Coelho & Laporte, 2014)	Produit périssable	Niv. maximum	Multiple, Homogène	1-à-p	Multiple	E	B&C
(Adulyasak <i>et al.</i> , 2014a)		Niv. maximum Niveau Cible	Multiple, Homogène	1-à-p	Multiple	E	B&C
(Soysal <i>et al.</i> , 2015)	Prod. périssable, Ventes Cumulées		Multiple, Homogène	1-à-p	Multiple	E	PLNE
(Mirzaei <i>et al.</i> , 2015)	Produit périssable, Ventes Perdues	Niv. maximum	Multiple, Homogène	1-à-p	Multiple	H	Métaheuristique hybride (Recuit Simulé et Recherche Tabou)
(Shaabani <i>et al.</i> , 2016)	Produit périssable, Multiproduit	Niv. maximum	Multiple, Homogène	1-à-p	Multiple	H	Algorithme de recuit simulé
(Crama <i>et al.</i> , 2018)	Produit périssable, Ventes Perdues	Niv. maximum	Multiple, Homogène	1-à-p	Multiple	H	Heuristique de décomposition

Remarque : 1-à-p : 1-à-plusieurs ; p-à-p : plusieurs-à-plusieurs ; E : Exacte ; H : Heuristique.

Des méthodes hybrides pour résoudre l'IRP ont également été proposées. Pour le cas avec véhicule unique, Archetti et al. (2012) ont développé une heuristique hybride qui combine une procédure de recherche tabou avec la solution exacte issue de la formulation PLNE utilisée pour approximer les décisions de routage. À partir d'une solution réalisable, l'algorithme explore le voisinage de la solution actuelle. Des solutions irréalisables sont temporairement acceptées, notamment en raison d'une rupture du stock chez le fournisseur ou à cause de la violation de la capacité du véhicule. Les résultats ont montré que l'heuristique était très performante pour résoudre les instances de référence, avec un écart d'optimalité généralement inférieur à 0,1%. Mirzaei et al. (2015) ont étudié l'IRP avec des produits périssables et ventes perdues. Leur étude a été motivée par le fait que l'âge du produit périssable aurait un impact négatif sur la demande des clients en termes de ventes perdues. Une métaheuristique hybride combinant un recuit simulé et une recherche tabou, a été proposée. Pour la variante multiproduit périssables ayant une date d'expiration fixe, Shaabani et al. (2016) ont développé un recuit simulé basé sur la population. Les résultats ont montré que l'approche proposée est capable de résoudre toute les instances même celles de grande taille dans un délai d'exécution raisonnable

4.3 Problème de planification intégrée des opérations de production, de stockage et de distribution (IPIRP)

D'après les sections précédentes, nous pouvons remarquer que ces problèmes de planification intégrés ignorent chacun un important processus de planification opérationnelle de la chaîne logistique. En effet, le problème LSP-DS ne considère pas les décisions de tournées de véhicules, tandis que l'IRP n'intègre pas les opérations de production. En revanche, l'IPIRP généralise les deux problèmes en combinant leurs décisions dans un cadre unique. En effet, l'IPIRP peut être réduit à un LSP-DS si l'on ignore les décisions de tournées de véhicules, et devient un IRP si l'on ne tient pas compte des décisions de la production. La **figure I-8** illustre la représentation en réseau de cette généralisation en considérant le cas d'une usine centrale qui réapprovisionne un ensemble de clients le long d'un horizon de planification fini. L'objectif escompté à travers la résolution de l'IPIRP est d'optimiser conjointement les décisions de production, de gestion des stock et de distribution (Adulyasak *et al.*, 2015).

L'intégration de ces activités est particulièrement intéressante dans un contexte de stockage géré par le fournisseur (VMI – *Vendor Managed Inventory*) où les stocks détenus sur les sites clients (détaillants) sont gérés par une seule entité, généralement le fournisseur des produits (l'usine centrale). Suivant cette politique, le fournisseur est responsable de produire un ou plusieurs produits en décidant s'il les envoie directement pour être stockés sur des sites clients ou s'il les stocke dans son propre entrepôt afin de les distribuer ultérieurement. Ainsi, l'utilisation efficace des ressources rend la politique VMI plus avantageuse qu'un système classique de stockage géré par le client (détaillant).

Dans ce sens, plusieurs entreprises telles que Kellogg (Brown *et al.*, 2001) et FritoLay (Çetinkaya *et al.*, 2009) ont développé des systèmes sophistiqués de planification intégrée des opérations de production, de stockage et de distribution, afin de bénéficier des économies importantes en termes de réduction des coûts. L'élément clé du succès est la mise en place et le déploiement d'une application qui est capable à la fois de produire des solutions de bonne qualité en termes de coûts opérationnels, et qui peut également être utilisée de manière efficace et en temps opportun (Adulyasak *et al.*, 2015).

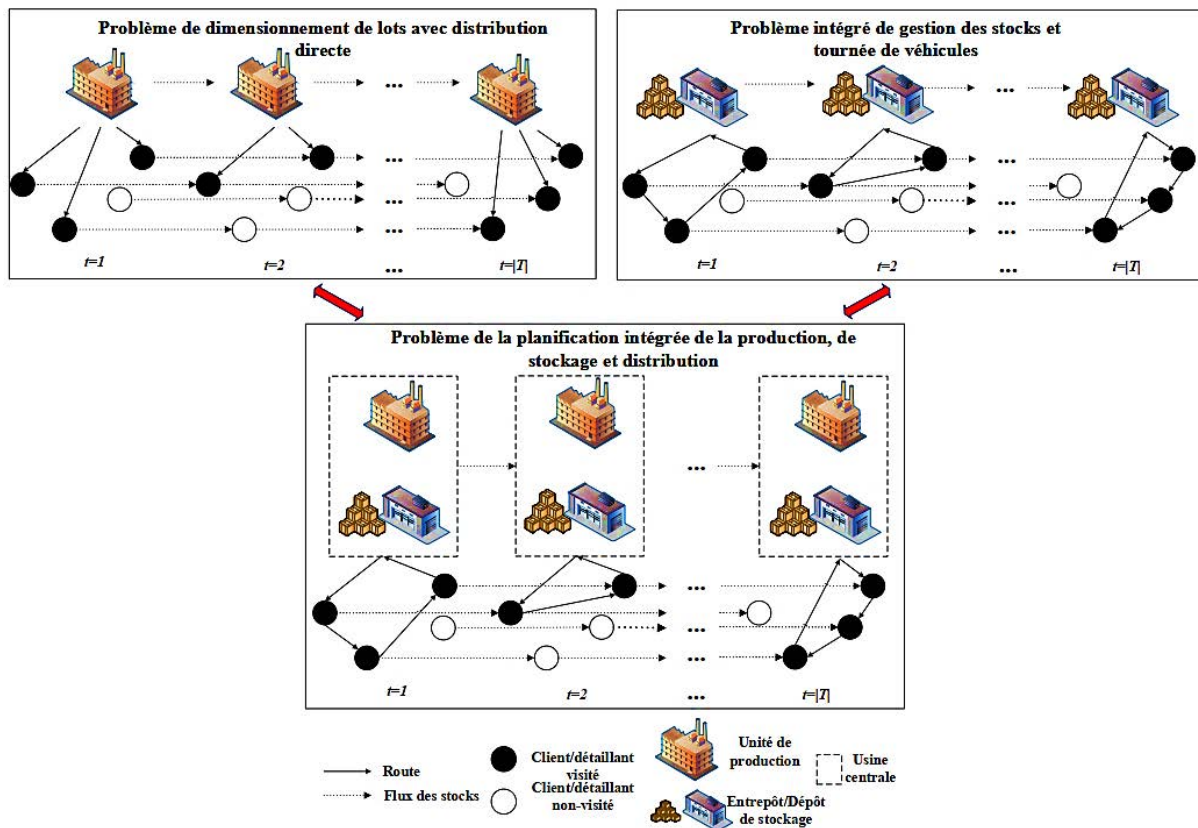


Figure I-8: Illustration des réseaux logistiques intégrés

L'IPIRP classique peut être défini sur un réseau de chaînes logistiques où une seule (ou plusieurs) usine de production produit et distribue des produits aux clients afin de répondre à leurs demandes. L'usine est généralement dotée d'une capacité de production limitée, d'un entrepôt ayant une capacité de stockage limitée et d'une flotte de véhicules à capacité limitée. Chaque client a une demande dynamique déterministe et une capacité de stockage limitée. Une solution de l'IPIRP correspond à un plan intégré dans lequel les décisions de production, de stockage, de distribution et de tournées de véhicules sont optimisées conjointement pour minimiser le coût total du système, y compris les coûts fixes et variables de production à l'usine centrale, les coûts de gestion des stocks à l'usine centrale et auprès des clients ainsi que les coûts fixes et variables du transport pour la distribution des produits aux clients. Par conséquent, les décisions typiques comprises dans l'IPIRP comprennent :

- (1) quand et combien produire,
- (2) combien stocker dans l'usine centrale et auprès de chaque client,
- (3) quand et combien livrer à chaque client,
- (4) comment organiser les séquences de visites des véhicules,

de manière à minimiser les coûts de production, de gestion des stocks et de transport tout en répondant aux demandes clients. Ces décisions doivent généralement être prises au cours des périodes d'un horizon de planification fini.

4.3.1 Typologies du problème IPIRP

Dans la littérature, les travaux abordant l'IPIRP peuvent être classés en fonction des caractéristiques du problème et des méthodes de résolution. Dans le **tableau I-5**, les algorithmes de résolution développés pour l'IPIRP sont présentés suivant la classification (modifiée) proposée par Adulyasak *et al.* (2015). Bien qu'il existe certaines variantes de l'IPIRP, nous nous

concentrons, à travers cette revue, sur celles où les problèmes de dimensionnement de lots, de gestion des stocks et de tournées de véhicules sont intégrées au niveau opérationnel.

Généralement, les études sur l'IPIRP peuvent être distingués selon les caractéristiques des opérations induites. Au niveau de la production, le nombre d'usines et de produits et la capacité de production sont considérés comme les caractéristiques des différentes variantes de la littérature de l'IPIRP. En ce qui concerne la gestion des stocks, les deux politiques de gestion du stock sur niveau cible et sur niveau maximal sont examinées dans les travaux antérieurs. Enfin, la composition de la flotte de véhicules, en particulier le nombre et les capacités des véhicules sont considérés comme les attributs principaux caractérisant l'aspect de distribution dans les études.

4.3.2 Méthodes de résolution de l'IPIRP

L'IPIRP est *NP-difficile* car il exige la résolution de plusieurs VRP (Adulyasak *et al.*, 2015) au niveau de son cas particulier à savoir l'IRP où la production n'est pas prise en compte. Cependant, au cours des dernières années, le problème a suscité un intérêt croissant de la part des chercheurs, pas en raison de sa difficulté, mais plutôt grâce à ses avantages en termes de réduction potentielle des coûts. Chandra (1993) et Chandra *et al.* (1994) sont considérés comme les précurseurs à aborder les avantages de l'IPIRP. Ils ont démontré que des économies allant de 3 à 20% peuvent être réalisées en optimisant conjointement les opérations de production, de stockage et de distribution en comparaison à l'optimisation séquentielle séparée. Une revue des origines de l'IPIRP est proposée dans (Sarmiento *et al.*, 1999).

La version de base classique de l'IPIRP considérant une seule usine, un produit unique, une capacité de production et de stockage limitée ainsi qu'une flotte limitée de véhicules homogènes, a été largement étudiée depuis son introduction. Récemment, l'IPIRP a fait l'objet d'études approfondies en intégrant des aspects importants qui surviennent dans la gestion des chaînes logistiques. A travers cette partie, nous passons en revue les méthodes existantes dans la littérature pour résoudre ce problème.

4.3.2.1 Méthodes exactes

Les approches exactes sont assez rares dans le contexte de l'IPIRP et la taille des problèmes qui peuvent être résolus est évidemment petite. Leur complexité semble avoir dissuadé les chercheurs de les étudier. En effet, peu de méthodes exactes existent dans la littérature et les problèmes qu'elles abordent sont généralement simplifiés par rapport au nombre d'entités ou au type de caractéristiques considérées. La majorité de ces méthodes sont basées sur des approches de branchements B&C et B&P, de relaxation lagrangienne et de décomposition de Benders.

Approches B&C

Le premier algorithme exact pour résoudre l'IPIRP a été présenté par Ruokokoski *et al.* (2010). Les auteurs ont développé un algorithme B&C pour résoudre le cas d'une usine sans capacité de stockage et un seul véhicule. Un autre algorithme B&C a été proposé dans (Adulyasak *et al.*, 2014a) pour résoudre le cas avec plusieurs véhicules. Les auteurs ont comparé les performances de deux formulations différentes. La première formulation impliquant les indices des véhicules est plus performante tandis que la seconde qui ne le fait pas.

Une version de l'IPIRP incorporant les émissions de carbone au niveau des décisions des opérations de production, de stockage et de distribution a été proposée par Darvish *et al.* (2019). Dans cette étude, les effets des décisions opérationnelles sur les coûts et les émissions sont comparés. En outre, un algorithme exact basé sur la méthode B&C est développé.

Approches B&P

Des tentatives de résolution de l'IPIRP à base des méthodes de branchement ont été repérées dans la littérature. Bard *et al.* (2009b) ont proposé une méthode basée sur un B&P dans laquelle un calendrier journalier des livraisons est défini comme une colonne pour former le problème principal restreint. Ensuite, des colonnes prometteuses sont générées et ajoutées au problème maître restreint de manière itérative. Enfin, une branche et une borne sont utilisées pour obtenir une solution entière lorsqu'aucune colonne n'est capable d'être générée. Par la suite, Bard *et al.* (2010) ont proposé la conception d'une méthode hybride combinant des procédures exactes et heuristiques dans un cadre d'un B&P. La méthode utilise une nouvelle stratégie de branchement pour faire face à la dégénérescence du problème maître et obtient une solution réalisable en combinant une recherche heuristique d'arrondi et tabou au sein d'un B&P. Récemment, une heuristique B&P qui intègre une formulation de génération de colonnes basée sur la décomposition de Dantzig-Wolfe a été développée par (Qiu *et al.*, 2017).

Méthodes de relaxation lagrangienne et de décomposition de Benders

Une première approche de relaxation lagrangienne pour résoudre une version de l'IPIRP multiproduit avec une politique de gestion des stocks basée sur un niveau maximum et des coûts de transport unitaires a été proposée dans (Fumero *et al.*, 1999). Cette variante a été décomposée en sous-problèmes LSP et VRP et les contraintes de capacité sur les véhicules et sur les niveaux de stockage des usines ont été dualisées. La même approche de résolution a été proposée par Solyal *et al.* (2009) pour résoudre l'IPIRP sous la politique de gestion des stocks sur niveau cible. Une méthode B&C basée sur la décomposition de Benders pour résoudre l'IPIRP avec demande incertaine a également été proposée par (Yossiri *et al.*, 2015).

4.3.2.2 Méthodes approchées

Heuristiques constructives

Dans les premiers travaux de Chandra (1993) et Chandra *et al.* (1994), les auteurs ont décomposé l'IPIRP en deux problèmes, i.e. le problème de dimensionnement de lots à capacité limitée CLSP (*Capacited Lot-Sizing Problem*) et le problème d'ordonnancement de la distribution. Le CLSP est résolu en utilisant l'algorithme Silver-Meal (Silver *et al.*, 1973) et les résultats obtenus sont utilisés comme entrées pour le deuxième problème qui est résolu via une simple heuristique.

Une autre approche heuristique de décomposition a été proposée par Lei *et al.* (2006). Les auteurs ont développé une heuristique biphasée pour résoudre le cas multi-usines avec une flotte hétérogène. Dans la première phase, seules les livraisons directes sont prises en compte et dans la deuxième phase, un problème de consolidation associé est résolu afin d'éliminer les inefficacités des livraisons directes. Cette méthode, au contrario de la plupart des approches découpées, ne sépare pas complètement la production de la distribution.

Deux heuristiques gourmandes complétées par des procédures de recherches locales ont été proposées par Boudia *et al.* (2008). Au cours de la première heuristique, le plan de production et celui de distribution sont déterminés de façon séparée. Pour la seconde heuristique, dite de décomposition, les deux problèmes sont résolus simultanément.

Heuristiques basées sur la programmation mathématique

Les matheuristiques ont démontré leurs performance et flexibilité lors de la résolution de l'IPIRP. Ce type de méthode combine souvent des méthodes heuristiques avec des approches exactes afin de transformer le problème d'origine en sous-problèmes plus faciles à résoudre, tout en essayant de perdre le moins possible d'informations sur le problème d'origine.

Archetti *et al.* (2011) ont développé un algorithme pour résoudre les sous-problèmes décomposés de LSP et IRP. Dans un premier temps, le sous-problème de dimensionnement de lots est résolu en utilisant un solveur commercial, puis le sous-problème IRP est résolu par une procédure heuristique de suppression-insertion.

Une heuristique itérative basée sur un PLNE, dénommée IM (*Iterative Method*), a été développée par (Absi *et al.*, 2015). Un CLSP est proposé pour la partie production, tandis que la distribution quotidienne est modélisée sous forme d'un problème de voyageur de commerce (TSP - *Traveling Salesman Problem*) ou d'un VRP. Le sous-problème restreint de production, dont les coûts de transport sont supposés être fixes, est initialement résolu par un solveur conventionnel. Les tournées des véhicules sont ensuite déterminées en utilisant la méthode des savings proposée par Clarke *et al.* (1964) en concordance avec les décisions de production. Les coûts de transport fixes sont mis à jour en fonction des informations issues du sous-problème de tournées de véhicules et, le problème de planification de la production est à nouveau résolu. Dans cette étude une variante de l'IPIRP mono-item dans le cadre de la politique de gestion des stocks sur niveau maximal a été étudiée. Deux versions ont été explorées en fonction du nombre de véhicules (unique et multiple). Les résultats ont montré que cette approche de résolution dépasse largement les méthodes précédemment proposées.

Une heuristique en cinq phases a été développée par Solyal *et al.* (2017). La première phase vise à résoudre un TSP sur tous les nœuds. Ensuite, une formulation restreinte de l'IPIRP est résolue en imposant la séquence de visite fixe des nœuds issue de la première phase. Les tournées des véhicules obtenues sont ensuite mises à jour dans la troisième phase. La quatrième phase résout une nouvelle formulation restreinte de l'IPIRP dans laquelle l'insertion et le retrait des nœuds au niveau des tournées sont autorisés. Enfin, les tournées sont déterminées dans la cinquième phase en résolvant un TSP pour chaque véhicule au cours de chaque période.

De nombreuses variantes de l'IPIRP ont été étudiés. On peut citer, Zhang *et al.* (2017) qui considèrent le cas multi-échelles, avec plusieurs produits et une production continue. Ils ont proposé une formulation PLNE et une heuristique itérative pour résoudre cette version du problème. Miranda *et al.* (2018) ont proposé une heuristique de décomposition pour résoudre une variante riche de l'IPIRP motivée par une étude de cas d'un fabricant de meubles. Cette version considère plusieurs caractéristiques importantes, telles que plusieurs produits, des temps de configuration dépendants de la séquence et une flotte hétérogène de véhicules. Récemment, Chitsaz *et al.* (2019) ont introduit le problème de la planification intégrée de l'assemblage et du routage. Ils ont proposé une matheuristique de décomposition en trois phases. La méthode proposée s'est montrée flexible car elle a également été appliquée à l'IPIRP et à l'IRP. Une variante de l'IPIRP multiproduit relevant d'une chaîne d'approvisionnement d'un producteur de viande a été étudiée dans (Neves-Moreira *et al.*, 2019). Le problème implique plusieurs fonctionnalités réelles telles que les configurations des gammes de produits, la périssabilité des produits et les délais de livraison. Une heuristique à trois phases a été développée pour résoudre cette variante.

Tableau I- 5: Classification des travaux sur l'IPIRP

Références	Problème	Caractéristiques du problème IPIRP						
		Production	Gestion du stock		Distribution		Méthode de résolution	
		Cap.	Politique	Cap.	Flotte	Cap.	Type	Approche
(Chandra, 1993)	Multiproduit	✓	Niveau maximum		Illimité, Homogène	✓	H	Décomposition
(Chandra <i>et al.</i> , 1994)	Multiproduit	✓	Niveau maximum		Illimité, Homogène	✓	H	Décomposition
(Fumero <i>et al.</i> , 1999)	Multiproduit	✓	Niveau maximum		Limité, Hétérogène	✓	H	Relaxation lagrangienne
(Lei <i>et al.</i> , 2006)	Multi-usine	✓	Niveau maximum	✓	Limité, Homogène	✓	H	Décomposition
(Boudia <i>et al.</i> , 2007)		✓	Niveau maximum	✓	Limité, Homogène	✓	H	GRASP
(Boudia <i>et al.</i> , 2008)		✓	Niveau maximum	✓	Limité, Homogène	✓	H	Décomposition
(Boudia <i>et al.</i> , 2009)		✓	Niveau maximum	✓	Limité, Homogène	✓	H	Mimétique
(Bard <i>et al.</i> , 2009b)		✓	Niveau maximum	✓	Limité, Homogène	✓	H	Rech. Tabou
(Solyal <i>et al.</i> , 2009)			Niveau cible	✓	Limité, Homogène	✓	H	Relaxation lagrangienne
(Bard <i>et al.</i> , 2009a, 2010)		✓	Niveau maximum	✓	Limité, Homogène	✓	H	B&P
(Ruokokoski <i>et al.</i> , 2010)			Niveau maximum		Unique		E	B&C
(Armentano <i>et al.</i> , 2011)	Multiproduit	✓	Niveau maximum	✓	Unique	✓	H	Rech. Tabou
(Archetti <i>et al.</i> , 2011)			Niveau Maximum Niveau Cible	✓	Unique	✓	E/H	B&C/ H. basée PLNE
(Adulyasak <i>et al.</i> , 2014b)		✓	Niveau maximum	✓	Multiple, Homogène	✓	H	ALNS
(Adulyasak <i>et al.</i> , 2014a)		✓	Niv max / Niv cible	✓	Multiple, Homogène	✓	E/H	B&C/ALNS
(Absi <i>et al.</i> , 2015)		✓	Niveau maximum	✓	Multiple, Homogène	✓	H	Décomposition itérative basée PLNE
(Yossiri <i>et al.</i> , 2015)	Demande Incertaine	✓	Niveau maximum	✓	Multiple, Homogène	✓	E	B&C basée sur Déc. Benders
(Moin <i>et al.</i> , 2015)		✓	Niv max / Niv cible	✓	Multiple, Homogène	✓	H	Recherche de dispersion
(Brahimi <i>et al.</i> , 2016)	Multiproduit	✓	Niveau maximum	✓	Unique	✓	H	Relax and Fix
(Zhang <i>et al.</i> , 2017)	Multi-usine, Multiproduit	✓	Niveau maximum	✓	Limité	✓	H	Décomposition itérative basée PLNE
(Solyal <i>et al.</i> , 2017)		✓	Niveau maximum	✓	Multiple, Homogène	✓	H	Décomposition itérative basée PLNE
(Russell, 2017)		✓	Niveau maximum	✓	Multiple, Homogène	✓	H	Décomposition itérative basée PLNE
(Agra <i>et al.</i> , 2018)	Demande Incertaine	✓	Niveau maximum	✓	Multiple, Homogène	✓	H	Algorithme de recuit simulé
(Chekoubi <i>et al.</i> , 2018)		✓	Niveau maximum	✓	Unique	✓	E	PLNE
(Qiu <i>et al.</i> , 2018a)	Multi-usine	✓	Niveau maximum	✓	Multiple, Hétérogène	✓	E	Recherche guidée B&C
(Qiu <i>et al.</i> , 2018b)		✓	Niveau maximum	✓	Multiple, Homogène	✓	H	Recherche de voisinage variable
(Miranda <i>et al.</i> , 2018)	Multiproduit	✓	Niveau maximum		Multiple, Hétérogène	✓	E	Décomposition itérative basée PLNE
(Darvish <i>et al.</i> , 2019)			Niveau maximum	✓	Unique	✓	E	B&C
(Chekoubi <i>et al.</i> , 2019)		✓			Multiple, Homogène	✓	E	PLNE
(Li <i>et al.</i> , 2019)		✓	Niveau maximum		Multiple, Homogène	✓	H	Décomposition itérative basée PLNE
(Chitsaz <i>et al.</i> , 2019)		✓	Niveau maximum	✓	Multiple, Homogène	✓	H	Matheuristique de décomposition
(Neves-Moreira <i>et al.</i> , 2019)	Multiproduit	✓	Niveau maximum	✓	Multiple, Hétérogène	✓	H	Métaheuristique
(Chekoubi <i>et al.</i> , 2020a)		✓			Multiple, Homogène	✓	H	Décomposition itérative basée PLNE

Remarque : E : Exacte ; H : Heuristique.

Métaheuristiques et approches hybrides et coopératives

Ce type de méthodes de résolution est le plus fréquent pour résoudre l'IPIRP car elles peuvent exploiter l'espace des solutions par une procédure de recherche guidée couplée à une procédure de recherche pour éviter d'être piégé par un optimum local.

Un algorithme heuristique basé sur une procédure gourmande de recherche adaptative randomisée (GRASP) a été proposé par Boudia *et al.* (2007). Dans cette approche, une solution initiale est construite en résolvant séquentiellement les problèmes de production et de livraison. Elle est ensuite améliorée dans la phase de recherche locale avec les opérateurs *3-opt*, insertion et échange. D'autres métaheuristiques comme les algorithmes mémétiques (Boudia *et al.*, 2009) et procédures de recherche tabou (Bard *et al.*, 2009b, Armentano *et al.*, 2011) ont aussi été proposées pour résoudre l'IPIRP.

Un algorithme de recherche adaptative à voisinage large (ALNS) a été proposé par Adulyasak *et al.* (2014b). Dans leur algorithme, un schéma d'énumération dans lequel les problèmes de production et de distribution sont résolus est appliqué pour obtenir différentes solutions initiales et deux types d'opérateurs (sélection et transformation) sont implémentés dans les solutions créées. Le problème de flux à coût minimum est ensuite résolu pour déterminer les décisions de production, de stockage et de livraison.

Qiu *et al.* (2018b) ont proposé un algorithme de recherche à voisinage variable VNS (*Variable Neighborhood search*). Dans la méthode de résolution proposée, les décisions de livraison et de tournées de véhicules sont traitées par des méthodes de recherche locales basées, respectivement, sur une recherche à voisinage variable générale asymétrique AGVNS (*Asymmetric General Variable Neighborhood search*) et une descente de voisinage variable guidée.

D'après cette revue sur l'IPIRP, nous constatons que ce problème a été largement étudié sous plusieurs variantes en tenant compte de nouveaux aspects qui sont essentiels lors de la conception et la planification des chaînes logistiques intégrées. Néanmoins, plusieurs aspects restent à étudier surtout l'aspect environnemental de l'IPIRP qui n'a pas reçu suffisamment d'attention bien qu'aujourd'hui les entreprises se soient orientées vers une planification intégrée des chaînes logistiques d'avantage écologique en particulier celles en boucle fermée considérant la logistique inverse comme pratique durable.

5 Planification intégrée des opérations dans le cadre des chaînes logistiques durables

Dans cette partie, nous passons en revue les travaux ayant abordé la planification conjointe des opérations dans le cadre des chaînes logistiques durables et en particulier celles en boucle fermée. Dans un premier temps, une revue sur les problèmes de planification intégrée des opérations dans le contexte des chaînes logistiques inverses est présentée. Ensuite, l'aspect environnemental des problèmes de planification intégrée est étudié à travers un recensement de travaux récents avec des considérations environnementales.

5.1 Problèmes de planification avec logistique inverse

Dans cette section, nous présentons les travaux sur deux problèmes de planification conjointe se posant dans un contexte de logistique inverse à savoir le problème de dimensionnement des lots avec ré-usinage (LSP-R - *Lot-Sizing Problem with Remanufacturing*), et le problème de tournées de véhicules avec livraison et collecte simultanées (VRPSPD - *Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickup and Delivery*). Ces deux problèmes ont été abordés dans la

littérature récente de manière séparée. En revanche, leur planification conjointe reste ignorée et sera étudié dans cette thèse.

5.1.1 Problèmes de planification pour la production avec ré-usinage

Le problème de dimensionnement des lots avec option de ré-usinage (LSR-P) (**figure I-9**) a été étudié dans la littérature selon plusieurs variantes notamment avec produit unique ou multiple, avec et sans contrainte de capacité des systèmes de production, avec ou sans option d'élimination des PFV, en fonction de la nature des coûts de production et de stockage (qui varient en fonction du temps ou stationnaires), du type des coûts de configuration des systèmes de production (conjointes ou séparés), etc.

Dans un problème de dimensionnement des lots dynamique avec option de ré-usinage (DLSP-R - *Dynamic Lot-Sizing Problem with Remanufacturing*), des quantités déterministes de produits retournés en chaque période sont considérés. Ces produits sont souvent considérés de de même qualité, après ré-usinage, que les produits neufs. Par conséquent, la demande des clients peut être satisfaite par des produits neufs et/ou ré-usinés. Le but est de déterminer un calendrier de production pour la fabrication des produits neufs et pour le ré-usinage des PFV retournés ainsi que la taille des lots (quantités) de ces produits à fabriquer et à ré-usiner. L'objectif est de minimiser le coût total classique plus les coûts de ré-usinage et les coûts de stockage des PFV retournés. L'une des extensions les plus importantes du problème DLSP-R est le problème de dimensionnement des lots dynamique avec capacité et option de ré-usinage (CDLSP-R - *Capacited Dynamic Lot-Sizing Problem with Remanufacturing*) dans lequel une contrainte de capacité est attribuée aux systèmes de production.

La planification de l'opération de production basée sur le modèle de dimensionnement de lots dynamique (DLSP - *Dynamic Lot-Sizing Problem*), a été introduite pour la première fois par Wagner et Within (1958), ensuite sa variante avec ré-usinage a été proposée par Schrady (1967) et structurée plus tard par Richter *et al.* (2001). Récemment, il y a eu un intérêt croissant pour l'étude des problèmes de dimensionnement des lots avec option de ré-usinage en raison de leur grande applicabilité en logistique inverse. Dans (Aloulou *et al.*, 2014) et (Bazan *et al.*, 2016), les auteurs fournissent deux revues récentes et riches sur les approches de modélisation des systèmes de dimensionnement des lots avec gestion de stock dans le contexte de la logistique inverse.

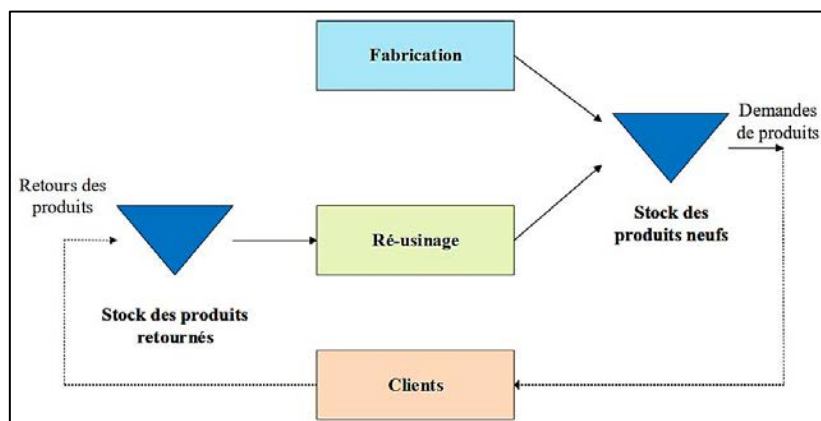


Figure I-9: La conception générale d'un problème de dimensionnement des lots avec option de ré-usinage (LSP-R)

Dans ce qui suit, nous passons en revue les méthodes de résolution exactes et approchées repérées dans la littérature pour résoudre le problème LSP-R et ses variantes. Le **tableau I-6** résume les travaux revus dans ce cadre.

5.1.1.1 Méthodes exactes et bornes inférieures

Les méthodes exactes ayant été proposées dans la littérature pour aborder le problème LSP-R et ses variantes se basaient généralement sur les techniques de programmation en nombres entiers, le développement d'inégalité valides, ainsi que les approches de relaxation lagrangienne et de programmation dynamique.

Richter *et al.* (2000) ont traité une version simple du problème de planification dynamique de la production et de contrôle des stocks issu du modèle de Wagner et Whitin avec flux inverses dans lequel la fabrication et les ré-usinages sont illimitées, c'est-à-dire que la quantité d'articles retournés disponibles au début de l'horizon de planification est suffisante pour satisfaire la demande entière, et les coûts sont invariables dans le temps. Les auteurs ont analysé les propriétés des solutions optimales et ont proposé un algorithme de programmation dynamique. Le même problème, cette fois-ci sans capacité, a été étendu dans (Richter *et al.*, 2001) en proposant un modèle de Wagner et Whitin avec flux inverse et des coûts de fabrication et de ré-usinage variables.

Des extensions du problème LSP-R avec option d'élimination ont aussi été abordées. Golany *et al.* (2001) ont étudié le problème de dimensionnement des lots avec ré-usinage dans lequel il est possible d'éliminer des produits retournés. Ils montrent que le problème est *NP-difficile* pour les coûts concaves généraux, mais le résolvent optimalement si tous les coûts sont linéaires. Un algorithme de programmation dynamique a été proposé pour résoudre le problème avec des coûts généraux. Beltrán *et al.* (2002) ont abordé le LSP-R avec option d'élimination des retours, mais ils supposent que le ré-usinage des PFV retournés n'est pas nécessaire, c'est-à-dire que les retours peuvent directement être utilisés pour satisfaire la demande. Pour résoudre cette variante, ils ont développé un algorithme de programmation dynamique. Pan *et al.* (2009) ont proposé l'étude de plusieurs cas particuliers du problème de dimensionnement des lots à capacité limitée incorporant la fabrication de produits neufs, le ré-usinage ou l'élimination des PFV dans la cadre des chaînes logistiques inverses. Pour ce faire, ils ont proposé un modèle général et plusieurs algorithmes de programmation dynamique ont été développés pour chacun des scénarios étudiés.

Un algorithme basé sur la relaxation lagrangienne pour résoudre le problème de dimensionnement des lots à capacité limitée avec retours et ré-usinage des PFV, a été proposé dans (Z. H. Zhang *et al.*, 2012). La limite inférieure du problème a été calculée en décomposant le problème relaxé en deux sous-problèmes qui sont résolus par deux algorithmes en temps polynomial. Ensuite, deux heuristiques ont été proposées pour trouver la bonne limite inférieure.

D'autre part, les travaux les plus récents sur les techniques de programmation en nombres entiers ont été abordés dans (Helmrich *et al.*, 2004) et (Cunha *et al.*, 2016). Helmrich *et al.* (2014) ont abordé le même problème que celui étudié par Teunter *et al.* (2006) à savoir le LSP-R en étudiant deux cas de figures concernant les coûts de configuration (conjointes et séparés). Les auteurs ont proposé et comparé plusieurs formulations PLNE plus strictes, telles que des formulations du plus court chemin générale et partielle ainsi qu'une formulation basée sur une adaptation des inégalités de l'algorithme de Wagner et Whitin. Les résultats numériques ont

montré que pour les deux variantes du problème, les formulations de type de chemin le plus court donnent de meilleurs résultats que les autres formulations, en termes de relaxation et temps de calcul. Cunha *et al.* (2016) ont proposé une reformulation multi-commodité et de nouvelles inégalités valides qui ont été utilisées pour modéliser le problème basé sur le modèle de Wagner et Whitin. Une nouvelle heuristique a été proposée pour déterminer automatiquement la taille d'une reformulation partielle basée sur la structure de coût du problème, et a été appliquée sur le problème considéré. Les résultats des calculs montrent que la nouvelle formulation basée sur le modèle de Wagner et Whitin, dont la taille est automatiquement déterminée de manière heuristique, surpasse la formulation du chemin le plus court proposée dans (Helmrich et al., 2004).

Récemment, Cunha *et al.* (2017) ont traité le LSP-R multiproduit à capacité de production illimité et ont développé une approche qui résout séparément chaque type de produit en utilisant une reformulation efficace basée sur des inégalités valides. L'approche adoptée peut générer des limites inférieures de haute qualité permettant ainsi d'améliorer tous les résultats les plus connus disponibles dans la littérature.

5.1.1.2 Méthodes approchées

Etant donné que le problème LSP-R considère des contraintes et des variables de décision relatives aux opérations du ré-usinage en plus des décisions classiques du LSP, et vue la complexité de ce dernier, il en découle que LSP-R est aussi *NP-difficile*. De ce fait, plusieurs approches heuristiques pour résoudre les variantes du problème LSP-R ont été proposées dans la littérature.

Teunter *et al.* (2006) ont traité le LSP-R en considérant deux types de coûts de configuration : coût de setup conjoint et coût de setup séparé des opérations de fabrication et de ré-usinage. Pour le premier type de coût, les auteurs ont proposé un algorithme exact basé sur la programmation dynamique, et pour le second, ils ont utilisé les heuristiques Silver Meal modifiée (SM - Silver *et al.*, 1998), Least Unit Cost (LUC) et l'heuristique Past Period Balancing (PPB). Les deux premières heuristiques sont plus performantes que la dernière. Plus tard, Schulz (2011) a généralisé l'heuristique SM précédente pour le cas des coûts de configuration séparés. Fazle Baki *et al.* (2014) ont proposé une formulation en PLNE alternative pour le même problème et ont montré qu'elle fournissait de meilleures limites de relaxation linéaire qu'une formulation standard. Ils ont également développé une heuristique basée sur la programmation dynamique et ont effectué des expériences numériques approfondies pour valider les bonnes performances de l'heuristique.

Des heuristiques basées sur la recherche de voisinage ont été aussi proposées pour résoudre le problème LSP-R et ses variantes. Sifaleras *et al.* (2015) ont proposé pour la première fois une heuristique de recherche à voisinage variable (VNS). Les résultats numériques ont montré l'efficacité de cette approche en comparaison avec d'autres métaheuristiques comme le recuit simulé et l'approche d'optimisation par essais particuliers (PSO). Plus récemment, Sifaleras *et al.* (2017) ont étudié une autre variante multiproduit et ont proposé une heuristique de descente à voisinage variable (VND - *Variable Neighborhood Descent*) qui s'est avérée efficace.

Tableau I-6: Classification des travaux sur l'LSP-R

Références	Problème	Production				Gestion des PFV			Méthode de résolution	
		Capacité limitée	Coûts de configuration			Ré-usinage	Stockage	Avec option d'élimination des PFV	Type	Approche
			Type	Conj.	Sép.					
(Richter <i>et al.</i> , 2000)	Mono		Fixes		✓	✓	✓	E	Programmation dynamique	
(Richter <i>et al.</i> , 2001)	Mono		Variables		✓	✓	✓	E	PLNE	
(Golany <i>et al.</i> , 2001)	Mono		Fixes / Variables		✓	✓	✓	E	Programmation dynamique	
(Beltrán <i>et al.</i> , 2002)	Mono		Fixes / Variables		✓	✓	✓	E	Programmation dynamique	
(Teunter <i>et al.</i> , 2006)	Mono		Fixes	✓	✓	✓	✓	E/H	Programmation dynamique /SM modifiée/ LUC / PPB	
(Van den Heuvel, 2006)	Mono		Fixes		✓	✓	✓	H	Algorithme génétique	
(Pan <i>et al.</i> , 2009)	Mono	✓	Fixes		✓	✓	✓	E	Programmation dynamique	
(Piñeyro <i>et al.</i> , 2009)	Mono		Fixes		✓	✓	✓	H	Recherche tabou	
(Zhang <i>et al.</i> , 2010)	Mono	✓	Variables		✓	✓	✓	H	Algorithme génétique	
(Schulz, 2011)	Mono		Fixes		✓	✓	✓	H	SM généralisée	
(Zhang <i>et al.</i> , 2012)	Mono	✓	Fixes		✓	✓	✓	E	Relaxation lagrangienne	
(Zouadi <i>et al.</i> , 2013)	Mono	✓	Fixes	✓	✓	✓	✓	H	Algorithme génétique / GRASP	
(Sahling, 2013)	Multiproduit	✓	Fixes		✓	✓	✓	H	Génération de colonnes	
(Helmrich <i>et al.</i> , 2004)	Mono		Fixes	✓	✓	✓	✓	E	PLNE + Inégalités valides	
(Mehdizadeh <i>et al.</i> , 2014)	Multiproduit	✓	Variables		✓	✓	✓	H	Recuit simulé/ VDO/ HS	
(Fazle Baki <i>et al.</i> , 2014)	Mono		Fixes		✓	✓	✓	H	Procédure constructive basée sur la programmation dynamique	
(Piñeyro <i>et al.</i> , 2015)	Mono		Fixes		✓	✓	✓	H	Recherche tabou / VNS	
(Sifaleras <i>et al.</i> , 2015)	Mono		Fixes		✓	✓	✓	H	VNS	
(Roshani <i>et al.</i> , 2016)	Multiproduit	✓	Variables		✓	✓	✓	H	Recuit simulé	
(Cunha <i>et al.</i> , 2016)	Mono		Fixes		✓	✓	✓	E	PLNE + Inégalités valides	
(Cunha <i>et al.</i> , 2017)	Multiproduit		Fixes		✓	✓	✓	E	PLNE + Inégalités valides	
(Giglio <i>et al.</i> , 2017)	Multiproduit	✓	Variables		✓	✓	✓	H	Relax-and-Fix	
(Sifaleras <i>et al.</i> , 2017)	Multiproduit		Fixes		✓	✓	✓	H	VND	

Remarque : Conj. : Conjoint ; Sép. : Séparés ; E : Exacte ; H : Heuristique.

Des heuristiques constructives de décomposition ont été repérées dans la littérature. Giglio *et al.* (2017) ont proposé une heuristique de type « *relax-and-fix* » pour résoudre le problème intégré de dimensionnement des lots multiproduit avec option de ré-usinage et ordonnancement des tâches dans un environnement de production de type job shop avec la prise en considération de l'efficacité énergétiques comme aspect durable. Le modèle proposé incorpore non seulement les coûts opérationnels traditionnels mais aussi les coûts d'énergie pour l'utilisation des machines.

En ce qui concerne les métaheuristiques, Van den Heuvel (2006) a proposé une approche basée sur les algorithmes génétiques qui utilise une programmation dynamique pour résoudre les sous-problèmes dans lesquels les périodes de production sont données. Une heuristique basée sur les algorithmes génétiques a également été proposée par Zhang *et al.* (2010) afin de résoudre le problème de planification de la production avec capacité au sein d'une chaîne logistique en boucle fermée relevant de l'industrie métallurgique dans laquelle le processus de ré-usinage des produits retournés est considéré. L'approche proposée a été comparée à un algorithme de B&B et s'est révélée très efficace surtout sur des instances plus larges.

Piñeyro *et al.* (2009) ont étudié un problème de dimensionnement de lots avec une option d'élimination, avec des coûts concaves limités aux coûts de fabrication, de ré-usinage et d'élimination, et des coûts de stockage supposés linéaires. Une procédure de recherche tabou a été proposée pour résoudre ce problème et plusieurs politiques optimales de contrôle ont été suggérées. Plus tard, Piñeyro *et al.* (2015) ont étudié le problème LSP-R sous les hypothèses des coûts invariants dans le temps et des coûts faibles pour les retours. Les auteurs ont présenté un nouveau résultat théorique sur la forme des solutions optimales qui peuvent être considérées comme une généralisation de la propriété « zéro stock » du problème classique de dimensionnement économique des lots sans option de retour. Sur la base de cette propriété, les auteurs ont développé une procédure de recherche tabou améliorée. Les résultats numériques ont révélé que la procédure développée dépasse largement la procédure VNS.

D'autres métaheuristiques de type génération de colonnes (Sahling, 2013), algorithme mémétique (Zouadi *et al.*, 2013), procédure de recherche aléatoire gourmande (GRASP) (Zouadi *et al.*, 2013) et recuit simulé (Roshani *et al.*, 2016), ont été proposées pour résoudre le problème LSP-R et ses variantes.

5.1.2 Problèmes de planification de mise en place de routes pour la collecte de produits

Récemment, les problèmes de planification de mise en place de routes et leurs organisations pour la récupération des PFV ont reçu un intérêt considérable. Etant donné que la collecte des PFV auprès des clients peut se faire de différentes façons, plusieurs variantes du problème de tournées de véhicules intégrant des flux inverses (collectes) en plus des flux directs (livraisons) (PDP - *Pickup and Delivery Problem*), ont été proposées dans la littérature récente. Par exemple, les collectes peuvent être effectuées après la dernière livraison, ce qui est connu sous le nom de problème de tournées de véhicules avec Backhauls (VRPB - *Vehicle Routing Problem with Backhauls*). Une autre version est le VRP avec des charges mixtes (VRPBM : *Vehicle Routing Problem with Backhaul and Mixed load*) où les collectes et livraisons sont autorisées dans n'importe quelle séquence, sous la condition que les clients soient divisés en clients de livraison et clients de collecte. La variante qui est intéressante pour notre étude est le VRP avec livraison et collecte simultanées (VRPSPD). Ce problème combinatoire est considéré comme l'une des

variantes les plus connues du VRP classique. Une illustration de ce problème est présentée par la **figure I-10**.

Dans un VRPSPD, les véhicules (flotte homogène ou hétérogène) ne sont pas seulement tenus de livrer des marchandises aux clients, mais aussi de collecter les PFV sur les sites clients. Une hypothèse générale sur le VRPSPD impose que tous les produits livrés sont en provenance du dépôt, et tous les produits collectés doivent être ramenés au dépôt. La livraison et la collecte des produits doivent être effectuées simultanément lorsque chaque client est visité une seule fois par un véhicule et que le déchargement est effectué avant le chargement chez le client sans violer les contraintes de capacité du véhicule (Chen *et al.*, 2006). Cela suppose que les points de collecte et livraison sont appariés. L'objectif étant de minimiser le coût de la distance totale parcourue.

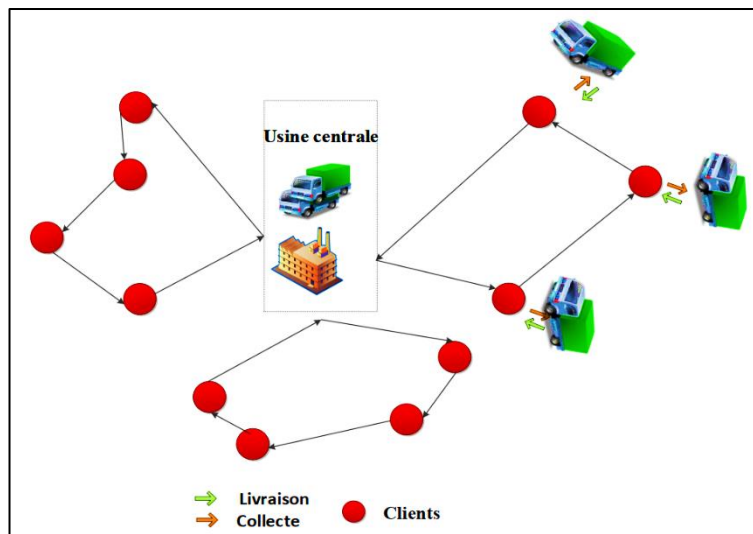


Figure I-10: Illustration du problème de tournée des véhicules avec livraison et collecte simultanées (VRPSPD)

Min (1989) a été le premier à aborder cette version du VRP en résolvant un problème pratique se posant dans le cadre d'une bibliothèque. Depuis, un certain nombre d'applications du VRPSPD peuvent être trouvées dans l'industrie des boissons où les bouteilles remplies sont livrées tandis que les vides sont collectés, dans les épiceries où des palettes ou des conteneurs sont collectés pour être réutilisés dans le transport de marchandises, etc.

Par ailleurs, plusieurs variantes du problème VRPSPD existent dans la littérature et diffèrent selon la nature du produit (unique ou multiple), type de la demande (déterministe ou stochastique), le type de la stratégie de la distribution directe-inverse (collecte et livraison mixtes ou simultanées), la structure de distribution directe-inverse (un-à-un, un-à-plusieurs-à-un ou plusieurs-à-plusieurs), avec ou sans contraintes temporelles (fenêtres temporelles ou temps limite) ainsi que la nature et la composition de la flotte considérée. Les lecteurs intéressés peuvent se référer à (Berbeglia *et al.*, 2007) et (Parragh *et al.*, 2008) pour des extensions et des revues plus approfondies sur le VRPSPD.

La section suivante présente les méthodes de résolution exactes et approchées repérés dans la littérature du VRPSPD. Le **tableau I-7** résume les travaux considérés dans ce cadre.

5.1.2.1 Méthodes exactes et bornes inférieures

Une première méthode exacte basée sur l'approche B&P, a été développée par Dell'Amico *et al.* (2006) pour résoudre le VRPSPD avec demande de livraisons avec et sans collectes. L'approche a été évaluée à travers l'implémentation et la comparaison à la fois de l'approche de programmation dynamique exacte et la relaxation de l'espace d'états. Des expérimentations numériques ont montré la viabilité de l'approche B&P à résoudre les scénarios pour des instances de petites tailles allant jusqu'à 40 clients.

Subramanian *et al.* (2013) ont abordé le VRPSPD mixte dans lequel les clients peuvent avoir une demande en livraison ou en collecte. Cela impose que les livraisons et collectes ne nécessitent pas être effectuées simultanément. Une approche Branch-Cut-and-Price a été proposée pour résoudre à la fois le VRPSPD général et mixte. L'algorithme a été testé sur des instances de référence bien connues dans la littérature allant jusqu'à 200 clients. Les résultats ont montré que quatre instances ont été résolues pour la première fois et certaines bornes inférieures ont été améliorées.

La même approche de résolution a été récemment utilisée par Qu *et al.* (2015) pour résoudre le problème VRPSPD considérant des contraintes de fenêtres temporelles et une flotte hétérogène de véhicules à capacité configurable. Cette variante a été motivée par un problème de planification journalière de routes survenant dans un centre d'activités pour personnes âgées. Plusieurs tests ont été effectués sur un ensemble d'instances issues d'un cas réel et sur d'autres générées aléatoirement allant jusqu'à 50 clients. Les résultats ont montré l'efficacité de l'approche exacte développée à trouver des solutions optimales pour la majorité des instances considérées.

5.1.2.2 Méthodes approchées

Depuis son introduction par Min (1989), la recherche sur le VRPSPD s'est principalement concentrée sur les approches heuristiques et métaheuristiques.

Des heuristiques de décomposition séquentielle ont été repérées. Une procédure séquentielle à trois phases basée sur l'approche heuristique « *cluster-first route-second* » a été proposée par (Min, 1989) pour résoudre un problème pratique composé d'une bibliothèque avec un dépôt, deux véhicules et 22 clients sous des contraintes de fenêtres temporelles. Les clients ont d'abord été regroupés en groupes (*clusters*) et dans chaque groupe un problème du voyageur de commerce a été résolu. L'efficacité de l'approche proposée a été évaluée en la comparant au processus décisionnel manuel adopté par les gestionnaires de la bibliothèque. Les résultats ont montré que l'approche proposée surpasse l'approche de gestion classique en termes d'économies en distances parcourues et en temps de conduite.

Une autre heuristique de décomposition à deux phases (phase de construction et phase d'amélioration) a été développée par Chang *et al.* (2011) pour résoudre le problème de voyageur de commerce asymétrique à trajet mixte en livraison et collecte (mixed-PDATSPP - *mixed Pickup-Delivery Asymmetric Traveling Salesman Path Problem*). Les résultats de cette étude ont révélé que la stratégie de livraison et collecte mixte, lorsqu'elle est autorisée, est plus efficace que les stratégies de livraison et collecte simultanées et surtout celles dont la livraison se fait en premier et la collecte en second lieu.

Des méthodes hybrides ont été aussi adoptées pour résoudre VRPSPD surtout avec restrictions temporelles. Polat *et al.* (2015) ont étudié le cas sous restrictions de délai

(VRPSPDTL - *Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickup and Delivery with Time Limit*) et ont proposé un algorithme hybride associant les heuristiques de savings, de recherche à voisinage variable et un mécanisme de perturbation. Kalayci *et al.* (2016) ont abordé le même problème avec et sans restriction sur la durée limitée des routes (temps limite). Compte tenu de la complexité du problème, une métaheuristique hybride combinant une approche de colonie de fourmis (ACS - *Ant Colony System*) et l'approche VNS a été développée. Les résultats de calculs ont prouvé la robustesse de l'approche développée et son efficacité à fournir des solutions de qualité avec des temps de calcul raisonnables. Euchi (2017) a abordé une variante du VRPSPD à marchandise unique dans laquelle les opérations de collecte doivent être effectuées avant les livraisons au cours d'un délai spécifié. Une nouvelle métaheuristique hybride combinant algorithme génétique et la recherche par dispersion (*Scatter Search*) a été développée. L'approche proposée surpasse tout algorithme existant pour ce problème et de nouveaux meilleurs résultats issus de la résolution de grandes instances ont également été trouvés.

Autres extensions

Le VRPSPD a été aussi étudié avec des considérations de gestion des stocks. Le problème devient un problème de tournées de véhicules et gestion des stocks avec livraisons et collectes (IRP-PD - *Inventory Routing Problem with Pickups and Deliveries*). Plusieurs variantes abordant ce problème ont été repérées dans la littérature. Par exemple, un problème intégré dans le cadre de la gestion des retours dans l'environnement des chaînes logistiques du e-commerce a été étudié dans (Yanhui Li *et al.*, 2013) et une méthode hybride combinant un algorithme génétique et celui du recuit simulé a été proposée pour résoudre ce problème.

Iassinovskaia *et al.* (2014) ont proposé la première formulation du problème intégré de stockage et tournées de véhicules avec livraison et collecte simultanées des conteneurs de distribution retournables au sein d'une chaîne logistique en boucle fermée relevant de l'industrie automobile. Une heuristique de groupement (*clustering*) a été développée pour résoudre et réduire des instances de grandes tailles issues d'un problème réel. Plus tard, le même problème avec des considérations de fenêtres temporelles (PDIRPTW - *Pickup and Delivery Inventory-Routing Problem with Time Windows*) a été abordé par Iassinovskaia *et al.* (2017). Pour résoudre des instances de grandes tailles, une nouvelle heuristique de groupement de type « *cluster first-route second* » a été développée.

Van Anholt *et al.* (2016) ont abordé un IRP avec des collectes et livraisons survenant dans le cadre de réapprovisionnement des guichets automatiques aux Pays-Bas. Les produits peuvent être acheminés vers et depuis le dépôt, et peuvent être échangés entre les clients pour gérer efficacement leurs pénuries et excédents de stock. Le problème a été modélisé en PLNE et décomposé en sous-problèmes à travers une procédure de groupement. Des inégalités valides ont été développées pour renforcer les sous-problèmes obtenus et une approche B&C a été proposée. Les résultats numériques utilisant des données réelles ont montré l'efficacité de cette approche à obtenir de bornes inférieures et supérieures pour le problème pratique étudié.

Tableau I-7: Classification des travaux revus sur le VRPSPD

Références	Problème	Distribution			Méthode de résolution	
		Structure	Livraison et collecte	Flotte	Type	Approche
(Min, 1989)		1-à-p-à-1	Simultanées	Multiple, Homogène	H	Procédure de décompositions à trois phases
(Dethloff, 2001)		1-à-p-à-1	Simultanées	Limitée, Homogène	H	Procédure de construction heuristique
(Dell'Amico <i>et al.</i> , 2006)		1-à-p-à-1	Simultanées	Limitée, Homogène	E	B&P
(Alshamrani <i>et al.</i> , 2007)	Multiproduit Demande stochastique	p-à-p	Simultanées	Multiple, Homogène	H	Heuristique basée sur la programmation dynamique
(Chang <i>et al.</i> , 2011)		1-à-p-à-1	Mixtes	Unique	H	Heuristique à deux phases
(Yanhui Li <i>et al.</i> , 2013)		1-à-p-à-1	Simultanées	Multiple, Homogène	H	Algorithme génétique / Recuit simulé
(Subramanian <i>et al.</i> , 2013)		1-à-p-à-1	Simultanées /Mixtes	Multiple, Homogène	E	Branch-Cut-and-Price
(Iassinovskaia <i>et al.</i> , 2014)	Avec décisions de stockage et contraintes temporelles	1-à-p-à-1	Simultanées	Multiple, Hétérogène	H	Heuristique de groupement (clustering)
(Polat <i>et al.</i> , 2015)	Avec contraintes temporelles	1-à-p-à-1	Simultanées	Limitée, Homogène	H	VNS basée sur algorithme de perturbation
(Qu <i>et al.</i> , 2015)	Avec contraintes temporelles	1-à-p-à-1	Simultanées	Limitée, Hétérogène	E	Branch-Cut-and-Price
(Kalayci <i>et al.</i> , 2016)	Avec contraintes temporelles	1-à-p-à-1	Simultanées	Multiple, Hétérogène	H	Optimisation par colonie de fourmis/ VNS
(Van Anholt <i>et al.</i> , 2016)	Avec décisions de stockage et contraintes temporelles	1-à-p-à-1	Mixtes	Limitée, Hétérogène	E	B&C
(Soysal, 2016)	Multiproduit Demande stochastique Avec décisions de stockage	1-à-p-à-1	Mixtes	Limitée, Homogène	E	PLNE
(Habibi <i>et al.</i> , 2017)	Avec décisions de stockage	1-à-p-à-1	Mixtes	Multiple, Homogène	E	PLNE
(Euchi, 2017)	Avec décisions de stockage	1-à-p-à-1	Mixtes	Multiple, Homogène	H	Algorithme génétique / Scatter Search
(Iassinovskaia <i>et al.</i> , 2017)	Avec décisions de stockage et contraintes temporelles	1-à-p-à-1	Simultanées	Limitée, Homogène	H	Groupement basée « <i>cluster first-route second</i> »

Remarque : 1-à-p-à-1 : Un-à-Plusieurs-à-Un ; p-à-p : Plusieurs-à-Plusieurs ; E : Exacte ; H : Heuristique.

Un problème IRP multiproduit dans le cadre des chaînes logistiques en boucle fermée avec des considérations environnementales (émissions de carbone et consommation énergétique) et demande incertaine a été abordé par Soysal (2016). Après avoir été formulé en PLNE, une étude de cas issue d'un problème réel relevant des chaînes logistiques de distribution de boissons gazeuses a été étudiée pour montrer l'applicabilité de la formulation proposée. Un modèle de simulation pour évaluer la solution du modèle a été développé. Les résultats obtenus ont montré la capacité du modèle proposé à obtenir des gains en termes de performances économique et environnementale de la chaîne en boucle fermée considérée.

Habibi *et al.* (2017) ont traité le problème intégré de désassemblage et le problème de tournées de véhicules avec collecte des produits en fin vie. Un modèle a été développé pour optimiser conjointement le processus de désassemblage et de collecte ce qui permet d'améliorer la performance de la chaîne logistique inverse en termes de coût et de satisfaction de la demande client.

5.1.3 Problèmes de planification intégrée avec considérations environnementales dans le cadre des chaînes logistiques inverses

Récemment, plusieurs problèmes de planification et de conception des chaînes logistiques ont été revisités avec des considérations environnementales. Un travail fondateur sur le problème intégré de tournées de véhicules avec considération de pollution a été abordé dans (Bektaş *et al.*, 2011). Dans ce travail, les émissions carbone dépendent à la fois de la charge et la vitesse des véhicules de transport. Plus tard, le même problème a été étendu par Franceschetti *et al.* (2013) à une version temporelle tenant compte l'optimisation de l'heure de départ et la vitesse du véhicule.

En plus des travaux traitant l'impact environnemental des problèmes de tournées de véhicules, Palak *et al.* (2014) ont fourni une revue de la littérature sur les travaux de recherche concernant la gestion de la production et des stocks avec des préoccupations environnementales et ont analysé l'impact des politiques de régulation des émissions de carbone sur les décisions de réapprovisionnement dans des chaînes de distribution des biocarburants. Dans le même contexte, Hammami *et al.* (2015) ont développé un modèle intégré de production-stockage à plusieurs niveaux sous contraintes de délais qui intègre les émissions de carbone. Le problème de planification intégrée de tournées de véhicules avec gestion de stock et émissions de carbone, a également été traité par Alkawaleet *et al.* (2014) et Al Shamsi *et al.* (2014). Récemment, Qin *et al.*, (2019) ont étudié un problème de tournées de véhicules avec livraison et collecte simultanées et émissions de carbone sous des contraintes de fenêtres temporelles.

La majorité de ces travaux incorporent les émissions de carbone associées aux décisions de production, de stockage et de distribution mais de manière séparée. Par conséquent, l'optimisation de la performance environnementale des chaînes considérées, reste compromise. De ce fait, la régulation et l'optimisation des émissions de carbone émises par les opérations de production, de stockage et de distribution dans un cadre unique est d'une importance cruciale et aura sans doute un impact significatif sur l'empreinte carbone d'une entreprise. Cela ne peut être réalisé sans résoudre les problèmes des émissions de carbone émises par les opérations logistiques et les contrôler dans un cadre unique.

Toutefois, les impacts environnementaux des problèmes de planification intégrée des opérations de production, de stockage et de distribution (IPIRP) ont été moins abordé dans la

littérature, à l'exception de quelques travaux récents tels que (Kumar *et al.*, 2016), (Fang *et al.*, 2017) et (Qiu *et al.*, 2017). Une approche d'auto-apprentissage d'optimisation par essais particuliers a été développée par Kumar *et al.* (2016) pour résoudre une version écologique multi-objectif de l'IPIRP avec des contraintes de fenêtres temporelles. Dans cette étude, le coût total et les émissions de carbone ont été prises en compte dans la fonction objectif à optimiser. Une version de l'IPIRP avec pollution sous la politique de plafonnement et échange de droits de carbone (*Cap-and-Trade*) incorporant les émissions de carbone au niveau des décisions de production, de stockage et de distribution a été proposée dans (Qiu *et al.*, 2017). Des recommandations managerielles ont été présentées montrant qu'il est possible de réduire les émissions de carbone et les coûts opérationnels d'une manière simultanée. Fang *et al.* (2017) ont étendu les travaux de (Qiu *et al.*, 2017) en étudiant l'IPIRP avec livraison et collecte simultanées et émissions carbone dans le cadre des chaînes logistiques en boucle fermée sous la politique de plafonnement et échange de droits de carbone. Un algorithme de recherche guidée basé sur la méthode B&C a été proposé pour résoudre cette variante.

D'un autre côté, la collecte et le ré-usinage des PFV comme moyen de réduire les émissions et d'être respectueux envers l'environnement, sont mieux étudiés par le biais des chaînes logistiques en boucles fermées. Des exemples de problèmes de tournées de véhicules avec livraison et collecte simultanées comprennent les travaux de (Subramanian *et al.*, 2013) et (Qu *et al.*, 2015). Les problèmes intégrés de gestion des stocks et de tournées de véhicules avec livraison et collecte simultanées ont été abordés par (Soysal, 2016), (Van Anholt *et al.*, 2016) et (Iassinovskaia *et al.*, 2017). En outre, l'importance de considérer le ré-usinage au sein des chaînes logistiques en boucle fermée a été soulignée par (Savaskan *et al.*, 2004). Depuis, la recherche sur le ré-usinage s'est principalement focalisée sur les systèmes de gestion des stocks avec ré-usinage, les aspects économiques (Geyer *et al.*, 2007) et les considérations marketing du ré-usinage (Atasu *et al.*, 2008).

Toutefois, peu d'études ont considéré les décisions de production et de tournées de véhicules dans les systèmes de gestion des stocks avec option de ré-usinage. De ce fait, une attention particulière de la part des chercheurs s'est portée sur un problème clé d'optimisation, à savoir le problème IPIRP dans le contexte des chaînes logistiques en boucles fermées en considérant l'option de ré-usinage avec livraison et collecte simultanées. Ce problème d'optimisation, introduit par (Chekoubi *et al.*, 2018; Qiu *et al.*, 2018a), est connu sous le nom de PRPRPD (*Production Routing Problem with Remanufacturing, simultaneous Pickups and Deliveries*). Dans (Qiu *et al.*, 2018a), les auteurs ont proposé une formulation en PLNE avec des inégalités valides, puis un algorithme hybride combinant une heuristique de recherche guidée et l'algorithme B&C pour trouver une solution optimale. Dès lors, le PRPRPD a reçu une attention particulière de la part des chercheurs étant donné ses applications d'intérêt commun dans l'industrie des composants électriques et électroniques, l'industrie des produits de transport consignés et/ou réutilisables et l'industrie des boissons (marché des breuvages).

Tableau I-8: Classification des travaux dans le cadre des problèmes de planification intégrée avec des considérations environnementales et logistique inverse

Références	Problème	Usine de Production	Politique de distribution		Aspects environnementaux				Logistique inverse		Méthode de résolution	
			Flotte	Type de routage	Politique carbone	Origines des EC	Coûts des EC	Conso. Energ.	Col-lecte	Ré-usinage	Type	Approche
(Bektaş <i>et al.</i> , 2011)	Fenêtres temporelles	Unique	Homogène	CVRP		CV/VV	✓	✓			E	PLNE
(Franceschetti <i>et al.</i> , 2013)	Fenêtres temporelles	Unique	Homogène	CVRP		HD/CV/VV	✓	✓			E	Algo. DSOP
(Palak <i>et al.</i> , 2014)		Unique	Hétérogène	DD	PC/TC/PEC/CC	DP/CV/MT	✓	✓			E	PLNE
(Al Shamsi <i>et al.</i> , 2014)	Produit périssable	Unique	Homogène	CVRP	PC	DP/CV	✓	✓			E	PLNE
(Alkawaleet <i>et al.</i> , 2014)	Produit périssable	Unique	Hétérogène	CVRP	PEC	DP	✓				E	PLNE
(Hammami <i>et al.</i> , 2015)	Multiproduit	Multiple			PC/ TC	DP/Pr/St	✓				E	PLNE
(Kumar <i>et al.</i> , 2016)		Unique	Homogène	CVRP		CC/DP/CV/VV	✓				H	Optimisation des essaims de particules (PSO)
(Qiu <i>et al.</i> , 2017)		Unique	Homogène	CVRP	PEC	CC/DP/Pr/St	✓				H	Heuristique basée B&P
(Fang <i>et al.</i> , 2017)		Unique	Homogène	VRPSPD	PEC	CC/DP/Pr/St	✓		✓		H	Heuristique de recherche guidée basée B&C
(Qiu <i>et al.</i> , 2018a)		Multiple	Hétérogène	VRPSPD	PEC	CC/DP/Pr/St	✓		✓	✓	H	Heuristique de recherche guidée basée B&C
(Y. Zhang <i>et al.</i> , 2018)	Demande stochastique	Multiple	Hétérogène	DDSRP	PEC	DP/CV/Pr/St/Rm	✓		✓	✓	E	PLNE
(Chekoubi <i>et al.</i> , 2019, 2018)		Unique	Homogène	VRPSPD					✓	✓	E	PLNE
(Shuang <i>et al.</i> , 2019)	Demande stochastique	Multiple	Hétérogène.	DDSRP	TC/PEC	DP/CV/Pr/St/Rm	✓		✓	✓	E	PLNE
(Qin <i>et al.</i> , 2019)	Fenêtres temporelles	Unique	Homogène	VRPSPD	TC	CC/VV/CV/DP	✓		✓		H	Algorithme d'alpinisme génétique adaptatif
(Chekoubi <i>et al.</i> , 2020b)		Unique	Homogène	VRPSPD	PEC	DP/CV/Pr/St/Rm			✓	✓	E	PLNE
(Chekoubi <i>et al.</i> , 2020a)		Unique	Homogène	VRPSPD					✓	✓	H	Heur. de décomposition à deux phases

Remarque : DD/CVRP/VRPSPD/DDSRP : Distribution Directe / Tournées de Véhicule avec Capacité / Tournées de Véhicule avec Livraison et Collecte Simultanées / Distribution Directe avec Livraison et Collecte Simultanées ; PC/TC/PEC/CC : Plafond de Carbone / Taxe sur Carbone / Plafonnement et Echange Carbone / Compensation Carbone ; CC/DP/CV/VV/HD/MD/Pr/St/Rm : Consommation du Carburant / Distance Parcourue / Charge du Véhicule / Vitesse du Véhicule / Heure de Départ / Mode de Transport / Production / Stockage / Remanufacturing ; EC : Emissions Carbonées ; E/H : Exacte/Heuristique

Des travaux de recherche récents ont également abordé les impacts environnementaux du PRPRPD (Zhang *et al.*, 2018). Les auteurs ont étendu les travaux de Qiu *et al.* (2018a) en intégrant les émissions de carbone aux décisions conjointes de production, de gestion des stocks et de distribution dans le cadre de la politique de plafonnement et d'échange des droits de carbone afin de contrôler leurs niveaux. Leur travail est considéré comme le premier qui combine de manière intégrée les décisions de production, de stockage et de distribution directe sous une politique de contrôle des émissions de carbone dans le contexte de la conception de chaînes logistiques intégrant le PRPRPD. Par la suite, Shuang *et al.* (2019) ont étendu ces travaux en abordant le PRPRPD avec option de sélection de la politique de contrôle des émissions carbone. Leur étude vise à sélectionner la politique optimale de contrôle des émissions de carbone à adopter permettant une gestion optimale des opérations de production, de stockage et de distribution. Les résultats indiquent que la politique carbone sélectionnée a un effet mesurable sur la performance globale de la chaîne logistique, avec le prix du carbone étant le paramètre le plus important.

Le **tableau I-8** résume les travaux étudiés dans le cadre des problèmes de planification intégrée avec des considérations environnementales et logistique inverse.

L'état de l'art précédent portant sur les travaux ayant abordés les problèmes de planification intégrée LSP-R et VRPSPD montre que ces deux problèmes ont été largement étudiés mais de manière séparée. De ce fait, leur planification conjointe reste ignorée bien qu'elle pourrait conduire à des gains considérables en termes de performances économique et environnementale. Ce constat nous conduit à investiguer l'étude de l'IPIRP dans le contexte des chaînes en boucle fermée afin de combler ce vide en termes de travaux de recherche.

De plus, la même analyse de l'état de l'art nous a révélé que la majorité de ces travaux ont mis l'accent sur l'optimisation conjointe de la gestion des retours en plus des opérations classiques afin de gagner sur le plan à la fois économique et environnemental. Néanmoins, la majorité de ces travaux ont ignoré d'inclure un aspect crucial et d'actualité à savoir la prise en considération des émissions de carbone et de contrôler leurs niveaux à travers des mécanismes de régulation. Une piste intéressante est donc l'étude de l'IPIRP dans le contexte des chaînes en boucle fermée avec considérations environnementales

6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons visé un objectif double : contextualiser notre travail à travers une synthèse des concepts et définitions relatifs à la logistique directe en général, et la logistique inverse en particulier, et positionner nos travaux de recherche par le biais d'une analyse approfondie de l'état de l'art relative aux problèmes de planification intégrée des opérations logistiques dans le contexte des chaînes logistiques durables.

Dans un premier temps, nous avons présenté les concepts relatifs aux chaînes logistiques directes en général, puis une attention particulière a été portée sur le paradigme de la logistique inverse et ses implications au sein des chaînes logistiques en boucle fermée. Ensuite, nous avons présenté une analyse approfondie de l'état de l'art dédiée principalement aux travaux ayant abordé l'IPIRP au sein des chaînes logistiques directes classiques. Cette analyse de l'état de l'art nous a révélé la richesse de ce type de problème d'optimisation en termes de variantes et de son importance dans l'environnement des chaînes logistiques modernes en dépit de sa nature *NP-difficile*. Par ailleurs, les heuristiques itératives de décomposition ont été très utilisées pour résoudre de type de problème d'optimisation. Dans la dernière partie, nous avons présenté une

analyse de l'état de l'art sur les problèmes de la planification intégrée des opérations dans le cadre des chaînes logistiques durables. La première partie de cette analyse a porté sur les problèmes de dimensionnement des lots avec option de ré-usinage d'un côté, et le problème de tournées de véhicules avec livraison et collecte simultanées, de l'autre côté. La deuxième partie a porté sur les problèmes de planification intégrée des opérations avec des considérations environnementales. A ce stade, une attention particulière a été portée sur les problèmes ayant intégré les émissions de carbone et les mécanismes adoptés pour contrôler leurs niveaux.

Cet état de l'art, nous a révélé deux constats. D'abord, malgré le jargon de travaux qui existent sur l'IPIRP, ce dernier dans le contexte des chaînes logistiques inverses a reçu moins d'attention de la part des chercheurs. A notre bonne connaissance très peu de travaux ont abordé l'IPIRP dans le contexte des chaînes logistiques durables en particulier avec option de ré-usinage des PFV à l'exception des travaux de recherche très récents de Qiu *et al.* (2018a). Le deuxième constat est que le peu de travaux ayant abordé l'IPIRP dans le contexte des chaînes logistiques en boucle fermée avec des considérations environnementales n'ont pas considéré l'aspect tournées de véhicules avec livraison et collecte simultanées suivant une structure un-à-plusieurs-à-un, mais des expéditions directes. De plus, la majorité de ces travaux ont adopté la politique de plafonnement et échange de droit de carbone comme étant le mécanisme de régulation des niveaux des émissions de carbone. A notre connaissance, l'IPIRP dans le contexte des chaînes logistiques inverses avec livraison et collecte simultanées, option de ré-usinage et émissions de carbone dont les niveaux sont contrôlés sous la politique de plafonnement et échange de droits de carbone, n'a pas encore été abordé.

En vertu des observations susmentionnées, l'objectif de cette thèse consiste à développer de nouveaux modèles et méthodes d'optimisation efficaces pour résoudre l'IPIRP dans le contexte des chaînes logistiques inverses avec option de ré-usinage et considérations environnementales.

Dans le chapitre suivant, nous présentons notre première contribution où nous nous intéressons à la mise en équations de l'IPIRP dans un cadre de logistique inverse avec option de ré-usinage des PFV et une flotte mono et multi-véhicule à capacité limitée.

Chapitre 2 : Problème de planification intégrée de la production, du stockage et de la distribution avec remanufacturing

Dans ce chapitre, nous abordons une première mise en équations du problème de planification intégrée du réseau de production-distribution directe et inverse. Nous prenons en compte la récupération et le ré-usinage des Produits en Fin de Vie (PFV) comme pratique durable visant à valoriser les produits retournés. Nous étudions ce problème en considérant une flotte mono-véhicule, puis multi-véhicule.

Dans un premier temps, nous décrivons notre approche de modélisation, qui mixe la logistique directe avec la logistique inverse à travers un réseau en boucle fermée visant la satisfaction simultanée des demandes clients en termes de réapprovisionnement en produits neufs ainsi qu'à travers la collecte de leurs PFV en considérant une flotte composée d'un seul véhicule. Pour résoudre ce problème, un Programme Linéaire en Nombres Entiers (PLNE) est formulé. L'objectif est de déterminer à la fois les quantités optimales de produits (tailles des lots) à fabriquer, à ré-usiner et à stocker tout en répondant aux demandes des clients (livraison et collecte) avec un coût total minimum dû aux opérations impliquées. Nous illustrons l'applicabilité, l'efficacité et les limites de notre modèle mathématique à travers des tests numériques effectués sur des données générées aléatoirement.

Dans un deuxième temps, nous proposons d'étendre notre approche de planification intégrée à travers la prise en compte d'une flotte homogène de véhicules avec capacité. Le nouveau problème est d'abord formulé en PLNE. Ensuite, nous démontrons l'applicabilité et la pertinence de notre nouveau modèle intégré en proposant un exemple illustratif pour lequel nous discutons la solution obtenue en termes de décisions entreprises. Enfin, des tests numériques effectués sur des données générées aléatoirement sont conduits pour évaluer notre nouvelle approche de modélisation en confirmant la nature difficile du problème.

1 Introduction

Aujourd'hui, les entreprises prennent conscience de l'importance de l'amélioration de leurs chaînes logistiques qui deviennent de plus en plus complexes. De ce fait, les décideurs industriels aperçoivent la coordination et l'intégration des opérations de production, de gestion du stock et de distribution comme étant une source d'avantage concurrentiel. Cet avantage peut être accru et durable si, de plus, cette intégration est considérée dans le contexte des chaînes logistiques en boucle fermée. En effet, récemment, plusieurs entreprises ont engagé des efforts pour intégrer le concept de la logistique inverse au sein de leurs systèmes de décision pour plusieurs raisons telles que le souci croissant de l'impact industriel sur l'environnement, les restrictions des réglementations et lois gouvernementales applicables sur les produits recyclés et l'élimination des déchets, l'augmentation de la consommation de l'énergie ainsi que la forte concurrence entre les entreprises. L'intégration du triplet production-stockage-distribution dans le contexte des chaînes logistiques inverses peut engendrer des retombées positives considérables tant sur le plan économique (ex. : réduction des coûts opérationnels) qu'environnemental (ex. : réduction des émissions de carbone). De plus, l'intégration des décisions de production, de stockage et de distribution dans un seul problème est presque indispensable et pertinente pour certains types de marchandises, en particulier les marchandises périssables ou sensibles au facteur temps.

Comme nous l'avons indiqué dans le chapitre 1, la majorité des études décrivant une variété de modèles pour l'IPIRP ont abordé ce problème d'un point de vue économique suivant les niveaux stratégique et tactique en s'intéressant à l'apport qu'offre l'intégration des activités de production, de stockage et de distribution en termes de réduction des coûts opérationnels. Cependant, peu de travaux ont abordé ce problème dans le contexte des chaînes logistiques en boucle fermée avec option de ré-usinage en dépit des retombées positives potentielles qu'il pourrait engendrer. En outre, l'étude de l'IPIRP avec des considérations de flux inverses et option de ré-usinage au niveau tactique, complique la structure classique du problème dans la mesure où une nouvelle structure des coûts et de contraintes liés aux activités de la logistique inverse, est à considérer en plus de celle déjà existante dans l'IPIRP classique. De plus, à notre connaissance, aucune étude ne considère conjointement les problèmes CDLSR et VRSPD dans un cadre unique.

Les constats susmentionnés font l'objet de l'étude du présent chapitre à travers lequel nous étendons l'IPIRP classique en considérant conjointement le problème de dimensionnement des lots avec ré-usinage (CDLSR), au niveau des décisions de production-stockage, et le problème de tournées de véhicules avec livraison et collecte simultanées, au niveau de décision de distribution. Le problème de planification intégrée résultant est étudié suivant deux variantes.

Dans ce chapitre, nous allons présenter une approche de modélisation du problème de la planification intégrée des opérations de production, de stockage et de distribution d'un réseau particulier de chaîne logistique en boucle fermée. Dans un premier temps, nous étudions une première variante du problème qui considère une flotte mono-véhicule (modèle intégré CDLSR-VRSPD). Dans un second temps, nous étendons notre approche de modélisation en étudiant une flotte multi-véhicule (modèle intégré IPIRP-R). Les deux variantes étudiées sont décrites et formulées en PLNE. Enfin, à travers des expérimentations numériques menées, nous allons fournir un aperçu de la gestion des décisions opérationnelles intégrées, tout comme la mise en cause de l'applicabilité et les limites de nos approches intégrées.

2 Problème de la planification intégrée du réseau en boucle fermée – Cas mono-véhicule

Dans cette partie, nous allons étudier la première variante du problème de la planification intégrée des opérations logistiques dans le cadre des chaînes logistiques en boucle fermée, en prenant en compte une flotte se composant d'un véhicule unique à capacité limitée. Pour ce faire, nous allons présenter le problème CDLSR-VRSPD, le décrire formellement, présenter les hypothèses considérées pour développer le modèle PLNE, présenter l'étude expérimentale menée et enfin discuter les résultats obtenus.

2.1 Description du problème CDLSR-VRSPD

La problématique soulevée est assimilée à une chaîne logistique en boucle fermée combinant des flux directs et inverses comportant une usine centrale et plusieurs clients présentant des demandes en livraison et en collecte. L'usine centrale englobe un système de production composé d'une ligne de production dédiée à la fabrication des produits neufs et d'une ligne de ré-usinage pour ré-usiner les PFV retournés, deux types de stocks afin de stocker séparément les produits neufs et les PVF retournés. La stratégie de production des deux systèmes est basée sur la taille économique du lot avec capacité. Par conséquent, les exigences en termes de demandes en livraison de chaque période au cours de l'horizon de planification fini doivent être satisfaites en fabriquant de nouveaux produits ou en ré-usinant des PFV retournés et stockés au niveau du stock des retours. Dans cette partie, nous considérons qu'il n'y a qu'un seul véhicule de capacité limitée pour livrer les clients et récupérer les PFV. Le réseau en boucle fermée peut être schématisé comme le montre la **figure II-1**.

On note $N_C = \{1, 2, \dots, |N_C|\}$ l'ensemble des clients. Soit $G = (N, A)$ un graphe dirigé complet avec $N = \{0\} \cup N_C$ est l'ensemble des nœuds et $A = \{(i, j) : i, j \in N, i \neq j\}$ est l'ensemble des arcs. Le nœud $\{0\}$ représente l'usine centrale. Chaque arc $(i, j) \in A$ est caractérisé par un coût de transport symétrique non-négatif c_{ij} qui représente le coût pour atteindre le nœud j à partir du nœud i et satisfaisant l'inégalité triangulaire (c'est-à-dire, $c_{ij} + c_{jk} \geq c_{ik}$). Pour chaque période $t \in T$, chaque client $i \in N_C$ a une demande en livraison d_{it} et en collecte p_{it} . Nous considérons un seul véhicule de capacité Q ayant un coût fixe Fc .

L'objectif du problème CDLSR-VRSPD est de déterminer la planification intégrée optimale qui minimise le coût total relatif aux opérations de production, de préparation (aussi appelé setup ou de configuration), de ré-usinage, de stockage et de transport afin de satisfaire simultanément la demande des clients en livraison et en collecte. Pour chaque période de l'horizon de planification, plusieurs décisions doivent être prises conjointement :

- (1) Quand et combien d'articles produire ;
- (2) Quand et combien d'articles ré-usiner ;
- (3) Quand et combien d'articles stocker au niveau du stock des produits neufs et celui des produits retournés ;
- (4) Comment organiser la tournée du véhicule pour effectuer simultanément la livraison et la collecte chez les clients.

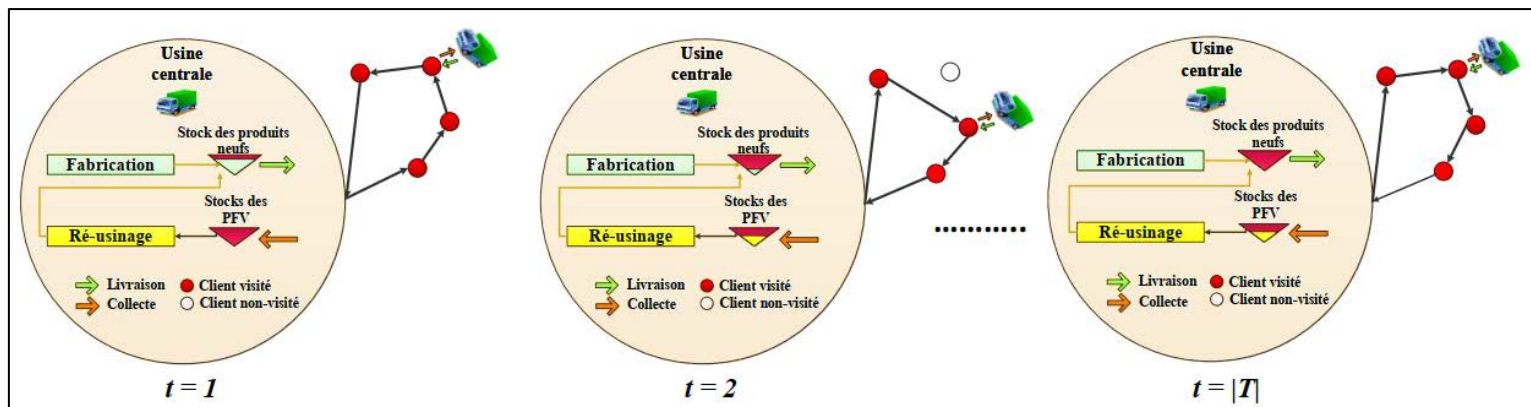


Figure II-1: Représentation du réseau de la chaîne logistique en boucle fermée considéré (modèle CDLSR-VRSPD)

2.2 Hypothèses

Plusieurs hypothèses ont été supposées lors de la modélisation du problème CDLSR-VRSPD. Elles sont données dans la suite pour chaque partie du système.

a. Au niveau des systèmes de production

Nous considérons la politique de dimensionnement dynamique des lots mono-item pour les systèmes de production lors de la fabrication des produits neufs et lors du ré-usinage des PFV retournés. Les hypothèses faites sont les suivantes.

- Chaque ligne de production a une capacité de production à ne pas dépasser à chaque période.
- Chaque système de production a son propre coût de transformation. Ainsi, un coût de production unitaire est engendré lors de la fabrication (respectivement, ré-usinage) d'un nouveau produit (respectivement, produit retourné) au cours de chaque période.
- Les délais de fabrication et de ré-usinage sont nuls. Si ce n'est pas le cas, il suffit de décaler de début de la fabrication et du ré-usinage du nombre de périodes nécessaires pour ces opérations.
- Toutes les demandes (livraison et collecte) sont connues pour toutes les périodes de l'horizon de planification.
- Les produits ré-usinés sont de même qualité que les nouveaux produits. Par conséquent, la demande peut être satisfaite soit par les produits nouvellement fabriqués, soit par les retours remis à neuf, soit par les deux.

b. Au niveau de la gestion des stocks

Pour les stocks, nous supposons que :

- Les niveaux des stocks initiaux en termes de produits neufs et de PFV retournés sont prédéfinis (conditions initiales des stocks).
- Chaque stock a son propre coût de stockage pour chaque période.
- Les nouveaux produits fabriqués et ré-usinés sont stockés au niveau du stock des produits neufs sans dépasser sa capacité périodique.

- Les produits retournés sont stockés au niveau du stock des retours sans dépasser sa capacité.
- Les demandes clients en livraison sont puisées au niveau du stock en produits neufs sans que son niveau de stockage ne devienne négatif (politique de stockage sur niveau de commande avec backorders non-autorisés).

c. Au niveau des demandes clients

Nous supposons que :

- $d_{0t} = p_{0t} = 0, \forall t \in T$
- Les clients ayant une demande en collecte ou en livraison dépassant la capacité du véhicule ne peuvent pas être visités. Par conséquent, on doit avoir $d_{it} \leq Q$ et $p_{it} \leq Q$.

d. Au niveau de la distribution directe-inverse

Nous supposons que :

- L'itinéraire du véhicule commence et se termine à l'usine centrale.
- Chaque client peut être visité au plus une fois par le véhicule au cours de chaque période, c'est-à-dire qu'une livraison-collecte fractionnée n'est pas autorisée. Le véhicule doit donc effectuer la livraison et la collecte simultanément auprès de chaque client.
- Les clients ayant une demande nulle en livraison et en collecte ne doivent pas être visités
- La charge totale du véhicule ne doit pas dépasser sa capacité.
- Pour que tous les clients puissent être desservis avec un seul véhicule, une condition nécessaire est que $Q \geq \max_{t \in T} \{ \sum_{i \in N_C} d_{it} ; \sum_{i \in N_C} p_{it} \}$.

A noter que l'optimisation de ce problème au sein d'une chaîne logistique en boucle fermée peut avoir un impact positif sur ses performances économiques et environnementales. En effet, la récupération de la valeur résiduelle des PFV retournés grâce au processus de ré-usinage, contribue à minimiser le coût intégré total des opérations impliquées, d'autant plus que nous supposons que les coûts fixes et variables des activités de ré-usinage sont moins coûteux que ceux de fabrication et sachant que les demandes des clients peuvent être satisfaites soit par des produits neufs ou ré-usinés, soit par les deux. Cela signifie que les activités de ré-usinage peuvent réduire les coûts de production tant que les activités de fabrication qui peuvent être remplacées par des activités de ré-usinage s'il y a une quantité suffisante de PFV collectée auprès des clients et stockée au niveau du stock des retours. D'un autre côté, la collecte et le ré-usinage des PFV peuvent être considérées comme moyen de réduction des émissions des gaz à effet de serre et par conséquent contribuent à l'amélioration de la performance environnementale du réseau.

2.3 Formulation mathématique du CDLSR-VRSPD

L'approche adoptée lors de la modélisation et l'optimisation de notre problème intégré CDLSR-VRSPD est celle de la programmation linéaire en nombres entiers (voir **annexe**) avec des variables de décisions binaires qui représentent les décisions de lancement de la fabrication et du ré-usinage, ainsi que des variables de décision entières représentant les quantités des produits à transporter à bord du véhicule et à distribuer dans les deux sens direct et inverse. L'optimisation du problème intégré a été établie dans un contexte dynamique associé à un horizon de planification à plusieurs périodes.

La formulation mathématique développée est issue d'une combinaison du problème VRPSPD proposé par Min (1989) avec une extension du problème SDLSR, introduit par Wagner *et al.* (1958), notamment le CDLSR considérant la capacité des systèmes de production et de stockage. L'objectif est de déterminer à la fois les quantités optimales de produits (tailles des lots) à fabriquer, à ré-usiner et à stocker tout en répondant aux demandes des clients (livraison et collecte) avec un coût total minimum dû aux opérations impliquées. Des coûts fixes et variables sont considérés au niveau des opérations de production, de ré-usinage, de stockage et de distribution directe-inverse afin de garantir une meilleure gestion des flux physiques au travers la chaîne logistique en boucle fermée étudiée.

Dans ce qui suit, nous allons présenter les paramètres, les variables de décision, la fonction objectif ainsi que les contraintes considérés pour la formulation mathématique du problème CDLSR-VRPSPD.

2.3.1 Notations, paramètres et variables de décision

Pour formuler le problème, les notations suivantes sont définies.

a. Ensembles

$N_C = \{1, 2, \dots, |N_C|\}$ ensemble des clients

$N = \{0, 1, \dots, |N_C|\}$ ensemble des clients et de l'usine. Le nœud $\{0\}$ représente l'usine centrale

$T = \{1, \dots, |T|\}$ ensemble des périodes de l'horizon de planification

b. Indices

$i, j \in N$ indices de l'usine centrale et des clients

$t \in T$ indice des périodes de temps de l'horizon de planification

c. Paramètres

Les paramètres relatifs au système de fabrication des produits neufs, sont les suivants :

p^m coût unitaire de production d'un nouveau produit à la période t

K^m coût de préparation, de configuration ou de setup du système de production à la période t

C_t^m capacité de production des produits neufs à la période t

h^m coût unitaire de stockage d'un produit neuf à la période t

U_t^m capacité maximale de stockage des produits neufs à la période t

I_{init}^m stock initial de produits neufs

Pour le système de ré-usinage des PFV, nous avons attribué les paramètres suivants :

p^r coût unitaire de ré-usinage d'un produit retourné à la période t

K^r coût de préparation, de configuration ou de setup du système de ré-usinage à la période t

C_t^r	capacité de ré-usinage à la période t
h^r	coût unitaire de stockage d'un produit retourné à la période t
U_t^r	capacité maximale de stockage des produits retournés à la période t
I_{init}^r	stock initial des produits retournés

Concernant le véhicule utilisé pour assurer la distribution directe-inverse, il est caractérisé par les paramètres suivants :

Q	capacité du véhicule
Fc	coût fixe relatif à l'utilisation du véhicule
c_{ij}	coût de transport entre le nœud i et le nœud j (on suppose que $c_{ij} = c_{ji}$ et $c_{ii} = 0 \forall (i, j) \in A$)

Les clients sont caractérisés par :

d_{it}	demande en livraison du client $i \in N_C$ à la période t
p_{it}	demande en collecte du client $i \in N_C$ à la période t

d. Variables de décision

Les variables de notre formulation mathématique sont :

x_t^m	quantité de produits neufs à fabriquer au cours de la période t
δ_t^m	$= \begin{cases} 1 & \text{si de nouveaux produits sont fabriqués au cours de la période } t \text{ (i. e. } x_t^m > 0) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$
I_t^m	niveau du stock de produits neufs à la fin de la période t
x_t^r	quantité de produits retournés à ré-usiner au cours de la période t ;
δ_t^r	$= \begin{cases} 1 & \text{si des produits retournés sont ré-usinés au cours de la période } t \text{ (i. e. } x_t^r > 0) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$
I_t^r	niveau du stock des produits retournés à la fin de la période t
z_{ijt}	quantité de marchandises de livraison à bord sur l'arc $\forall (i, j) \in A$ à la période t
w_{ijt}	quantité de marchandises collectée à bord sur l'arc $\forall (i, j) \in A$ à la période t
y_{ijt}	$= \begin{cases} 1 & \text{si le véhicule circule directement du client } i \text{ au client } j \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$

En utilisant les paramètres et variables introduits précédemment, le problème considéré peut-être formulé sous forme de modèle de planification intégrée en nombres entiers dans lequel toutes les variables de décision prennent des valeurs entières ou binaires. La **figure II-2** illustre les paramètres des systèmes considérés le long de la chaîne en boucle fermée ainsi que les variables de décision à retrouver à une période t donnée.

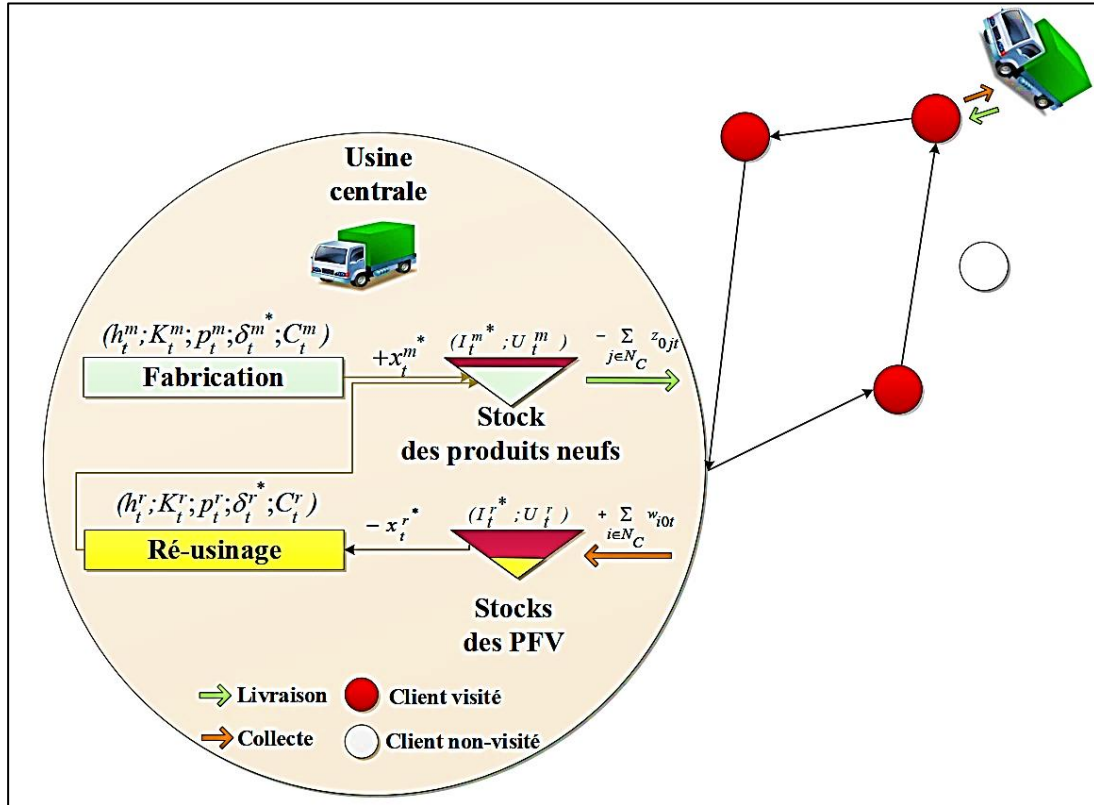


Figure II-2: Paramètres et variables de décision du réseau en boucle fermée considéré (modèle CDLSR-VRSPD)

2.3.2 Formulation de la fonction objectif

Comme souligné précédemment, l'objectif de notre formulation est l'optimisation de la chaîne logistique en boucle fermée le long de l'horizon de planification, tout en s'intégrant dans une logique de gestion durable. La fonction objectif de notre formulation PLNE vise à minimiser le coût total du réseau en boucle fermée dû aux opérations de production, de ré-usinage, de setup, de stockage et de transport :

$$\text{Min } C_t = \sum_{i=1}^5 C_t^i$$

Avec :

$$C_t^1 = K^m \cdot \delta_t^m + K^r \cdot \delta_t^r \quad (1-a)$$

$$C_t^2 = p^m \cdot x_t^m + p^r \cdot x_t^r \quad (1-b)$$

$$C_t^3 = h^m \cdot I_t^m + h^r \cdot I_t^r \quad (1-c)$$

$$C_t^4 = \sum_{j \in N_C} Fc \cdot y_{0jt} \quad (1-d)$$

$$C_t^5 = \sum_{i \in N} \sum_{\substack{j \in N \\ j \neq i}} c_{ij} \cdot y_{ijt} \quad (1-e)$$

L'équation (1-a) représente les coûts fixes de production relatifs aux coûts de setup du système de fabrication et de ré-usinage. L'équation (1-b) représente les coûts variables générés

par la fabrication et le ré-usinage, respectivement des produits neufs et des PFV retournés. Ensuite, le coût engendré par les opérations de stockage des produits neufs et retournés est donné par l'équation **(1-c)**. Enfin, les équations **(1-d)** et **(1-e)** représentent le coût, respectivement fixe et variable, du transport.

A travers cette fonction objectif, le but est de déterminer les quantités optimales à produire, à ré-usiner et à stocker, ainsi que l'ordre de passage chez les clients afin de satisfaire leurs demandes simultanément en livraison et en collecte, tout en minimisant le coût total dû aux opérations y afférentes.

2.3.3 Formulation des contraintes

Dans cette partie, nous définissons les contraintes de notre modèle. Les premières sont relatives aux stocks. En effet, les contraintes **(2)-(4)** représentent les équations d'équilibre des flux et les conditions initiales des stocks, respectivement, des produits neufs et des produits retournés.

$$I_t^m = I_{t-1}^m + x_t^m + x_t^r - \sum_{j \in N_C} z_{0jt} \quad \forall t \in T \quad (2)$$

$$I_t^r = I_{t-1}^r - x_t^r + \sum_{i \in N_C} w_{i0t} \quad \forall t \in T \quad (3)$$

$$I_0^m = I_{init}^m \quad \text{et} \quad I_0^r = I_{init}^r \quad (4)$$

Les contraintes **(5)-(6)** définissent, respectivement, la capacité de stockage maximale des produits neufs et des produits retournés à ne pas dépasser au cours de chaque période.

$$0 \leq I_t^m \leq U_t^m \quad \forall t \in T \quad (5)$$

$$0 \leq I_t^r \leq U_t^r \quad \forall t \in T \quad (6)$$

Les équations **(7)-(8)** garantissent que les quantités de produits, respectivement, fabriqués et ré-usinés, ne dépassent pas les capacités limites de production et permettent de forcer à 1 les variables de setup lorsqu'une production ou un remanufacturing est fait.

$$x_t^m \leq \min \left\{ \sum_{i \in N_C} \sum_{l=t}^T d_{il}; C_t^m \right\} \cdot \delta_t^m \quad \forall t \in T \quad (7)$$

$$x_t^r \leq \min \left\{ \sum_{i \in N_C} \sum_{l=t}^T d_{il}; \sum_{i \in N_C} \sum_{l=t}^T p_{il}; C_t^r \right\} \cdot \delta_t^r \quad \forall t \in T \quad (8)$$

Les équations suivantes représentent les contraintes sur la tournée du véhicule. La contrainte **(9)** garantit que le véhicule visite au maximum une fois chaque client par période. La contrainte **(10)** représente la conservation du flux, tandis que la contrainte **(11)** garantit qu'un seul véhicule doit être utilisé. Les contraintes **(12)** garantissent qu'aucun itinéraire réalisable ne contient de sous-tours.

$$\sum_{\substack{i \in N \\ i \neq j}} y_{ijt} \leq 1 \quad \forall j \in N_C; \forall t \in T \quad (9)$$

$$\sum_{\substack{j \in N \\ i \neq j}} y_{ijt} - \sum_{\substack{j \in N \\ i \neq j}} y_{jit} = 0 \quad \forall j \in N; \forall t \in T \quad (10)$$

$$\sum_{j \in N_c} y_{0jt} \leq 1 \quad \forall t \in T \quad (11)$$

$$\sum_{\substack{i, j \in S \\ i \neq j}} y_{ijt} \leq |S| - 1 \quad \forall S \subset N: 2 \leq |S| \leq |N_c| - 1; \forall t \in T \quad (12)$$

Les contraintes (13)-(14) garantissent la satisfaction des demandes clients en livraison et en collecte.

$$\sum_{\substack{i \in N \\ i \neq j}} z_{ijt} - \sum_{\substack{i \in N \\ i \neq j}} z_{jit} = d_{jt} \quad \forall j \in N_c; \forall t \in T \quad (13)$$

$$\sum_{\substack{i \in N \\ i \neq j}} w_{jit} - \sum_{\substack{i \in N \\ i \neq j}} w_{ijt} = p_{jt} \quad \forall j \in N_c; \forall t \in T \quad (14)$$

La contrainte (15) garantit que la quantité de produits ré-usinés à la période t ne doit pas dépasser la quantité stockée au niveau du stock des PFV à la fin de la période $t-1$. Cette contrainte garantit la politique de « reconditionnement après collecte ».

$$x_t^r \leq I_{t-1}^r \quad \forall t \in T \quad (15)$$

La contrainte (16) garantit que la charge totale en produits collectés sur le dernier arc est égale à la demande totale en collecte, tandis que la contrainte (17) garantit que cette même charge sur le premier arc est nulle.

$$\sum_{i \in N_c} w_{i0t} = \sum_{i \in N_c} p_{it} \quad \forall t \in T \quad (16)$$

$$\sum_{j \in N_c} w_{0jt} = 0 \quad \forall t \in T \quad (17)$$

De même, les contraintes (18) et (19) déterminent les charges en livraison sur le premier arc et sur le dernier arc.

$$\sum_{i \in N_c} z_{0it} = \sum_{i \in N_c} d_{it} \quad \forall t \in T \quad (18)$$

$$\sum_{i \in N_c} z_{i0t} = 0 \quad \forall t \in T \quad (19)$$

La contrainte (20) garantit que la charge totale du véhicule ne dépasse pas sa capacité sur tous les arcs qu'il emprunte.

$$z_{ijt} + w_{ijt} \leq Q \cdot y_{ijt} \quad \forall (i, j : i \neq j) \in N; \forall t \in T \quad (20)$$

Les équations (21)-(24) représentent les contraintes de délimitation supérieure et inférieure des quantités à livrer et à collecter sur tous les arcs.

$$z_{ijt} \geq d_{jt} \cdot y_{ijt} \quad \forall (i, j : i \neq j) \in N; \forall t \in T \quad (21)$$

$$z_{ijt} \leq (Q - d_{it}) \cdot y_{jit} \quad \forall (i, j : i \neq j) \in N; \forall t \in T \quad (22)$$

$$w_{ijt} \geq p_{it} \cdot y_{ijt} \quad \forall (i, j : i \neq j) \in N ; \forall t \in T \quad (23)$$

$$w_{ijt} \leq (Q - p_{jt}) \cdot y_{ijt} \quad \forall (i, j : i \neq j) \in N ; \forall t \in T \quad (24)$$

Enfin, les contraintes (25)-(28) définissent la nature des variables de décision considérées.

$$y_{ijt} \in \{0, 1\} \quad \forall (i, j : i \neq j) \in N ; \forall t \in T \quad (25)$$

$$\delta_t^m \in \{0, 1\} \quad \text{et} \quad \delta_t^r \in \{0, 1\} \quad \forall t \in T \quad (26)$$

$$x_t^m, x_t^r, I_t^m, I_t^r \in \mathbb{Z}^+ \quad \forall t \in T \quad (27)$$

$$z_{ijt}, w_{ijt} \in \mathbb{Z}^+ \quad \forall (i, j : i \neq j) \in N ; \forall t \in T \quad (28)$$

2.4 Etude expérimentale

Nous avons implémenté notre modèle et testé toutes les instances générées à l'aide du solveur commercial IBM ILOG CPLEX 12.7 sur un PC avec CPU Core i5 (2,40 GHz) et 4 Go de RAM. De plus, nous avons utilisé la configuration par défaut du solveur considéré pour tous les tests effectués. L'exécution de la simulation est arrêtée lorsque l'optimum est trouvé ou après le dépassement d'un temps limite d'une heure.

2.4.1 Génération des instances

Afin de tester la validité de notre le modèle intégré, plusieurs instances aléatoires ont été générées sur la base d'un ensemble de données issues et adaptées de la littérature relative aux travaux abordant le problème de dimensionnement des lots avec ré-usinage (Sifaleras *et al.*, 2015) d'une part, et sur la base des travaux traitant le problème IPIRP (Senoussi *et al.*, 2016) d'autre part. Les tests numériques ont été effectués sur un ensemble de problèmes générés, pour un nombre de clients donné ($|N_C| = \{5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50\}$), en faisant varier le nombre de périodes ($|T| = \{3, 6, 9\}$), les demandes en livraison (d_{it}) et les demandes en collecte (p_{it}). Nous obtenons un total de $10 \times 3 = 30$ problèmes (combinaisons), et pour chaque problème, cinq instances sont générées de manière aléatoire en tirant les demandes en livraison et en collecte à partir d'une distribution uniforme. De plus, nous changeons le coût de transport d'un problème à un autre en considérant de nouvelles coordonnées et en calculant la nouvelle matrice des coûts (c_{ij}) pour le nouveau problème. Un total de $10 \times 3 \times 5 = 150$ instances ont été générées et testées par la formulation PLNE présentée dans la section précédente.

Nous considérons une flotte composée d'un véhicule unique. Les coordonnées des clients (x_i, y_i) ($i \in N_C$) et de l'usine centrale sont générées aléatoirement suivant la loi uniforme $U[0; 100]$. Les coûts de transport (c_{ij}) entre les nœuds i et j ont été calculés sur la base de la distance euclidienne. Au début de l'horizon de planification, les valeurs des stocks des produits neufs et retournés sont supposés nuls. Pour être plus proche de la réalité, nous avons considéré des coûts relatifs aux opérations de ré-usinage moins importants par rapport à leurs homologues de fabrication. Toutes les instances numériques ont été générées conformément aux valeurs des paramètres indiquées dans le **tableau II-1**.

Tableau II-1: Paramètres utilisés pour générer les instances

<i>Paramètres</i>	<i>Valeurs</i>
Horizon de planification ($ T $)	{3, 6, 9}
Nombre de clients ($ N_C $)	{5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50}
Demande en livraison du client $i \in N_C$ en chaque période t (d_{it})	Distribution uniforme $U(20; 60)$
Demande en collecte du client $i \in N_C$ en chaque période t (p_{it})	Distribution uniforme $U(5; 40)$
Capacité du système de fabrication (C_t^m)	$2 \cdot \sum_{i \in N_C} \sum_{t \in T} \frac{d_{it}}{T}$
Capacité du système de ré-usinage (C_t^r)	$2 \cdot \sum_{i \in N_C} \sum_{t \in T} \frac{p_{it}}{T}$
Capacité du véhicule (Q)	$Q = \max_{t \in T} \left\{ \sum_{i \in N_C} d_{it}; \sum_{i \in N_C} p_{it} \right\}$
Coût de setup pour la production (K^m)	500
Coût de setup pour le ré-usinage (K^r)	500
Coût unitaire de production (p^m)	10
Coût unitaire de ré-usinage (p^r)	2
Coût unitaire de stockage d'un produit neuf (h^m)	1
Coût unitaire de stockage d'un produit retourné (h^r)	0.8
Coût fixe relatif à l'utilisation du véhicule (F_c)	500
Coût de transport entre le nœud i et le nœud j (c_{ij})	$\left\lceil \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} + 0.5 \right\rceil$
Niveau initial du stock des produits finis (I_{init}^m)	0
Niveau initial du stock des produits retournés (I_{init}^r)	0

2.4.2 Résultats numériques et discussion sur le CDLSR-VRSPD

Pour tester l'efficacité et les limites de notre modèle mathématique, nous avons analysé les résultats obtenus par solveur CPLEX en termes de temps d'exécution moyen vis-à-vis de la taille des problèmes. Le résumé des résultats de calcul est donné dans le **tableau II-2**. Dans ce tableau, les colonnes *Moy.Total* et *Moy.CPU (s)* représentent, respectivement, la valeur moyenne du coût total, le temps moyen d'exécution en secondes calculés sur la base des instances résolues à l'optimalité *#OPT*.

Tableau II-2: Résumé des résultats de calcul issus du solveur CPLEX

<i>Prob.#</i>	$ N_c $	$ T $	<i>Moy.Total</i>	<i>Moy.CPU (s)</i>	<i>#OPT</i>
1	5	3	9644	0,15	5
2		6	16681,8	0,43	5
3		9	25725,84	0,48	5
4	10	3	14418,08	0,96	5
5		6	28002,96	3,69	5
6		9	42298,52	1,2	5
7	15	3	19789,6	2,27	5
8		6	39248,36	4,62	5
9		9	57242,44	5,476	5
10	20	3	26300,84	10,3	5
11		6	48405,92	21,16	5
12		9	70064,08	55,32	5
13	25	3	30230,76	17,27	5
14		6	59657,52	111,63	5
15		9	87066,76	102,01	5
16	30	3	35803,6	60	5
17		6	67476,2	160,24	5
18		9	100826,56	184,15	5
19	35	3	41216,56	136,26	5
20		6	77410,4	297,35	5
21		9	114921,44	428,77	5
22	40	3	46145,4	376,34	5
23		6	88316,2	379,292	5
24		9	129821,55 ^(*)	1080,50 ^(*)	4
25	45	3	52040,6	299,56	5
26		6	96612,15 ^(*)	1310,83 ^(*)	4
27		9	-	>3600	0
28	50	3	56447,92	551,97	5
29		6	106717,2 ^(*)	2425,04 ^(*)	1
30		9	-	>3600	0

^(*) la valeur moyenne est calculée sur la base seulement des instances résolues à l'optimalité

La **figure II-3**, nous donne l'évolution du temps de calcul moyen en fonction du nombre de clients et de périodes.

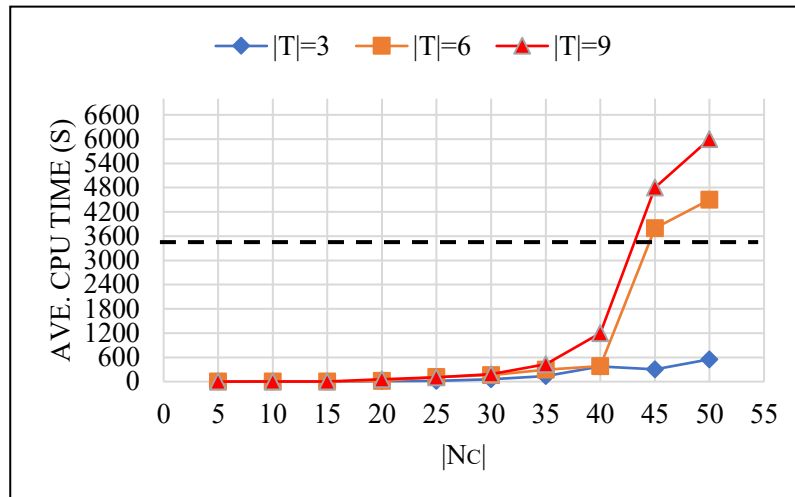


Figure II-3: Sensibilité du temps de calcul moyen en fonction de $|N_c|$ et $|T|$)

A partir du **tableau II-2** et du graphique de la **figure II-3**, il est facile d'observer que la formulation PLNE proposée est très sensible au nombre de périodes ($|T|$) et au nombre de clients ($|N_c|$). En effet, lorsque le nombre de clients passe de 30 à 50, le temps d'exécution moyen augmente considérablement pour toutes les valeurs possibles du nombre de périodes, et en particulier lorsque $|T| = 9$ et $|N_c| \geq 40$. Nous pouvons également observer qu'au bout d'une heure de calcul, seulement 4 instances ont été résolues à l'optimalité dans le cas des configurations 24 et 26, et seulement 1 instance sur 5 dans le cas de la configuration 29. Le même résultat peut être observé pour les problèmes 27 et 30 où CPLEX n'a pu résoudre aucune instance après une heure d'exécution.

Ces observations peuvent s'expliquer par le fait que le modèle développé induit un grand nombre de variables de décision et aussi par le fait qu'il considère l'optimisation conjointe du problème de dimensionnement dynamique des lots avec ré-usinage et du problème de tournées de véhicules avec livraison et collecte simultanées chacun d'eux étant *NP-Difficile*.

Dans ce qui suit, nous proposons d'étendre notre approche de planification intégrée étudiée dans cette section, en tenant compte d'une flotte homogène de véhicules avec capacité.

3 Problème de la planification intégrée du réseau en boucle fermée – Cas multi-véhicule

Dans cette section, nous allons étudier la deuxième variante du problème de la planification intégrée des opérations logistiques dans le cadre des chaînes logistiques en boucle fermée. Pour ce faire, nous étendons notre modèle CDLSR-VRSPD présenté dans la section précédente en considérant, cette fois-ci, une flotte homogène de véhicules à capacité limitée disponibles au niveau de l'usine centrale pour effectuer simultanément la livraison des produits neufs et la collecte des PFV auprès des clients visités. La prise en compte d'une flotte homogène de véhicules à capacité limitée garantira un haut niveau de service en termes de délai de livraison. Dans un premier temps, nous introduisons une nouvelle formulation du problème IPIRP avec une distribution directe-inverse et option de ré-usinage dans le cadre des chaînes logistiques en boucle fermée (dénommée IPIRP-R). Désormais, la distribution directe-inverse avec livraison

et collecte simultanées est maintenant mélangée à des problèmes de tournée de véhicules à capacité, sous de nouvelles hypothèses. Les avantages de ce dernier sont ensuite projetés à travers l'analyse de la solution issue de l'optimisation d'un exemple illustratif dont nous discutons les décisions opérationnelles entreprises. Enfin, nous évaluons les limites du nouveau modèle intégré à travers des expériences de calcul.

3.1 Description et formulation mathématique du problème IPIRP-R

Dans cette section, nous présentons une description formelle du problème de la planification intégrée de la production, de stockage et de distribution avec option de ré-usinage, noté IPIRP-R, ainsi que les hypothèses que nous avons prises en compte lors du développement du modèle PLNE proposé.

3.1.1 Description du problème IPIRP-R

Au contrario du modèle CDLSR-VRSPD, l'IPIRP-R considère une flotte homogène de véhicules à capacité limitée et disponible à l'usine centrale pour effectuer simultanément les opérations de livraison et de collecte. Nous supposons également que chaque véhicule part et revient à l'usine centrale et dessert plusieurs clients sans dépasser sa capacité Q . Chaque client doit être visité une et une seule fois par un seul véhicule dans une période et ses demandes en livraison et en collecte ne peuvent pas être fractionnées.

Nous considérons désormais des contraintes techniques relatives à l'opération de ré-usinage, ainsi que de nouvelles conditions sur les niveaux des stocks prédéfinis et sur les visites à effectuer auprès des clients. Désormais, nous supposons que les PFV retournés ne peuvent pas être entièrement ré-usinés car certains produits retournés sont irréparables en raison de contraintes techniques. Cela signifie que la remise à neuf ne peut pas couvrir tous les PFV retournés impliquant ainsi un taux de ré-usinage η satisfaisant $0 \leq \eta \leq 1$. La **figure II-4** illustre le réseau en boucle fermée considéré.

Le but de l'IPIRP-R consiste à déterminer les quantités des produits à fabriquer, à ré-usiner, à stocker et à distribuer dans les deux sens direct et inverse, à travers des itinéraires optimaux sur un horizon de planification multi-périodes. L'objectif étant de minimiser conjointement les coûts de production, de ré-usinage, de configuration, de stockage et de transport.

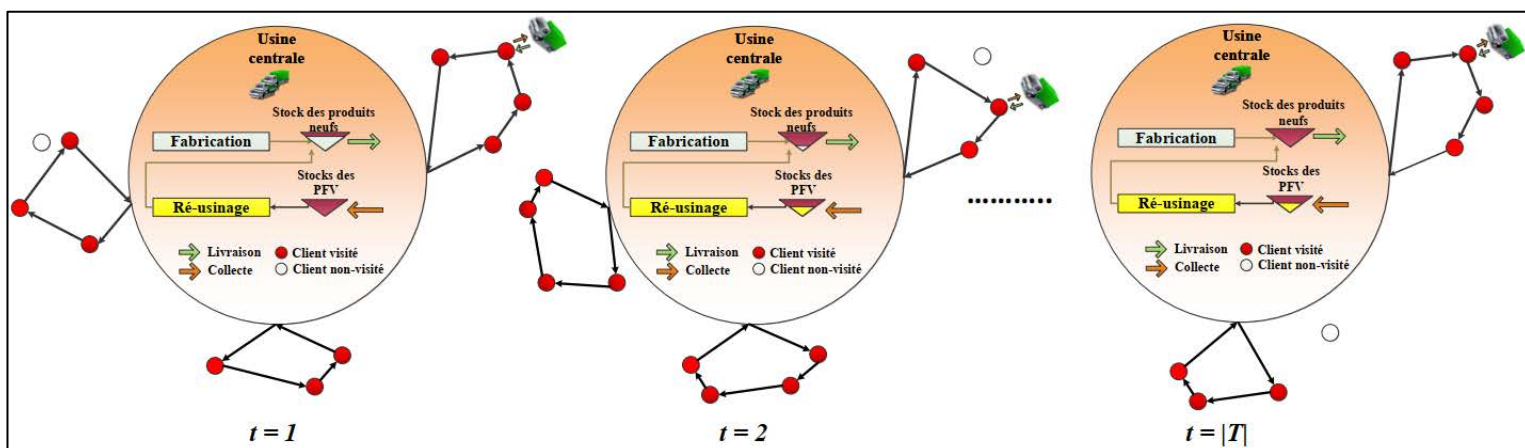


Figure II-4: Illustration du réseau en boucle fermée considéré (modèle IPIRP-R)

En parallèle de nos travaux, l'IPIRP avec des considérations de logistique inverse a été étudié par Qiu *et al.* (2018a). Dans ce cadre, un problème de planification intégrée des opérations incorporant l'option de ré-usinage des PFV relevant d'une chaîne logistique en boucle fermée a été abordé et un nouvel algorithme hybride de recherche guidée par un branch and cut (B&C) a été développé pour résoudre ce problème. Le problème IPIRP-R que nous étudions à travers cette partie diffère de celui proposé par Qiu *et al.* (2018a) dans la mesure où les auteurs ont abordé l'IPIRP dans le contexte de la logistique inverse avec option de ré-usinage à travers une structure de distribution directe-inverse de type « plusieurs-à-plusieurs » utilisant une flotte hétérogène de véhicules à capacité limitée disponible au niveau des dépôts dédiés, en distinguant le circuit dédié aux collectes de celui dédié aux livraisons. Dans notre cas, nous avons adopté une structure de distribution directe-inverse de type « un-à-plusieurs-à-un » utilisant une flotte homogène de véhicules avec une capacité limitée disponible à l'usine centrale pour effectuer les livraisons et les collectes de manière simultanée.

3.1.2 Formulation mathématique de l'IPIRP-R

Dans cette section, nous présentons la formulation mathématique de l'IPIRP-R. Tout d'abord, nous introduisons les notations, paramètres et variables utilisées. Ensuite nous présentons le modèle PLNE. Les notations et expressions en **gras** sont celles qui diffèrent par rapport au modèle (CDLSR-VRSPD) précédent.

3.1.2.1 Notations, paramètres et variables de décision

Avant de décrire le modèle PLNE, nous introduisons les notations suivantes :

a) Ensembles et indices

Par rapport au modèle avec un seul véhicule, nous conservons les ensembles N , N_C et T et nous ajoutons :

K : ensemble des véhicules de la flotte homogène, indexés par v , avec $K = \{1, 2, \dots, |K|\}$.

b) Paramètres

Nous avons les mêmes données que dans la partie précédente :

p^m, p^r	coûts unitaire de production et de ré-usinage relatif à la fabrication d'un produit neuf
K^m, K^r	coûts de setup du système de fabrication et de ré-usinage
h^m, h^r	coûts unitaire de stockage d'un produit neuf et retournés
C_t^m, C_t^r	capacités du système de fabrication et de ré-usinage à la période t
U_t^m, U_t^r	capacités maximales de stockage des produits neufs et retournés à la période t
I_0^m, I_0^r	niveaux initiaux des stocks de produits finis et retournés
d_{it}, p_{it}	demandes en livraison et collecte du client $i \in N_C$ à la période t
Q, fc	capacité et coût fixe d'un véhicule
c_{ij}	coûts de transport sur l'arc $(i, j) \in A$

Et nous ajoutons :

η Taux de ré-usinage ($0 \leq \eta \leq 1$)

c) Variables de décision

On conserve les variables précédentes :

x_t^m, x_t^r quantité de produits fabriqués ou ré-usinés au cours de la période t

δ_t^m, δ_t^r variable binaire égale à 1 si au moins un produit est fabriqué ou ré-usinés à la période t , et 0 sinon

I_t^m, I_t^r niveau de stock en produits neufs et retournés à la fin de la période t

z_{ijt}, w_{ijt} quantité de produits livrés et collectés transportée sur l'arc (i, j) à la période t

Et on définit les nouvelles variables relatives au routage des véhicules :

y_{ijvt} variable binaire est égale à 1 si le véhicule v se déplace du nœud i au nœud j à la période t , et 0 sinon

Sur la base des paramètres et variables introduits précédemment, nous présentons dans ce qui suit la formulation PLNE du modèle intégré IPIRP-R. Une illustration des paramètres relatifs aux opérations considérées ainsi que les variables de décision à retrouver à une période t donnée, est présentée dans la **figure II-5**.

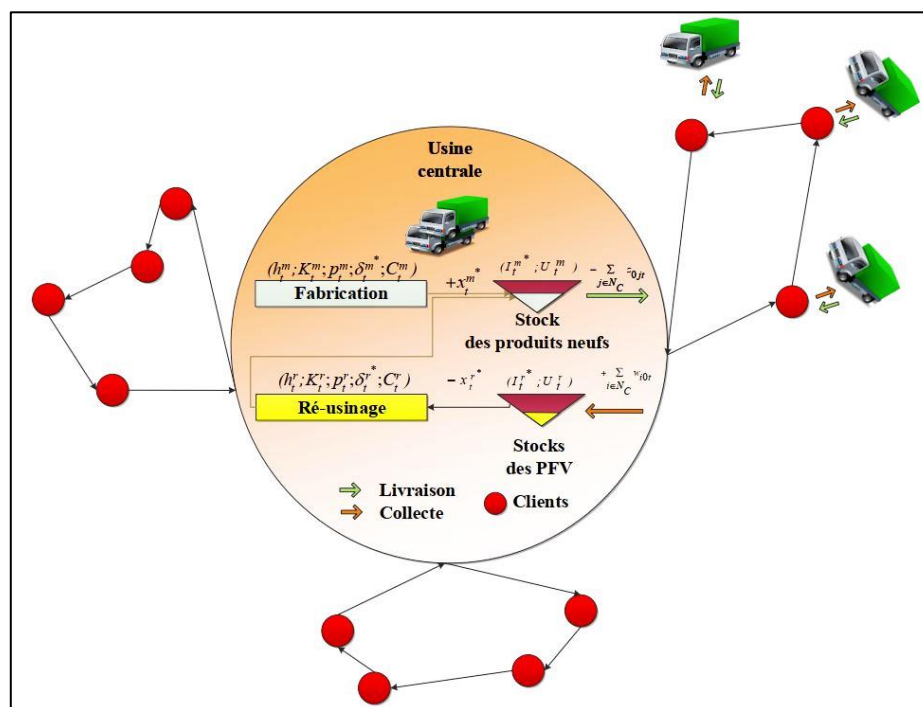


Figure II-5: Paramètres et variables de décision du réseau en boucle fermée considéré (modèle IPIRP-R)

3.1.2.2 Fonction objectif et contraintes

En utilisant les paramètres et variables ci-dessus, le modèle intégré complet peut être formulé comme suit (modèle **IPIRP-R**) :

La nouvelle fonction objectif (28) considérant le cas multi-véhicule devient :

$$\begin{aligned}
 (\text{IPIRP} - \mathbf{R}): \min z = & \sum_{t \in T} (K^m \cdot \delta_t^m + p^m \cdot x_t^m + h^m \cdot I_t^m + K^r \cdot \delta_t^r + p^r \cdot x_t^r + h^r \cdot I_t^r) \\
 & + \sum_{j \in N_c} \sum_{v \in K} \sum_{t \in T} f c \cdot y_{0jvt} + \sum_{i \in N} \sum_{\substack{j \in N \\ j \neq i}} \sum_{v \in K} \sum_{t \in T} c_{ij} \cdot y_{ijvt}
 \end{aligned} \quad (29)$$

Elle minimise le coût total de production, de ré-usinage, de stockage et de transport.

Les contraintes du modèle sont les suivantes :

- Contraintes utilisées dans le modèle précédent :
 - Equations d'équilibre des flux au niveau des stocks en produits neufs **(2)**;
 - Contraintes, respectivement, sur les niveaux initiaux et sur les limites maximales des capacités des stocks de produits neufs et ré-usinés **(4)-(6)** ;
 - Contrainte sur la capacité du système de fabrication **(7)** ;
 - Contraintes de satisfaction des demandes clients, respectivement, en livraison et en collecte **(13)-(14)** ;
 - Contraintes sur le domaine des variables de décision **(26)-(28)** ;
- Nouvelles contraintes :

La prise en compte du taux de ré-usinage η , nous mène à modifier les contraintes d'équilibre des flux au niveau des stocks en PFV retournés **(3)**, et celles qui portent sur la capacité du système de ré-usinage **(8)**, respectivement, par les nouvelles contraintes suivantes :

$$I_t^r = I_{t-1}^r - x_t^r / \eta + \sum_{i \in N_c} w_{i0t} \quad \forall t \in T \quad (30)$$

$$x_t^r \leq \min \left\{ \min \left\{ \sum_{i \in N_c} \sum_{l=t}^T d_{il}, C_t^r \right\} \cdot \delta_t^r, \eta \cdot I_{t-1}^r \right\} \quad \forall t \in T \quad (31)$$

Les équations **(32)-(34)** représentent les contraintes classiques de tournées de véhicules.

$$\sum_{j \in N_c} y_{0jvt} \leq 1 \quad \forall v \in K, \forall t \in T \quad (32)$$

$$\sum_{i \in N_c} y_{i0vt} \leq 1 \quad \forall v \in K, \forall t \in T \quad (33)$$

$$\sum_{\substack{j \in N \\ j \neq i}} y_{ijvt} - \sum_{\substack{j \in N \\ j \neq i}} y_{jivt} = 0 \quad \forall i \in N_c, \forall v \in K, \forall t \in T \quad (34)$$

La contrainte **(35)** garantit que la charge totale à bord de chaque véhicule ne doit pas dépasser sa capacité.

$$(z_{ijt} + w_{ijt}) \leq Q \cdot \sum_{v \in K} y_{ijvt} \quad \forall (i, j : i \neq j) \in N, \forall t \in T \quad (35)$$

Les contraintes **(36)-(37)** garantissent que les véhicules quittent l'usine centrale sans aucune charge en collecte et l'atteignent après avoir répondu à toutes les demandes.

$$w_{0jt} = 0 \quad \forall j \in N_C, \forall t \in T \quad (36)$$

$$z_{i0t} = 0 \quad \forall i \in N_C, \forall t \in T \quad (37)$$

Enfin, la contrainte (38) définit le domaine de la variable de décision relative au routage.

$$y_{ijvt} \in \{0, 1\} \quad \forall (i, j : i \neq j) \in N, \forall v \in K, \forall t \in T \quad (38)$$

À partir des équations décrites ci-dessus, nous pouvons facilement remarquer que le modèle intégré IPIRP-R est similaire à l'IPIRP classique avec une structure supplémentaire de coûts liés à l'opération de ré-usinage ainsi que des contraintes liées à la collecte et le stockage des PFV. Puisque l'IPIRP est *NP-difficile* (Adulyasak *et al.*, 2015), il s'ensuit que l'IPIRP-R l'est également.

Dans ce qui suit nous illustrons l'applicabilité de notre modèle intégré IPIRP-R à travers un exemple illustratif.

3.1.3 Exemple illustratif

Afin d'illustrer certaines caractéristiques clés de notre approche de modélisation, nous présentons ici la solution issue de la simulation du modèle PLNE (IPIRP-R) sous le solveur commercial CPLEX, d'un exemple illustratif avec $|N_C| = 5$ clients, $|T| = 3$ périodes et $|K| = 5$ véhicules. Les valeurs des autres paramètres sont données dans le **tableau II-3**.

Tableau II-3: Valeurs des paramètres de l'exemple illustratif

Coût unitaire de production	$p^m = 10$
Coût de setup pour la production	$K^m = 500$
Coût unitaire de stockage d'un produit neuf	$h^m = 1$
Coût unitaire de ré-usinage	$p^r = 2$
Coût de setup pour le ré-usinage	$K^r = 500$
Coût unitaire de stockage d'un produit retourné	$h^r = 0.8$
Coût fixe relatif à l'utilisation du véhicule	$Fc = 500$
Capacité du véhicule	$Q = 100$
Taux de ré-usinage	$\eta = 1$

Dans les **tableaux II-4** et **II-5**, nous rapportons les données générées aléatoirement, en termes de demandes périodiques et des emplacements des nœuds, considérés lors de la simulation de l'exemple illustratif.

Dans les **tableaux II-6** et **II-7**, nous rapportons les résultats de l'optimisation en termes de décisions sur les quantités dédiées, et du programme de distribution directe-inverse optimal. En particulier, le **tableau II-6** montre, pour chaque période, les quantités de produits neufs à fabriquer, les quantités des PFV retournés à ré-usiner, les quantités des produits à livrer et à collecter auprès des clients ainsi que les quantités à stocker au niveau du stock des produits neufs et du stock des PFV retournés. La **figure II-6** quant à elle, présente le coût total et sa répartition suivant les opérations intégrées considérées. Finalement, la **figure II-7** illustre les décisions d'acheminement pour chaque période.

Tableau II-4: Demandes périodiques en livraison et en collecte de l'exemple illustratif

Demandes	Clients	Période		
		1	2	3
Livraisons	C1	42	46	22
	C2	31	31	56
	C3	59	20	29
	C4	26	30	41
	C5	43	49	47
Collectes	C1	15	56	55
	C2	9	20	35
	C3	55	16	45
	C4	24	39	46
	C5	55	15	26

Tableau II-5: Coordonnées des nœuds considérées dans l'exemple illustratif

Coordonnées	Usine centrale	C1	C2	C3	C4	C5
X_i	92	32	54	21	53	39
Y_i	89	84	82	16	20	70

Tableau II-6: Résultats relatifs aux décisions sur les quantités dédiées de l'exemple illustratif

Période	Quantités dédiées					
	Fabrication	Ré-usinage	Livraison	Collecte	Stock en produits neufs	Stock des PFV retournés
1	236	0	201	158	35	158
2	0	141	176	146	0	163
3	0	163	163	207	0	207

Par exemple, au début de la première période, la quantité en produits neufs fabriquée est de 236 unités, assez suffisante pour répondre à toutes les demandes en livraison survenant pendant cette période (201 unités). Par conséquent, le niveau du stock des produits neufs à la fin de la première période est : $0 + 236 + 0 - 201 = 35$ (en supposant le niveau du stock initial du stock des produits neufs est nul ($I_0^m = 0$)), ce qui correspond au stock initial en produits neufs de la deuxième période. Concernant le niveau du stock des PFV retournés, la même analyse s'applique. Ainsi, le niveau du stock des PFV à la fin de la première période est de : $0 + 158 - 0 = 158$ unités (en supposant le niveau du stock initial des PFV retournés est nul ($I_0^r = 0$)), ce qui correspond au stock initial en PFV retournés dans la deuxième période. Nous pouvons constater qu'aucune opération de ré-usinage n'a été effectuée, ce qui est tout à fait normal car les produits PFV sont collectés et retournés à l'usine centrale uniquement à la fin de la première période.

En effectuant les mêmes analyses et calculs, nous pouvons obtenir les tailles des lots à fabriquer, à ré-usiner et à stocker ainsi que les quantités de produits à livrer et à collecter pour toutes les périodes. A noter aussi qu'au cours des périodes 2 et 3 aucune opération de fabrication n'est effectuée et elle est remplacée par l'opération du ré-usinage. En effet, les produits collectés sont suffisants pour répondre à la demande après ré-usinage.

À partir de la **figure II-6**, il est facile de remarquer que les coûts liés aux opérations de transport et de production sont importants et représentent respectivement 51% et 29% du coût total intégré par rapport aux coûts liés aux opérations de stockage et de setup qui arrivent en troisième et quatrième place et représentent, respectivement, 15% et 5% du coût total intégré.

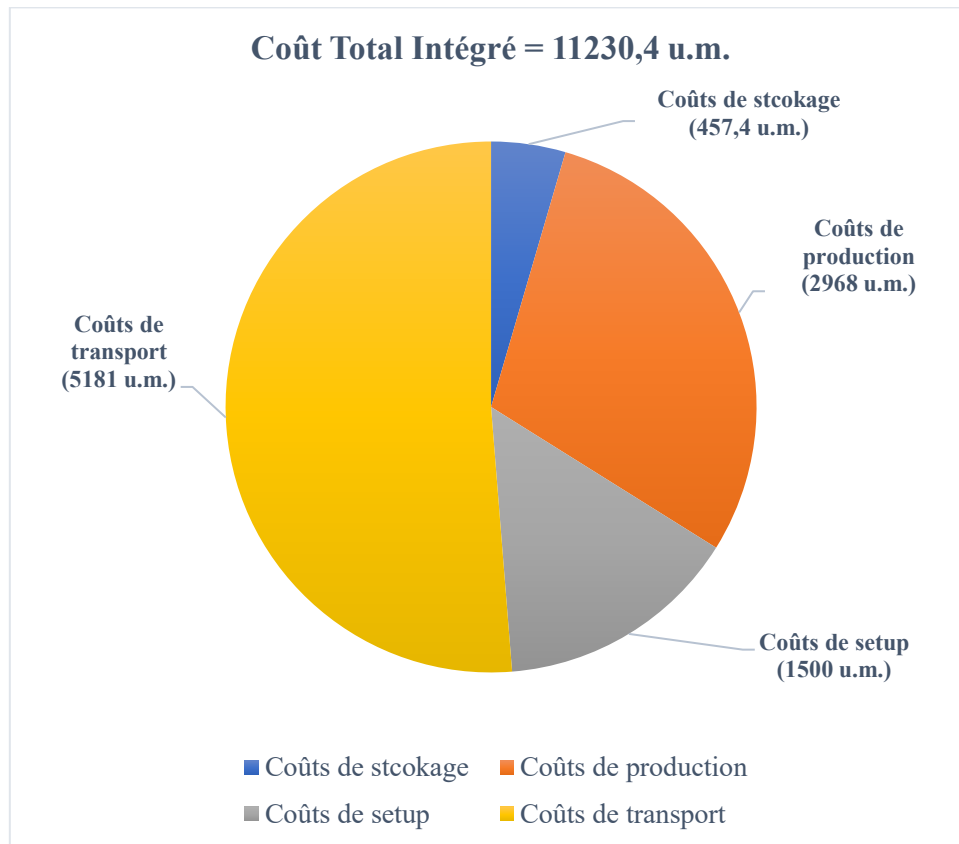


Figure II-6: Répartition des coûts opérationnels et coût total intégré de l'exemple illustratif

Dans le **tableau II-7** et la **figure II-7**, nous avons les routages des véhicules pour chaque période. Sur la **figure II-7**, $Ci(a; b)$ indique que le client i a une demande de a produits neufs et qu'il faut récupérer b PFV. Nous pouvons remarquer que seuls 3 véhicules ont été utilisés au cours de la première et la troisième période, et deux véhicules dans la deuxième, pour effectuer les livraisons et collectes simultanées, parmi les 5 véhicules autorisés sur l'ensemble de l'horizon de planification.

Tableau II-7: Résultats relatifs aux décisions de routage

Période	Décisions de routage
1	Route 1: 0-2-0
	Route 2: 0-3-4-0
	Route 3: 0-5-1-0
2	Route 1: 0-1-2-0
	Route 2: 0-5-3-4-0
3	Route 1: 0-2-0
	Route 2: 0-3-4-0
	Route 3: 0-1-5-0

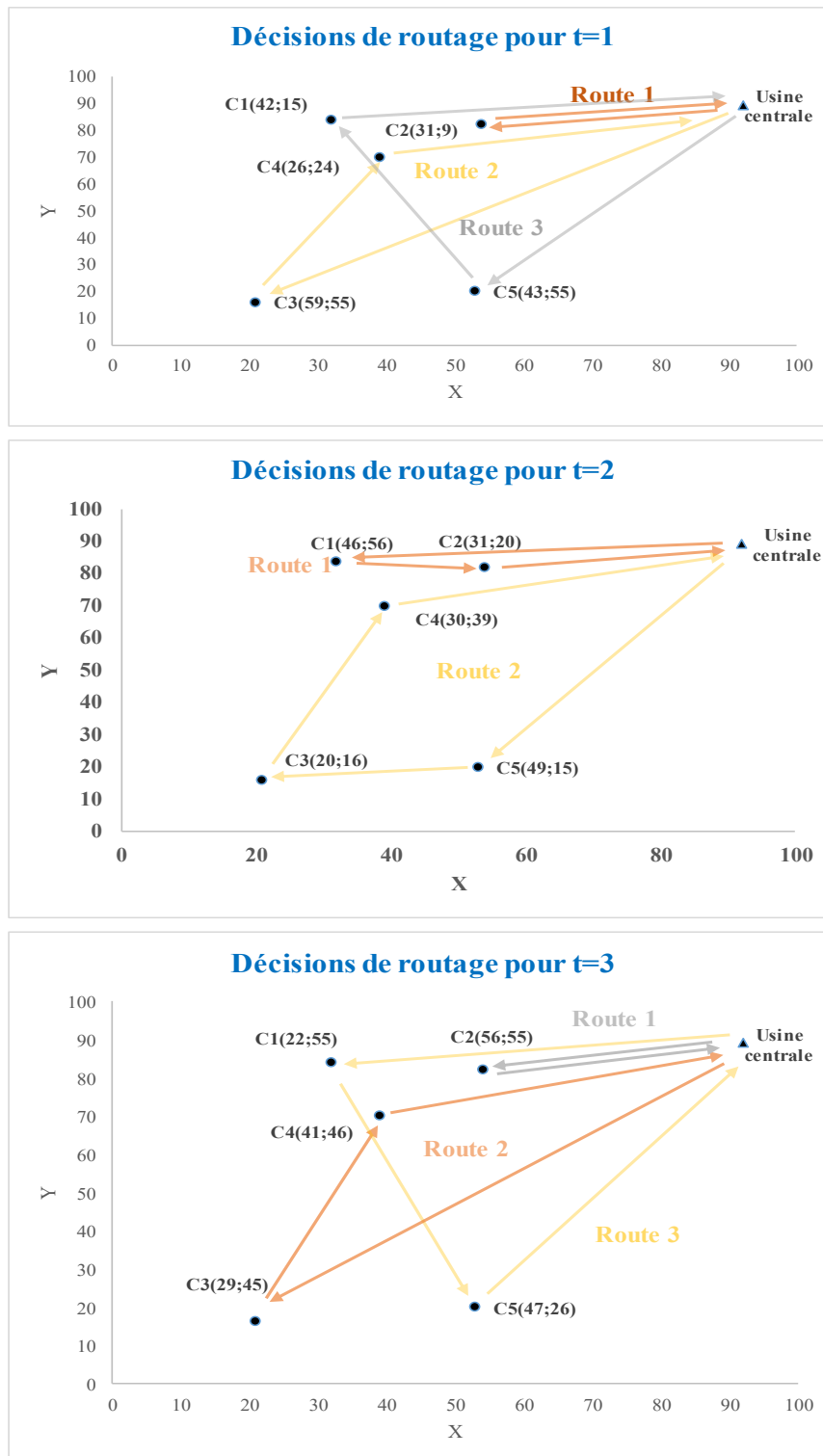


Figure II-7: Illustration graphique des décisions de routage de l'exemple illustratif

Ces remarques et résultats justifient la pertinence et l'applicabilité de notre modèle intégré IPIRP-R pour améliorer la performance économique de la chaîne en boucle fermée considérée. En effet, l'optimisation conjointe des opérations induites, permet de réduire le coût total intégré en favorisant le ré-usinage des PFV au lieu de la fabrication de nouveaux produits, d'une part, et l'utilisation rationnelle des véhicules disponibles garantissant un niveau de service accru, d'autre part.

3.2 Etudes expérimentales

Dans cette section, nous présentons des expériences de calcul menées sur un ensemble d'instances générées aléatoirement sur des problèmes de différentes tailles pour évaluer l'efficacité et les limites de notre modèle intégré IPIRP-R.

Le modèle PLNE multi-véhicule (IPIRP-R) a été implémenté sous Eclipse Java Oxygen et résolu à l'aide du solveur commercial IBM ILOG CPLEX 12.7 sur un PC avec un processeur doté d'un processeur CPU Core i5 2,40 GHz et 4 Go de mémoire vive RAM. Un temps de calcul acceptable d'une heure est défini pour chaque instance. De plus, tous les paramètres CPLEX ont été configurés à leurs valeurs par défaut pour tous les tests numériques.

3.2.1 Génération des instances

Nous considérons le même banc d'essai utilisé pour évaluer les limites du modèle CDLSR-VRSP discuté dans la partie précédente et défini dans le **tableau II-1**. Le seul nouveau paramètre à définir est le nombre maximum de véhicules $|K|_{max}$. Nous le générons avec la formule suivante :

$$|K|_{max} = \left\lceil \frac{\max(\sum_{t \in T} \sum_{i \in N_C} d_{it}; \sum_{t \in T} \sum_{i \in N_C} p_{it})}{Q} \right\rceil$$

Les instances de données générées sont constituées de problèmes avec $|T| = \{3, 6, 9\}$ et $|N_C| = \{5, 10, 15, 20\}$. Nous générons 10 instances pour chaque combinaison en nombre de clients et de périodes, ce qui donne un total 120 instances (3 x 4 x 10).

3.2.2 Résultats computationnels et discussion sur l'IPIRP

Les résultats obtenus à l'aide du solveur CPLEX sont présentés dans le **tableau II-8**. Les colonnes 2-4 indiquent, respectivement, le nombre de clients, le nombre de périodes et le nombre maximum de véhicules à utiliser le long de l'horizon de planification. La colonnes 5 affiche le coût total moyen (*Av. Total cost*) calculé sur la base des instances résolues à l'optimalité. Enfin, la colonne 6 indique le temps moyen d'exécution (*Av. CPU (s)*), en secondes. Enfin, la colonne 7 affiche le nombre des instances résolues de manière optimale (*#Opt*). Le symbole « † » signifie que le solveur CPLEX n'a pas pu renvoyer de solution réalisable pour les instances correspondantes dans le délai prédéfini d'une heure.

Le solveur CPLEX ne peut résoudre à l'optimalité que des instances ayant 5 clients pour un horizon de planification avec 3, 6 et 9 périodes après une heure de temps de calcul. Un autre inconvénient derrière la résolution exacte du modèle intégré est que le solveur CPLEX n'est pas capable de fournir des solutions réalisables pour la plupart des instances avec un nombre de client $|N_C| \geq 20$ pour toutes les périodes de l'horizon de planification.

Tableau II-8: Résumé des résultats issus du solveur CPLEX

Prob#	$ N_c $	$ T $	$ K $	Av. Total cost	Av. CPU (s)	#Opt
1	5	3	6	11502,44	5,3163	10
2		6	12	22522,56	201,35	10
3		9	18	33654,7 ^(a)	959,1457	9
4	10	3	13	21042,5 ^(b)	>3600	0
5		6	24	56744 ^(b)	>3600	0
6		9	37	60957,11 ^(b)	>3600	0
7	15	3	18	29986,4 ^(b)	>3600	0
8		6	36	56793,5 ^(b)	>3600	0
9		9	54	†	>3600	0
10	20	3	25	40007,22 ^(b)	>3600	0
11		6	50	†	>3600	0
12		9	72	†	>3600	0

Remarque : La valeur moyenne a été calculée sur la base des instances résolues à l'optimalité seulement ^(a) et sur la base des solutions réalisables ^(b).

D'autre part, étant donné que l'IPIRP-R généralise le CDLSR-VRSPD en considérant une flotte multi-véhicule à capacité limitée, et vue la complexité *NP-difficile* de ce dernier, il s'ensuit que l'IPIRP-R est aussi *NP-difficile*. De ce fait, l'utilisation des méthodes de résolution approchées semble logique et essentielle à déployer pour résoudre les problèmes de planification intégrée des opérations survenant dans le cadre des chaînes logistiques en boucle fermée.

4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé l'étude du problème de planification intégrée des opérations logistiques dans le cadre des chaînes logistiques en boucle fermée, suivant deux variantes qui se distinguent en termes de la taille de la flotte considérée.

Dans un premier temps, le problème étudié a considéré la valorisation des flux inverses à travers la collecte et le ré-usinage des PFV dans une chaîne logistique en boucle fermée avec un seul véhicule. Nous avons présenté une formulation PLNE pour le problème considéré (modèle CDLSR-VRSPD). Le modèle proposé vise à optimiser conjointement le problème de dimensionnement des lots dynamique avec ré-usinage et le problème de tournées de véhicules avec livraison et collecte simultanées. Le but étant de minimiser le coût total des opérations intégrées. Les résultats numériques montrent que CPLEX ne peut résoudre de manière optimale que les instances comptant jusqu'à 40 clients et qu'il a même du mal à fournir des bornes supérieures pour les instances de tailles moyenne et grande. Ce fait est dû au nombre considérable de variables induites par le modèle proposé.

Dans un deuxième temps, la deuxième variante du problème considéré, prenant en compte une flotte homogène de véhicules à capacité limitée a été étudié. A ce stade une nouvelle formulation mathématique en PLNE (modèle IPIRP-R) a été présentée et un exemple illustratif a été proposé afin de démontrer la pertinence et l'applicabilité de notre nouvelle approche de modélisation. Puis, nous avons utilisé un solveur commercial pour résoudre un ensemble de 120 instances générées aléatoirement pour voir les limites de notre modèle intégré. Les résultats

de calculs montrent la complexité du problème de planification intégrée des opérations avec considération de logistique inverse en particulier avec flotte homogène de véhicules avec capacité.

Ces résultats montrent la nécessité de développer des méthodes de résolution approximative pour la résolution des problèmes de moyenne et grande tailles. Ceci fait l'objet du chapitre suivant.

Chapitre 3 : Problème de planification intégrée de la production, du stockage et de la distribution avec remanufacturing : Méthode approchée

Ce chapitre se focalise sur le développement d'une méthode d'optimisation approchée pour résoudre le problème de la planification intégrée de production, de stockage et de distribution avec option de ré-usinage et flotte homogène multi-véhicule (IPIRP-R). Dans un premier temps, une heuristique de décomposition itérative à deux phases est décrite. Ensuite, des expériences de calcul approfondies sur des instances générées aléatoirement et de tailles différentes, sont menées pour évaluer et comparer les performances à la fois du modèle intégré et de l'heuristique développée. Enfin, l'effet des paramètres clés des opérations de ré-usinage sur la performance de la chaîne en boucle fermée considérée est projeté à travers une analyse de sensibilité visant à mettre en évidence le comportement de notre modèle intégré vis-à-vis des variations du taux de ré-usinage et de son coût.

1 Introduction

Comme nous l'avons indiqué dans notre état de l'art, la nature combinatoire *NP-difficile* du problème de planification intégrée des opérations de production, de stockage et de distribution (IPIRP) le rend difficile à résoudre dans la mesure où ce problème considère l'optimisation conjointe des problèmes de dimensionnement des lots et de tournées de véhicules, tous deux très difficiles à résoudre (Solyal *et al.*, 2017). De ce fait, il n'y a que quelques algorithmes exacts disponibles dans la littérature et qui peuvent résoudre des problèmes de petite et moyenne tailles. Les méthodes approchées comme les heuristiques et les métaheuristiques sont les plus utilisées pour résoudre l'IPIRP. À notre connaissance, la plus récente et la plus efficace est l'heuristique itérative à deux phases proposée par Absi *et al.* (2015) a démontré sa capacité à fournir de bonnes solutions pour toutes les instances disponibles de l'IPIRP.

D'autre part, contrairement aux approches de modélisation existantes sur l'IPIRP, le modèle IPIRP avec ré-usinage (IPIRP-R) couvre des coûts supplémentaires liés au ré-usinage des PFV au niveau de la fonction du coût total, ainsi que de nouvelles contraintes liées à la gestion des retours. Par conséquent, l'IPIRP-R est aussi *NP-difficile*. Avec nos travaux (Chekoubi *et al.*, 2018), les travaux de (Qiu *et al.*, 2018a) sont considérés comme les premiers travaux ayant abordé le problème intégré de production-distribution avec ré-usinage dans le contexte des chaînes logistiques inverses. Comme méthode de résolution, les auteurs ont proposé une approche hybride, combinant une heuristique de recherche guidée avec la méthode de Branch and Cut (B&C). Néanmoins, à notre connaissance, les algorithmes heuristiques de décomposition n'ont pas encore été adoptés pour résoudre l'IPIRP-R.

Ce chapitre traite la mise en œuvre de la méthode d'optimisation approchée proposée pour résoudre le problème IPIRP-R. Dans un premier temps, nous présentons l'approche d'optimisation développée. À ce stade une heuristique de décomposition itérative à deux phases modifiée et inspirée des travaux de (Absi *et al.*, 2015) est décrite. L'idée est de décomposer l'IPIRP-R en des sous-problèmes restreints qui sont résolus de manière itérative jusqu'à ce qu'aucune amélioration ne soit possible ou l'atteinte d'un critère d'arrêt donné. Ensuite, l'approche de résolution proposée est évaluée à travers des expériences de calcul approfondies. En particulier, l'algorithme proposé a été testé sur un ensemble d'instances générées aléatoirement et comparé à un solveur commercial. Enfin, une analyse de sensibilité visant à mettre en évidence le comportement de notre modèle intégré vis-à-vis des variations du taux de ré-usinage et de son coût est présentée.

2 Méthode de résolution : Heuristique de décomposition à deux phases

Dans cette partie nous allons présenter la méthode d'optimisation approchée développée pour résoudre l'IPIRP-R afin d'obtenir des solutions de bonnes qualités, en termes de coût et de temps de calcul, pour résoudre les problèmes de tailles petites et moyennes. L'heuristique proposée (notée *CST*) est inspirée de travaux de (Absi *et al.*, 2015) qui ont proposé une heuristique itérative en deux phases pour résoudre l'IPIRP classique. L'idée est de décomposer l'IPIRP-R en deux sous-problèmes restreints qui sont résolus de manière itérative jusqu'à ce qu'aucune meilleure solution ne soit possible ou l'atteinte d'un critère d'arrêt donné (par exemple, le nombre d'itérations).

2.1 Aperçu général

La première phase de l'heuristique traite le problème restreint de dimensionnement de lots avec option de ré-usinage, noté CLSP-R, à travers lequel le modèle intégré IPIRP-R est limité aux décisions de fabrication, de ré-usinage et de gestion des stocks. Dans cette phase, on détermine quand et combien de nouveaux produits fabriquer et stocker, quand et combien de PFV ré-usiner et à stocker, combien de nouveaux produits livrer et combien de PFV collecter simultanément auprès des clients. En outre, dans cette phase, on affecte également les clients aux véhicules sans prendre en compte explicitement les décisions relatives aux tournées de véhicules. Pour cela, on utilise des coûts de visite approximatifs SC_{ivt} qui sont mis à jour tout au long de l'algorithme. De plus, les contraintes de capacité sur les systèmes de production et de stockage et celles sur la capacité de chaque véhicule sont aussi prises en compte à ce niveau. L'objectif du modèle restreint CLSP-R est de minimiser le coût total dû aux opérations de fabrication, de ré-usinage, de stockage et les coûts de visites approximatifs. La deuxième phase, quant à elle, vise à optimiser les tournées de véhicules à réaliser au cours de chaque période à travers la résolution d'une version restreinte du modèle intégré IPIRP-R, à savoir le problème de tournées de véhicules avec collecte et livraison simultanées (VRPSPD), en tenant compte des décisions relatives à l'assignation des clients aux véhicules donnée par la première phase.

La méthode commence par initialiser la solution actuelle en tant qu'ensemble vide et en affectant la valeur infinie à la meilleure solution trouvée (**Algorithme III-1**, *ligne 2*). Quant à la valeur des coûts approximatifs SC_{ivt} , elle est initialement définie par $c_{0i} + c_{i0}$ (**Algorithme III-1**, *ligne 3*). Ensuite, la première phase optimise le modèle restreint CLSP-R en utilisant les coûts de visite approximatifs initialisés SC_{ivt} ($\forall i \in N_C, \forall v \in K, \forall t \in T$) au lieu de la matrice des coûts de transport c_{ij} .

A noter que les coûts de visite approximatifs SC_{ivt} jouent un rôle crucial car ils créent un lien entre la première et la deuxième phase. De plus, ces coûts sont actualisés à chaque itération du procédé en utilisant les informations fournies par la solution de la deuxième phase afin que les solutions de la première phase soient orientées vers un nouvel espace de solutions meilleures en termes de regroupement (clustering) des clients. En effet, chaque fois qu'une solution réalisable est trouvée, elle est ensuite utilisée pour mettre à jour les coûts de visite approximatifs pour la prochaine itération.

Cette procédure est répétée jusqu'à ce que la solution globale cesse de s'améliorer pour un nombre donné d'itérations (*Nbmax_Iterations*) ou que le délai d'exécution soit dépassé. Lorsque la procédure itérative s'arrête, un mécanisme de diversification est appliqué et l'ensemble du processus sera répété jusqu'à ce que le nombre de redémarrages (*Nbmax_Redémarrages*) soit atteint. Les principales étapes relatives à notre méthode heuristique de décomposition sont présentées dans l'**Algorithme III-1** et les détails des différentes étapes sont décrites dans les parties suivantes.

Algorithme III-1: Pseudo-code de la méthode de résolution approchée du IPIRP-R

Entrées: $Nbmax_Itérations$; $Nbmax_Redémarrages$
Sortie: $Meilleure_Solution$

1 : // Initialisation des paramètres
2 : $Solution \leftarrow \emptyset$; $Meilleure_Solution \leftarrow +\infty$;
 $Redémarrage \leftarrow 0$; $Pas_Amélioration \leftarrow 0$;
3 : $SC_{ivt} = c_{oi} + c_{io} \quad \forall i \in N_C; \forall v \in K; \forall t \in T$
4 : **Répéter**
5 : **Répéter**
6 : Résoudre le modèle restreint **CLSP-R** et récupérer $\gamma_{ivt}, \forall i \in N_C, \forall v \in K, \forall t \in T$;
7 : Résoudre le modèle restreint **VRSPD** pour chaque $v \in K, t \in T, \exists i \in N_C$ tel
que : $\gamma_{ivt}=1$
8 : // Mise à jour de la solution et des paramètres si nécessaire
9 : **Si** $Solution < Meilleure_Solution$ **Alors**
10 : $Meilleure_Solution \leftarrow Solution$
11 : $Pas_Amélioration \leftarrow 0$;
12 : **Sinon**
13 : $Pas_Amélioration \leftarrow Pas_Amélioration + 1$;
14 : **Fin Si**
15 : Mettre à jour les coûts de visite approximatifs $SC_{ivt}, \forall i \in N_C, \forall v \in K, \forall t \in T$ en
utilisant l'**Algorithme 2** ;
16 : **Jusqu'à** $Pas_Amélioration \geq Nbmax_Itérations$
17 : *Diversification* ;
18 : $Redémarrage \leftarrow Redémarrage + 1$;
19 : **Jusqu'à** $Redémarrage \geq Nbmax_Redémarrages$
20 : **Retourner** $Meilleure_Solution$

2.2 1^{ère} Phase : Modèle de dimensionnement des lots avec ré-usinage (CLSP-R)

Dans cette section, nous décrivons le modèle mathématique utilisé dans la première phase de notre approche heuristique. Comme déjà mentionné, cette phase décide :

- quand et combien de produits neufs fabriquer et stocker,
- quand et combien de PFV ré-usiner et stocker,
- avec quel véhicule rendre visite aux clients,
- combien de nouveaux produits livrer,
- combien de PFV collecter simultanément

L'objectif est de minimiser le coût total lié à la fabrication de produits neufs (respectivement, le ré-usinage de PFV retournés), la configuration des systèmes de production (fabrication et ré-usinage) et au stockage des produits neufs (respectivement, des PFV retournés) ainsi qu'aux coûts liés à l'affectation des clients aux véhicules.

Pour formuler le modèle restreint CLSP-R (**Algorithme III-1**, ligne 6), les paramètres et les variables de décision supplémentaires suivantes sont définies :

Paramètres :

SC_{ivt} coût de visite approximatif pour desservir le client i depuis l'usine centrale avec le véhicule v au cours de la période t

Variables de décision :

- ξ_{vt} variable binaire valant 1 si le véhicule v est utilisé à la période t , et 0 sinon
- γ_{ivt} variable binaire valant 1, si le client i est desservi par le véhicule v à la période t , et 0 sinon
- a_{ivt} quantité de produits neufs à livrer au client i visité par le véhicule v au cours de la période t
- b_{ivt} quantité de PFV collectés auprès du client i visité par le véhicule v au cours de la période t

En utilisant les nouveaux paramètres et variables de décision introduits ci-dessus, le problème restreint CLSR peut être formulé comme suit :

$$\begin{aligned}
 \text{(CLSP - R): } \min z = & \sum_{t=1}^{|T|} (K^m \cdot \delta_t^m + p^m \cdot x_t^m + h^m \cdot I_t^m + K^r \cdot \delta_t^r + p^r \cdot x_t^r \\
 & + h^r \cdot I_t^r) + \sum_{i \in N_C} \sum_{v=1}^{|K|} \sum_{t=1}^{|T|} SC_{ivt} \cdot \gamma_{ivt} + \sum_{v=1}^{|K|} \sum_{t=1}^{|T|} \xi_{vt}
 \end{aligned} \tag{39}$$

Sous les contraintes suivantes :

- Contraintes utilisées dans le modèle IPIRP-R complet précédent :
 - Contraintes sur les niveaux initiaux et sur les limites maximales des capacités des stocks de produits neufs et ré-usinés **(4)-(6)** ;
 - Contraintes sur les capacités des systèmes de fabrication **(7)** et de ré-usinage **(30)** ;
 - Contraintes sur le domaine des variables de décision **(27)** ;

- Nouvelles contraintes :

$$I_t^m = I_{t-1}^m + x_t^m + x_t^r - \sum_{i \in N_C} \sum_{v \in K} a_{ivt} \quad \forall t \in T \tag{40}$$

$$I_t^r = I_{t-1}^r - x_t^r / \eta + \sum_{i \in N_C} \sum_{v \in K} b_{ivt} \quad \forall t \in T \tag{41}$$

$$\sum_{v \in K} a_{ivt} = d_{it} \quad \forall i \in N_C, \forall t \in T \tag{42}$$

$$\sum_{v \in K} b_{ivt} = p_{it} \quad \forall i \in N_C, \forall t \in T \tag{43}$$

$$\sum_{i \in N_C} a_{ivt} \leq Q \quad \forall v \in K, \forall t \in T \tag{44}$$

$$\sum_{i \in N_C} b_{ivt} \leq Q \quad \forall v \in K, \forall t \in T \quad (45)$$

$$a_{ivt} \leq Q \cdot \gamma_{ivt} \quad \forall i \in N_C, \forall v \in K, \forall t \in T, \quad (46)$$

$$b_{ivt} \leq Q \cdot \gamma_{ivt} \quad \forall i \in N_C, \forall v \in K, \forall t \in T, \quad (47)$$

$$\sum_{v \in K} \gamma_{ivt} \leq 1 \quad \forall i \in N_C, \forall t \in T \quad (48)$$

$$\gamma_{ivt} \leq \xi_{vt} \quad \forall i \in N_C, \forall v \in K, \forall t \in T \quad (49)$$

$$\gamma_{ivt} \in \{0, 1\} \quad \forall i \in N_C, \forall v \in K, \forall t \in T \quad (50)$$

$$\xi_{vt} \in \{0, 1\} \quad \forall v \in K, \forall t \in T \quad (51)$$

$$a_{ivt}, b_{ivt} \in \mathbb{Z}^+ \quad \forall i \in N_C, \forall v \in K, \forall t \in T \quad (52)$$

La fonction objectif (39) minimise le coût total dû aux opérations de fabrication, de ré-usinage, de configuration, de stockage et de visite ainsi que le nombre de véhicules à utiliser. Les contraintes (40) et (41) représentent, respectivement, les équations d'équilibre des flux au niveau des stocks de produits neufs et de PFV retournés. L'équation (42) garantit que la quantité totale à livrer à l'aide des véhicules sélectionnés correspond à la demande en livraison du client visité. La contrainte (43) garantit que la quantité totale à collecter auprès du client visité à l'aide des véhicules sélectionnés, correspond à sa demande en collecte. Les contraintes (44) et (45) garantissent que les quantités à livrer ou à collecter ne dépassent pas la capacité des véhicules. Les inégalités (46) et (47) garantissent que les quantités à livrer et à collecter restent nulles si aucun client n'est visité. La contrainte (48) empêche les livraisons et collectes fractionnées. La contrainte (49) indique qu'un client peut être visité par un véhicule au cours d'une période donnée, uniquement si ce véhicule est utilisé au cours de la même période. Enfin, les contraintes (50) à (52) définissent le domaine des variables de décision.

A noter que la résolution du modèle restreint CLSP-R sans les coûts de visite approximatifs conduirait à une solution entièrement guidée par les coûts de fabrication ou de ré-usinage pour lesquels il est peut-être très difficile de trouver un plan de tournées de véhicules réalisable. Par conséquent, l'idée ici est de considérer les coûts de transport d'une manière approximative pour conduire le modèle à trouver des solutions avec un meilleur compromis entre la fabrication, le ré-usinage et les coûts de transport. De plus, bien que le modèle restreint CLSP-R ne modélise pas explicitement les décisions de tournées de véhicules, il est évident que ces dernières sont importantes lors du calcul du coût total (Absi *et al.*, 2015; Chitsaz *et al.*, 2019).

La deuxième phase utilisera l'affectation des clients aux véhicules issue de la première phase pour déterminer le programme de visite avec livraison et collecte simultanées auprès des clients desservis à chaque période par chaque véhicule.

2.3 2^{ème} Phase : Modèle de tournées de véhicules avec livraison et collecte simultanées

Dans cette section, la partie des tournées de véhicules avec livraison et collecte simultanées de notre approche heuristique est décrite. Comme indiqué précédemment, le problème d'acheminement ici vise à résoudre le problème restreint VRSPD sur la base des décisions prises dans la première phase. L'objectif de la deuxième phase consiste à trouver les itinéraires

optimaux pour la distribution directe-inverse concernant un ensemble de clients desservis par un ensemble de véhicules à chaque période.

Pour cela, nous définissons $S_{vt} = \{i \in N_C : \gamma_{ivt} = 1\}$ comme étant l'ensemble des clients i affectés au véhicule v au cours de la période t issu de la première phase. Pour tous les véhicules $v \in K$, le modèle restreint VRSPD suivant (**Algorithme III-1**, ligne 7) doit être résolu :

$$(\text{VRSPD}) : \min z = \sum_{j \in S_{vt}} \sum_{v \in K} \sum_{t \in T} f^c \cdot y_{0jvt} + \sum_{i \in S_{vt} \cup \{0\}} \sum_{\substack{j \in S_{vt} \cup \{0\} \\ j \neq i}} \sum_{v \in K} \sum_{t \in T} c_{ij} \cdot y_{ijvt} \quad (53)$$

Sous les contraintes suivantes :

$$\sum_{j \in S_{vt}} y_{0jvt} \leq 1 \quad \forall v \in K, \forall t \in T \quad (54)$$

$$\sum_{i \in S_{vt}} y_{i0vt} \leq 1 \quad \forall v \in K, \forall t \in T \quad (55)$$

$$\sum_{\substack{i \in S_{vt} \cup \{0\} \\ i \neq j}} \sum_{v \in K} y_{ijvt} \leq 1 \quad \forall j \in S_{vt}, \forall t \in T \quad (56)$$

$$\sum_{\substack{j \in S_{vt} \cup \{0\} \\ j \neq i}} y_{ijvt} - \sum_{\substack{j \in S_{vt} \cup \{0\} \\ j \neq i}} y_{jivt} = 0 \quad \forall i \in S_{vt}, \forall v \in K, \forall t \in T \quad (57)$$

$$z_{ijt} + w_{ijt} \leq Q \cdot \sum_{v \in K} y_{ijvt} \quad \forall (i, j : i \neq j) \in S_{vt} \cup \{0\}, \forall v \in K, \forall t \in T \quad (58)$$

$$\sum_{\substack{i \in S_{vt} \cup \{0\} \\ i \neq j}} z_{ijt} - \sum_{\substack{i \in S_{vt} \cup \{0\} \\ i \neq j}} z_{jit} = d_{jt} \quad \forall j \in S_{vt}, \forall t \in T \quad (59)$$

$$\sum_{\substack{i \in S_{vt} \cup \{0\} \\ i \neq j}} w_{jit} - \sum_{\substack{i \in S_{vt} \cup \{0\} \\ i \neq j}} w_{ijt} = p_{jt} \quad \forall j \in S_{vt}, \forall t \in T \quad (60)$$

$$w_{0jt} = 0 \quad \forall j \in S_{vt}, \forall t \in T \quad (61)$$

$$z_{i0t} = 0 \quad \forall i \in S_{vt}, \forall t \in T \quad (62)$$

$$y_{ijvt} \in \{0, 1\} \quad \forall (i, j : i \neq j) \in S_{vt} \cup \{0\}, \forall v \in K, \forall t \in T \quad (63)$$

$$z_{ijt} \in \mathbb{Z}^+, w_{ijt} \in \mathbb{Z}^+ \quad \forall (i, j : i \neq j) \in S_{vt} \cup \{0\}, \forall t \in T \quad (64)$$

La fonction objectif (53) cherche à minimiser les coûts fixes et variables relatifs au transport des quantités. Les contraintes (54) et (55) garantissent que chaque véhicule doit quitter l'usine centrale et y retourner. Le contrainte (56) indique que chaque client est visité au plus une fois. L'équation (57) garantit la conservation du flux. L'inégalité (58) limite la capacité du véhicule à ne pas dépasser par les quantités dédiées. Les contraintes (59) et (60) imposent que les demandes des clients en livraison et en collecte doivent être satisfaites. Les contraintes (61) et (62) garantissent que chaque véhicule quitte l'usine centrale sans aucune charge en collecte et

l'atteint après avoir répondu à toutes les demandes en livraison de la tournée. Les contraintes (63) et (64) représentent les domaines de définition des variables de décision.

2.4 Mise à jour des coûts de visite approximatifs SC_{ivt}

Comme mentionné précédemment, les coûts de visite approximatifs jouent un rôle important dans la mesure où ils permettent la liaison entre la 1^{ère} et la 2^{ème} phase. Dans cette partie, la procédure de mise à jour de ces coûts est décrite.

Soit R_{vt} l'itinéraire du véhicule v à la période t , obtenu en résolvant la 2^{ème} phase. A noter que R_{vt} désert les clients de l'ensemble $S_{vt} \cup \{0\}$. Pour chaque $v \in V$, $t \in T$ et $i \in S_{vt}$, soient i^+ et i^- , respectivement, le prédécesseur et le successeur du client i de l'arc $r \in R_{vt}$. De même, pour chaque $v \in V$, $t \in T$ et $i \notin S_{vt}$, nous définissons Δ_{ivt} comme étant le coût le moins cher pour insérer le client i dans l'itinéraire R_{vt} .

Afin d'illustrer le concept de l'algorithme de coût minimum d'insertion, nous considérons un exemple pour insérer le client $i = 4$ à la tournée $\{0 - 1 - 2 - 3 - 0\}$ effectuée par le véhicule $v = 2$ à la période $t = 1$ (voir **figure III-1**).

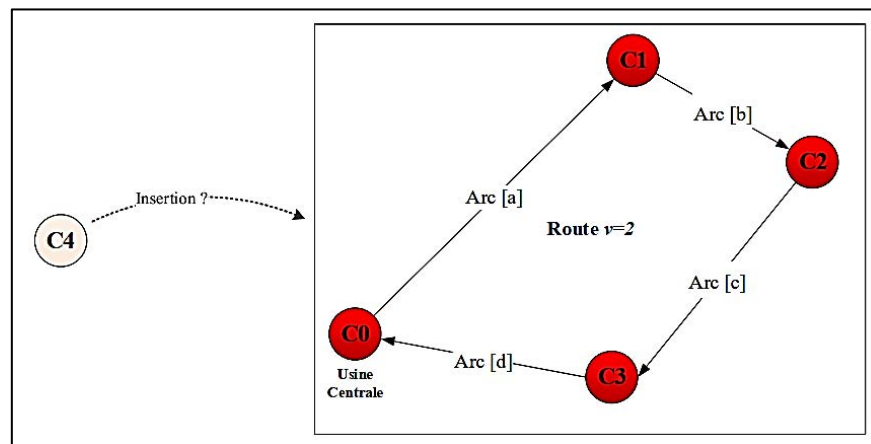


Figure III-1: Exemple pour l'illustration de l'algorithme du coût minimum d'insertion

Comme le client $i = 4$ n'appartient pas à la tournée R_{21} , nous pouvons calculer le coût minimum de son insertion (Δ_{421}) en se basant sur la matrice des coûts de transport illustrés dans le **tableau III-1**.

Tableau III-1: Coûts de transport de l'exemple

	C0	C1	C2	C3	C4
C0	-	15	17	8	9
C1	15	-	7	12	6
C2	17	7	-	14	13
C3	8	12	14	-	4
C4	9	6	13	4	-

Comme montré sur la **figure III-2**, l'idée est de décider sur quel arc insérer le client C4 afin de l'inclure dans la route du véhicule $v = 2$.

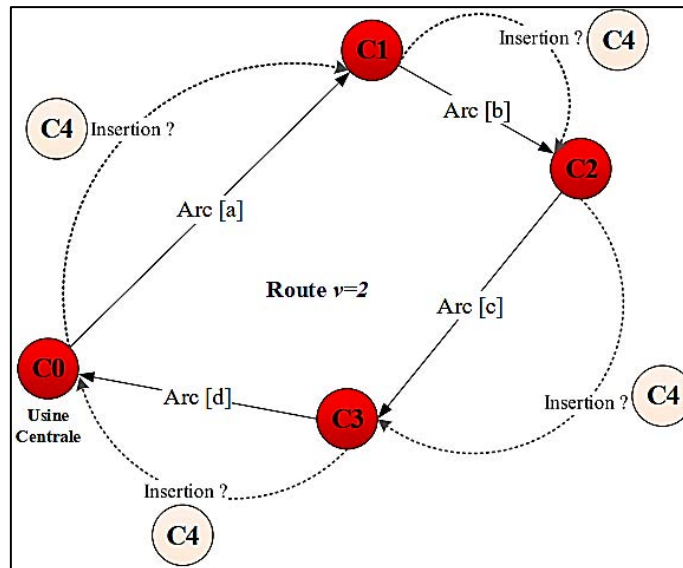


Figure III-2: Décisions à prendre selon l’algorithme du coût minimum d’insertion

Ainsi, le coût minimum d’insertion est calculé comme suit :

$$\Delta_{421} = \min \begin{cases} \text{coût d'insertion sur l'arc [a]} : c_{04} + c_{41} - c_{01} = 9 + 6 - 15 = 0 \\ \text{coût d'insertion sur l'arc [b]} : c_{14} + c_{42} - c_{12} = 6 + 13 - 7 = 12 \\ \text{coût d'insertion sur l'arc [c]} : c_{24} + c_{43} - c_{23} = 13 + 4 - 14 = 3 \\ \text{coût d'insertion sur l'arc [d]} : c_{34} + c_{40} - c_{30} = 4 + 9 - 8 = 5 \end{cases}$$

Comme le minimum des coûts d’insertions possibles est 0, nous pouvons conclure que la meilleure insertion du client $i = 4$ dans la route R_{21} devrait se faire à travers l’arc [a] reliant l’usine centrale au client $i = 1$. La **figure III-3** montre la nouvelle configuration de la route R_{21} .

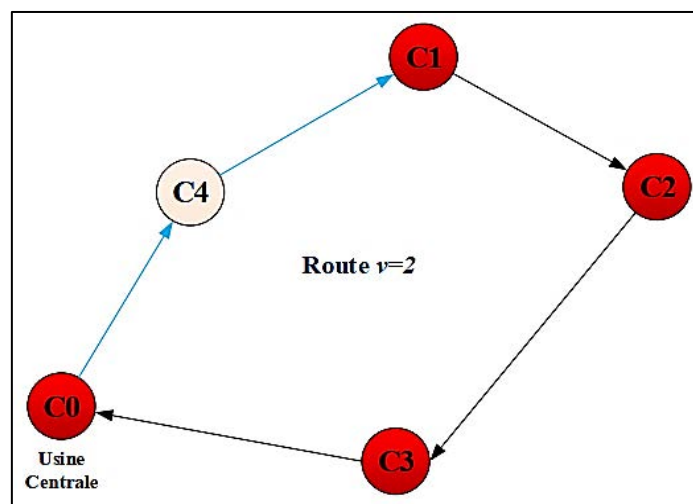


Figure III-3: Configuration de la nouvelle route

L’**Algorithme III-2**, inspiré des travaux de (Absi *et al.*, 2015), montre comment mettre à jour les coûts de visite approximatifs SC_{ivt} (**Algorithme III-1**, ligne 15).

Algorithme III-2: Pseudocode du processus de mise à jour des coûts de visite approximatifs SC_{ivt}

```

1 : Pour chaque  $v \in K$  et  $t \in T$  Faire
2 :   Pour chaque  $i \in N_c$  Faire
3 :     Si  $i \in S_{vt}$  Alors
4 :        $SC_{ivt} \leftarrow (c_{i,i^-}) + (c_{i,i^+}) - (c_{i^-,i^+})$ 
5 :     Sinon
6 :        $SC_{ivt} \leftarrow \Delta_{ivt}$ 
7 :     Fin Si
8 :   Fin Pour
9 : Fin Pour

```

2.5 Mécanisme de diversification

Afin de guider la 1^{ère} phase pour explorer un nouvel espace de nouvelles solutions, les coûts de visite approximatifs doivent être diversifiés. A travers cette partie, le mécanisme de diversification des coûts de visite approximatifs est présenté.

Chaque fois que le solveur trouve des itinéraires faisables pour tous les sous-problèmes dans la phase 2, une solution réalisable pour le problème d'origine est garantie. Puis, chaque fois que la meilleure solution déjà trouvée n'ait été améliorée, nous utilisons une procédure à plusieurs redémarrages afin de redémarrer l'ensemble de la procédure (**Algorithme III-1, ligne 17**). L'idée est de relancer itérativement le processus en générant aléatoirement de nouvelles valeurs pour les coûts de visite approximatifs SC_{ivt} , en multipliant ces derniers par un scalaire ρ_{ivt} ayant une valeur aléatoire. Cette dernière est tirée dans la plage $[0,5; 1,5]$ et le coût de visite approximatif est réinitialisé à $\rho_{ivt} \times (c_{0i} + c_{i0})$. Le critère d'arrêt de ce mécanisme est obtenu lorsqu'un nombre prédéterminé de redémarrages est atteint (**Algorithme III-1, ligne 19**).

Dans ce qui suit, nous allons aborder l'implémentation et le test de notre approche heuristique sur des données générées aléatoirement. Ensuite, les résultats obtenus sont présentés et discutés.

3 Etudes expérimentales

Dans cette section, nous comparons les résultats obtenus par CPLEX et notre heuristique *CST* en effectuant des expériences de calcul approfondies sur un ensemble d'instances générées aléatoirement décrites dans la **section 3.1**. Toutes les formulations mathématiques ont été implémentées sous Java Eclipse à l'aide de la technologie Concert et ont été résolues par CPLEX 12.7 sur un PC Windows 10 Professionnel 64 bits doté d'un processeur Intel® Core™ i7-4790 CPU d'une cadence de 2,9 GHz et d'une mémoire vive RAM de 12 Gb sous Windows 10. Dans les sous-sections suivantes, nous présentons la génération des instances aléatoires ainsi que les résultats numériques.

3.1 Génération des instances

Afin de générer les benchmarks des tests, nous avons utilisé un banc d'essai composé d'un ensemble de données adaptées issues de la littérature de l'IPIRP classique (Archetti *et al.*, 2011), combinées avec d'autres données relatives aux paramètres liés au ré-usinage et au processus de la logistique inverse (Qiu *et al.*, 2018a; Chekoubi *et al.*, 2019). L'ensemble des tests a été effectué sur trois classes d'instances de problèmes générées aléatoirement.

Les instances de test relatives à la première classe (baptisée classe standard) ont été générées conformément aux paramètres mentionnés dans le **tableau III-2**.

Tableau III-2: Paramètres utilisés pour la génération des instances de la classe standard

Paramètres	Valeurs possibles
Horizon de planification ($ T $)	{3,6}
Nombre de clients ($ N_C $)	$5k$, avec $k = \{1,2,3,4,7,10\}$
Demande en livraison du client $i \in N_C$ en chaque période t , d_{it}	Valeur entière sélectionnée aléatoirement dans l'intervalle [5, 30]
Demande en collecte du client $i \in N_C$ en chaque période t , p_{it}	<ul style="list-style-type: none"> Scenario des Low Pickups : $p_{it} \leq (d_{it}/2)$ Scenario des High Pickups : $d_{it}/2 \leq p_{it} \leq (d_{it} * 3/4)$
Capacité du système de fabrication à la période t , C_t^m	$2 \cdot \frac{\sum_{t \in T} \sum_{i \in N_C} d_{it}}{T}$
Capacité du système de ré-usinage à la période t , C_t^r	$2 \cdot \frac{\sum_{t \in T} \sum_{i \in N_C} p_{it}}{T}$
Capacité maximale de stockage des produits neufs à la période t , U_t^m	$2 \cdot \frac{\sum_{t \in T} \sum_{i \in N_C} d_{it}}{T} \cdot N_C $
Niveau initial I_0^m du stock des produits finis	$\left\lceil \frac{\sum_{t \in T} \sum_{i \in N_C} d_{it}}{T} \right\rceil$
Niveau initial I_0^r du stock des produits retournés	0
Coût unitaire de stockage d'un produit neuf h^m	8
Coût unitaire de production p^m	$10 \cdot h^m = 80$
Coût unitaire de ré-usinage p^r	$\sigma \times p^m$ avec $\sigma = \{0,1; 0,3; 0,5; 0,7; 0,9\}$
Taux de ré-usinage η	$\eta = 0,9$
Coût unitaire de stockage d'un produit retourné h^r	$h^r = h^m = 8$
Coût de setup du système de production K^m	$100 \cdot p^m = 8000$
Coût de setup du système de ré-usinage K^r	$0,01 \cdot K^m = 80$
Coûts du transport c_{ij}	$\left\lceil \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + 0.5} \right\rceil$, où les points (x_i, y_i) sont obtenus en générant aléatoirement chaque coordonnée sous la forme d'une valeur entière dans [0, 500]
Capacité du véhicule Q	100
Coût fixe d'utilisation du véhicule F_c	500
Nombre maximum de véhicules $ K _{max}$ à utiliser sur l'horizon de planification	$\left\lceil \frac{\max(\sum_{t \in T} \sum_{i \in N_C} d_{it}; \sum_{t \in T} \sum_{i \in N_C} p_{it})}{Q} \right\rceil$

En ce qui concerne la deuxième classe des instances, elle est générée de manière identique à la classe standard avec la seule différence que le paramètre p^m passe de $10 \cdot h^m$ à $100 \cdot h^m$. En effet, cette classe simule des situations avec un impact plus important des coûts de fabrication et de ré-usinage que des coûts de stockage. Enfin, la troisième classe est identique à la première à la seule différence que les coordonnées des clients et de l'usine centrale sont multipliées par 10. Cette classe simule les situations avec des coûts de transport importants. Dans tous les cas, les sélections aléatoires des valeurs ont été effectuées selon une distribution uniforme.

Pour un nombre donné de clients, un total de 120 combinaisons est obtenu sur la base des différentes valeurs des paramètres suivants : deux valeurs pour l'horizon de planification $|T|$, 6 valeurs du nombre de clients $|N_C|$, deux scénarios pour les demandes en collecte et cinq valeurs pour le coût de ré-usinage $p^r = \sigma \times p^m$. Pour chaque combinaison de ces paramètres, quatre instances avec de différentes valeurs des demandes et des coordonnées des nœuds, ont été générées, ce qui donne un total de $20 \times 4 \times 6 = 480$ instances.

Afin de se rapprocher au cas réel, nous supposons désormais que le niveau initial du stock en produits neufs est fixé à un niveau de stock minimum ($I_0^m = \left\lceil \frac{\sum_{t \in T} \sum_{i \in N_C} d_{it}}{T} \right\rceil$) tout en gardant valable l'hypothèse supposée sur le niveau initial du stock des retours ($I_0^r = 0$). Ceci est valable pour les trois classes des instances.

3.2 Réglage des paramètres de l'algorithme d'optimisation

Afin de bien choisir les valeurs des paramètres influençant les performances de l'heuristique *CST*, nous avons ajusté les valeurs des paramètres *Nbmax_Itérations* (nombre maximum d'itérations) et *Nbmax_Redémarrages* (nombre maximum de redémarrages), où $NB_Itérations = Nbmax_Itérations \times Nbmax_Redémarrages$ (nombre total d'itérations). Dans un premier temps, nous avons ajusté ces deux paramètres simultanément et dans un second temps nous avons fixé le paramètre *Nbmax_Itérations* et nous avons fait varier le paramètre *Nbmax_Redémarrages*. La **figure III-4** montre les résultats obtenus, en termes du pourcentage de l'écart moyen avec la solution de CPLEX (*Gap%*) et du temps d'exécution moyen de l'algorithme en secondes (*CPU(s)*), des problèmes avec 15 clients et 3 périodes issus des trois classes du jeu de données. A noter que les résultats moyens ont été obtenus sur la base de 4 instances. De plus, le *Gap%* moyen a été calculé selon les meilleures solutions obtenues à partir de l'algorithme par rapport aux bornes supérieures obtenues par CPLEX dans un certain laps de temps. A noter qu'à chaque fois que notre heuristique *CST* trouve des solutions meilleurs que les bornes supérieures trouvées par CPLEX, le *Gap%* sera négatif.

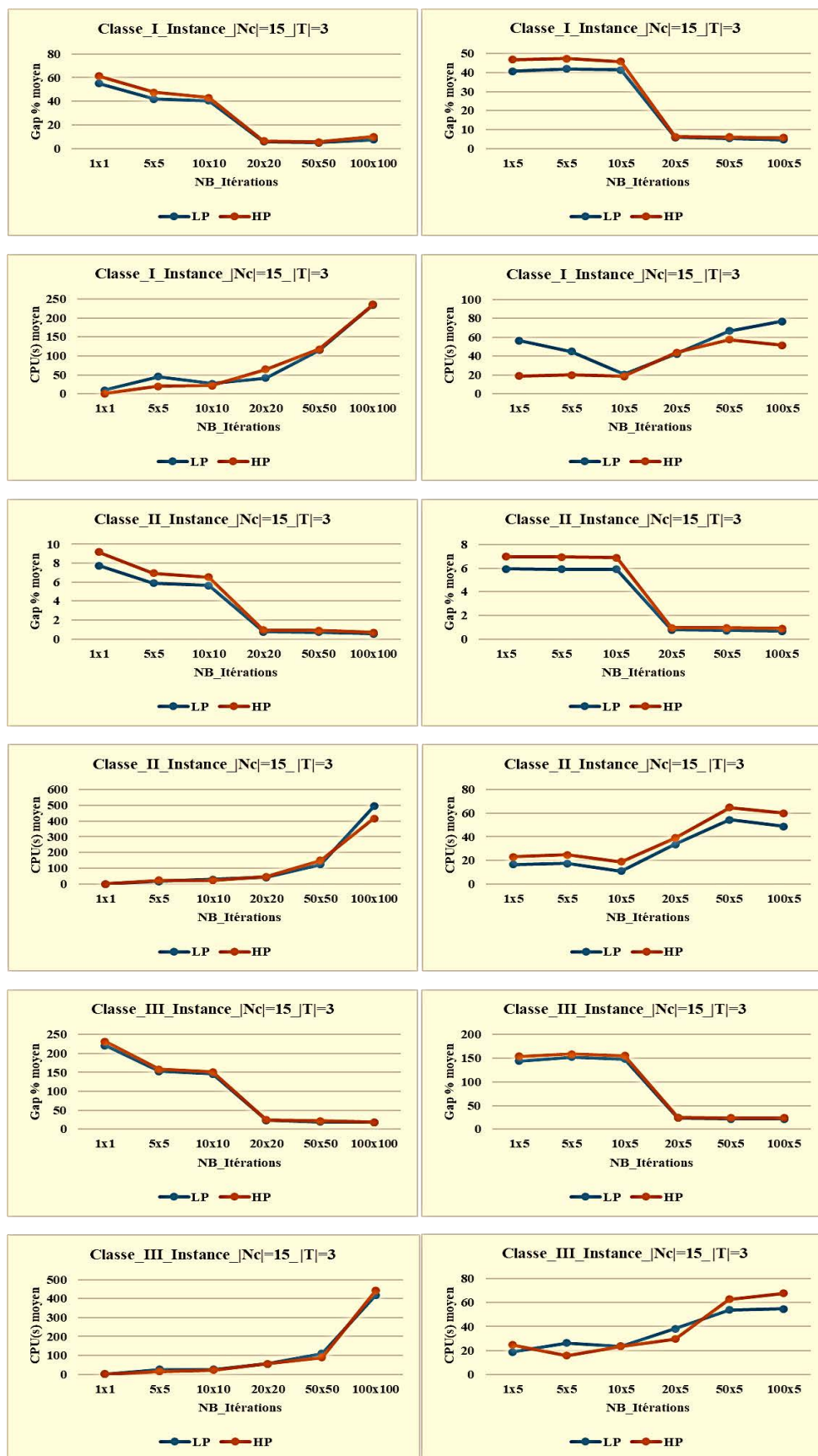


Figure III-4: Analyse de sensibilité des performances de l’heuristique CST en fonction des paramètres d’itération et de redémarrage : trois classes d’instances

Nous pouvons remarquer que l'ajustement des valeurs des paramètres $Nbmax_Itérations$ et $Nbmax_Redémarrages$ a un effet significatif sur les performances de l'algorithme. En effet, pour le cas où nous avons ajusté les deux paramètres en même temps, nous pouvons observer que le **Gap%** moyen diminue considérablement lorsque $NB_Itérations = 50 \times 50$ pour tous les cas, avec un **CPU (s)** moyen d'environ 100 secondes. Nous observons les mêmes résultats pour le deuxième scénario où nous fixons le premier paramètre et ajustons le second. En outre, à partir de $NB_Iterations = 50 \times 5$ le **Gap%** moyen chute énormément avec un **CPU (s)** moyen autour de 60 secondes.

Afin d'obtenir des solutions de bonne qualité, nous fixons le nombre d'itérations total à $NB_Itérations = 100 \times 5$ lors de la résolution de toutes les instances.

Après avoir présenté le déroulement de l'étude expérimentale, dans ce qui suit nous abordons les résultats obtenus suites aux tests numériques effectués.

3.3 Résultats numériques et discussions

Cette partie présente les résultats issus des expériences de calcul menées pour évaluer l'efficacité de notre heuristique *CST* et étudier comment les variations du taux de ré-usinage, considéré comme paramètre clé, affecte la performance de la chaîne en boucle fermée.

Pour ce faire, nous comparons les résultats obtenus par le solveur CPLEX et notre heuristique *CST* en effectuant des expériences de calcul sur les instances générées. Pour le modèle intégré complet résolu par CPLEX, une limite de temps d'exécution maximale de deux heures a été imposée pour chaque instance. En ce qui concerne l'heuristique *CST*, nous avons résolu les formulations mathématiques restreintes des deux phases (c'est-à-dire CLSP-R et VRSPD) en considérant un temps limite de 1200 secondes (20 minutes).

3.3.1 Résultats numériques de l'heuristique CST sur les instances aléatoires

Dans cette section, nous présentons les résultats des calculs effectués sur les instances aléatoires décrites dans la **section 3.1**, obtenues par le modèle PLNE intégré (IPIRP-R) et ceux issus de notre heuristique de décomposition *CST*.

A noter que l'ensemble des tests effectués ont été menés sur la base d'un taux de ré-usinage fixé à $\eta = 0,9$, d'un coût unitaire de ré-usinage fixé à $p^r = 0,3 \times p^m$, d'un nombre d'itération fixé à $Nbmax_Itérations = 100$ et d'un nombre de redémarrages de valeur $Nbmax_Redémarrage = 5$. Ces considérations sont valables pour les trois classes d'instances.

Dans les **tableaux III-3, III-4 et III-5**, nous rapportons les résultats à la fois pour CPLEX et l'heuristique *CST*. Chaque ligne correspond au résultat de calcul effectué sur la base de 4 instances. Pour CPLEX, les colonnes **#Opt.** et **#Feas.** indiquent, respectivement, le nombre d'instances résolues à l'optimalité et celles pour lesquelles CPLEX a pu trouver uniquement une solution réalisable dans le temps imparti. La colonne **Av. Opt. CPU(s)^{CPLEX}** représente la valeur moyenne du temps de calcul en secondes de CPLEX pour les instances résolues à l'optimalité, et **Av. Gap% (LB)^{CPLEX}** représente l'écart d'optimalité moyen calculé sur la base des solutions faisables. Cet écart d'optimalité a été calculé comme suit : $Gap\% (LB)^{CPLEX} = 100 \times \left(\frac{UB^{CPLEX} - LB^{CPLEX}}{LB^{CPLEX}} \right)$, où UB^{CPLEX} et LB^{CPLEX} représentent la borne supérieure et inférieure trouvées par CPLEX après 2 heures de calcul.

En ce qui concerne l'heuristique CST , la colonne $Av. CPU(s)^{CST}$ donne la valeur moyenne du temps de calcul en secondes de l'heuristique CST calculée sur la base de toutes les instances. La colonne $Av. Gap\% (Opt.)^{CST}$ indique la valeur moyenne de l'écart d'optimalité calculé sur la base des instances résolues à l'optimalité. L'écart d'optimalité dans ce cas a été calculé comme suit : $Gap\% (Opt.)^{CST} = 100 \times \left(\frac{Sol^{CST} - OPT^{CPLEX}}{OPT^{CPLEX}} \right)$, avec Sol^{CST} indique la valeur de solution trouvée par l'heuristique CST sur la base des instances résolues à l'optimalité. La colonne $Av. Gap\% (LB)^{CST}$ indique la valeur moyenne de l'écart calculé sur la base des instances pour lesquelles CPLEX n'a pas pu trouver une solution optimale et en prend sa borne inférieure. Dans ce cas, l'écart d'optimalité est calculé ainsi : $Gap\% (LB)^{CST} = 100 \times \left(\frac{Sol^{CST} - LB^{CPLEX}}{LB^{CPLEX}} \right)$. Finalement, la colonne $Av. Gap\% (UB)^{CST}$ indique la valeur moyenne de l'écart calculé sur la base des instances pour lesquelles CPLEX a pu trouver une solution réalisable optimale ou non et on prend sa borne supérieure (qui est égale à la solution optimale dans certains cas). Dans ce cas, l'écart d'optimalité est calculé ainsi : $Gap\% (UB)^{CST} = 100 \times \left(\frac{Sol^{CST} - UB^{CPLEX}}{UB^{CPLEX}} \right)$.

Dans le **tableau III-3** nous évaluons la performance de l'algorithme contre celle du solveur commercial CPLEX sur la base des instances de la deuxième classe du jeu de données. Les résultats obtenus montrent que CPLEX a pu résoudre de manière optimale toutes les instances avec 5 clients quel que soit le nombre de périodes considérées. Cependant, CPLEX n'a pas pu résoudre de façon optimale les instances avec plus de 15 clients, quel que soit le nombre de périodes, après 2 heures d'exécution. Ces résultats sont observés pour les deux scénarios des collectes (élevé et faible). Cela implique que le modèle intégré IPIRP-R est sensible à la taille des instances et devient incapable de résoudre des problèmes de taille moyenne et grande.

D'autre part, l'algorithme proposé peut obtenir des solutions proches de l'optimal pour la majorité des cas. En effet, pour les problèmes de petites tailles, l'écart moyen des solutions optimales est de 1,10% ($[min = 0,79\% ; max = 1,59\%]$) lorsque les demandes en collecte sont relativement faibles, nécessitant des temps de calcul moyens très courts d'environ 35,36 s ($[min = 10,15 s ; max = 105,05 s]$). En revanche, lorsque les demandes en collecte sont relativement élevées, l'écart moyen des solutions optimales est de 1,32% ($[min = 0,62\% ; max = 2,09\%]$), nécessitant des temps de calcul moyens très courts d'environ 43,69 s ($[min = 20,09 s ; max = 117,46 s]$).

Pour les problèmes de plus importantes tailles pour lesquels CPLEX ne trouve pas la solution optimale, l'écart moyen des solutions optimales est de 2,76% ($[min = 0,77\% ; max = 9,07\%]$) lorsque les demandes en collecte sont relativement faibles, nécessitant des temps de calcul moyens très courts d'environ 35,36 s ($[min = 10,15 s ; max = 105,05 s]$). En revanche, lorsque les demandes en collecte sont relativement élevées, l'écart moyen des solutions optimales est de 3,98% ($[min = 0,85\% ; max = 11,26\%]$), nécessitant des temps de calcul moyens très courts d'environ 43,69 s ($[min = 20,09 s ; max = 117,46 s]$).

Nous pouvons également signaler des cas où CPLEX n'a pas pu trouver de solutions réalisables mais pour lesquelles l'heuristique CST a pu en trouver : les problèmes ($|N_C| = 35 ; |T| = 3$) et ($|N_C| = 50 ; |T| = 3$) avec un scénario en collecte, respectivement, élevé et faible. De plus, les valeurs négatives de l'écart moyen $Gap(\%)$ correspondent aux cas où l'heuristique surpasse la borne supérieure de CPLEX en trouvant de meilleures solutions. Cela peut être

observé pour les problèmes avec un nombre de clients supérieur à 35 indépendamment du nombre de périodes et de la nature des scénarios de collecte.

Tableau III-3: Résultats de calcul sur la deuxième classe des instances : plus grand impact des systèmes de fabrication et de ré-usinage

COLLECTES FAIBLES										
N _c	T	Résultats CPLEX				Résultats CST				
		#Opt	#Feas.	Av. Opt. CPU(s) ^{CPLEX}	Av. Gap% (LB) ^{CPLEX}	Av. CPU(s) ^{CST}	Av. Gap% (Opt.) ^{CST}	Av. Gap% (LB) ^{CST}	Av. Gap% (UB) ^{CST}	
5	3	4	0	0,68	-	21,50	1,28	-	1,28	
	6	4	0	132,14	-	10,15	0,84	-	0,84	
10	3	2	2	8,06	0,0014	27,45	0,79	0,77	0,63	
	6	2	2	210,33	0,0034	22,00	1,59	1,72	1,37	
15	3	0	4	-	0,0013	48,66	-	0,80	0,67	
	6	0	4	-	0,0014	24,40	-	1,29	1,15	
20	3	0	4	-	0,0021	27,80	-	1,18	0,97	
	6	0	4	-	0,0023	28,00	-	0,93	0,70	
35	3	0	1	-	0,0083	56,56	-	0,84	0,0042	
	6	0	4	-	0,03	23,45	-	9,07	5,98	
50	3	0	0	-	-	105,05	-	-	-	
	6	0	2	-	0,15	29,32	-	7,73	-8,00	
Minimum				0,68	0,00	10,15	0,79	0,77	-7,95	
Maximum				210,33	0,15	105,05	1,59	9,07	5,98	
Moyenne				80,67	0,02	35,36	1,10	2,76	1,15	
COLLECTES ELEVEES										
N _c	T	Résultats CPLEX				Résultats CST				
		#Opt	#Feas.	Av. Opt. CPU(s) ^{CPLEX}	Av. Gap% (LB) ^{CPLEX}	Av. CPU(s) ^{CST}	Av. Gap% (Opt.) ^{CST}	Av. Gap% (LB) ^{CST}	Av. Gap% (UB) ^{CST}	
5	3	4	0	0,37	-	40,02	1,30	-	1,30	
	6	4	0	2,31	-	21,32	1,23	-	1,23	
10	3	3	1	26,09	0,002	26,69	0,94	0,86	0,65	
	6	3	1	258,88	0,0046	20,09	2,09	2,25	1,78	
15	3	1	3	318,90	0,0014	59,84	0,62	1,12	0,97	
	6	0	4	-	0,0011	29,20	-	1,74	1,62	
20	3	0	4	-	0,0022	36,03	-	1,20	0,98	
	6	0	4	-	0,0027	45,77	-	1,25	0,98	
35	3	0	0	-	-	65,43	-	-	-	
	6	0	4	-	0,14	24,30	-	11,26	9,02	
50	3	0	1	-	0,03	117,46	-	0,85	-2,24	
	6	0	3	-	0,20	38,08	-	10,14	-12,00	
Minimum				0,37	0,00	20,09	0,62	0,85	-12,00	
Maximum				318,90	0,20	117,46	2,09	11,26	9,02	
Moyenne				78,97	0,05	43,69	1,32	3,98	1,30	

Dans les **tableaux III-4** et **III-5**, nous donnons les résultats obtenus à partir des tests numériques sur la classe standard (classe I) et sur celle ayant un impact plus important des coûts de transport (classe III). Nous pouvons conclure que les résultats obtenus sont cohérents par rapport à ceux obtenus précédemment concernant la comparaison des performances de CPLEX par rapport à celles de l'heuristique *CST*.

Tableau III-4: Résultats de calcul sur la première classe des instances : classe standard

COLLECTES FAIBLES									
$ N_c $	$ T $	Résultats CPLEX				Résultats CST			
		#Opt	#Feas.	Av. Opt. CPU(s) ^{CPLEX}	Av. Gap% (LB) ^{CPLEX}	Av. CPU(s) ^{CST}	Av. Gap% (Opt.) ^{CST}	Av. Gap% (LB) ^{CST}	Av. Gap% (UB) ^{CST}
5	3	4	0	0,21	-	29,79	8,72	-	8,72
	6	4	0	1,90	-	11,21	6,36	-	6,36
10	3	2	2	4,20	0,01	30,38	5,69	5,13	4,03
	6	4	0	47,99	-	28,29	11,17	-	11,17
15	3	1	3	312,33	0,01	77,01	3,19	6,06	5,24
	6	0	4	-	0,01	18,48	-	9,44	8,69
20	3	1	3	204	0,02	36,88	8	8,59	6,22
	6	0	4	-	0,02	38,20	-	6,91	5,21
35	3	0	0	-	-	60,88	-	-	-
	6	0	4	-	0,21	170,06	-	24,64	-2,91
50	3	0	1	-	0,18	187,90	-	5,23	-13,75
	6	0	2	-	0,24	323,07	-	5,41	-20,19
		Minimum		0,21	0,01	11,21	3,19	5,13	-20,19
		Maximum		312,33	0,24	323,07	11,17	24,64	11,17
		Moyenne		45,35	0,07	84,35	7,96	10,18	6,08
COLLECTES ELEVEES									
$ N_c $	$ T $	Résultats CPLEX				Résultats CST			
		#Opt	#Feas.	Av. Opt. CPU(s) ^{CPLEX}	Av. Gap% (LB) ^{CPLEX}	Av. CPU(s) ^{CST}	Av. Gap% (Opt.) ^{CST}	Av. Gap% (LB) ^{CST}	Av. Gap% (UB) ^{CST}
5	3	4	0	0,20	-	29,93	9,53	-	9,53
	6	4	0	0,88	-	19,08	8,00	-	8,00
10	3	2	2	1,74	0,01	26,17	6,37	5,14	4,29
	6	4	0	44,05	-	20,69	13,78	-	13,78
15	3	1	3	228,92	0,01	51,63	3,57	7,38	6,44
	6	0	4	-	0,01	31,73	-	11,39	10,61
20	3	0	4	-	0,02	42,93	-	9,00	7,11
	6	0	4	-	0,02	33,68	-	8,17	6,00
35	3	0	0	-	-	59,04	-	-	-
	6	0	4	-	0,20	253,59	-	6,57	-14,75
50	3	0	2	-	0,25	157,75	-	5,54	-20,40
	6	0	2	-	0,36	296,46	-	6,55	-32,02
		Minimum		0,20	0,01	19,08	3,57	5,14	-32,02
		Maximum		228,92	0,36	296,46	13,78	11,39	13,78
		Moyenne		27,53	0,09	85,22	9,44	7,89	7,61

Tableau III-5: Résultats de calcul sur la troisième classe des instances : impact significatif des coûts de transport

COLLECTES FAIBLES									
$ N_c $	$ T $	Résultats CPLEX				Résultats CST			
		#Opt	#Feas.	Av. Opt. CPU(s) ^{CPLEX}	Av. Gap% (LB) ^{CPLEX}	Av. CPU(s) ^{CST}	Av. Gap% (Opt.) ^{CST}	Av. Gap% (LB) ^{CST}	Av. Gap% (UB) ^{CST}
5	3	4	0	0,16	-	10,45	36,67	-	36,67
	6	4	0	2,88	-	10,27	28,04	-	28,04
10	3	2	2	3,84	0,0332	10,25	20,95	23,78	19,69
	6	4	0	23,88	-	9,13	44,07	-	44,07
15	3	1	3	275,97	0,0191	54,93	16,33	26,13	23,75
	6	0	4	-	0,0172	2,96	-	186,15	181,18
20	3	1	3	1814	0,0589	17,81	24	28,05	20,42
	6	0	4	-	0,0419	6,41	-	202,94	190,23
35	3	0	0	-	-	42,67	-	-	-
	6	0	4	-	0,35	17,25	-	262,05	136,00
50	3	0	1	-	0,40	13,02	-	256,36	113,35
	6	0	2	-	0,56	31,65	-	265,17	59,87
Minimum				0,16	0,02	2,96	16,33	23,78	19,69
Maximum				1813,65	0,56	54,93	44,07	265,17	190,23
Moyenne				137,81	0,15	18,90	32,31	156,58	21,13
COLLECTES ELEVEES									
$ N_c $	$ T $	Résultats CPLEX				Résultats CST			
		#Opt	#Feas.	Av. Opt. CPU(s) ^{CPLEX}	Av. Gap% (LB) ^{CPLEX}	Av. CPU(s) ^{CST}	Av. Gap% (Opt.) ^{CST}	Av. Gap% (LB) ^{CST}	Av. Gap% (UB) ^{CST}
5	3	4	0	0,23	-	8,98	39,23	-	39,23
	6	4	0	0,79	-	6,79	30,93	-	30,93
10	3	2	2	2,61	0,030	8,55	21,04	20,41	16,81
	6	4	0	17,30	-	7,87	48,90	-	48,90
15	3	1	3	1193,58	0,0250	67,84	17,04	29,33	26,13
	6	0	4	-	0,0187	8,69	-	200,29	194,63
20	3	1	3	2141,15	0,0522	16,59	35,03	35,25	28,08
	6	0	4	-	0,0525	2,99	-	217,37	200,92
35	3	0	0	-	-	38,68	-	-	-
	6	0	4	-	0,38	15,95	-	277,04	133,09
50	3	0	0	-	-	15,17	-	-	-
	6	0	2	-	0,59	32,02	-	288,80	58,68
Minimum				0,23	0,02	2,99	17,04	20,41	16,81
Maximum				2141,15	0,59	67,84	48,90	288,80	200,92
Moyenne				213,32	0,15	19,18	35,65	163,22	27,49

Dans le **tableau III-6**, nous rapportons les performances de l'algorithme proposé sur les différentes classes d'instances. Cette fois-ci, la colonne **Av. CPU(s)^{CPLEX}** indique la valeur moyenne du temps de calcul en secondes de CPLEX calculée sur la base de toutes les instances.

On peut remarquer que la classe II est la plus facile à résoudre que les classes I et III. Cela implique que le problème devient facile à résoudre lorsque les coûts de fabrication et de ré-usinage sont importants. De plus, à partir des **tableaux III-4** et **III-5**, nous pouvons également remarquer que les écarts moyens pour un scénario de collecte faible sont toujours inférieurs à ceux liés au scénario de collecte élevée, ce qui signifie que les instances sont faciles à résoudre lorsque les demandes en collecte sont relativement faibles.

Tableau III-6: Résultats de calcul sur des instances aléatoires avec $|N_C| = \{5,10,15,20,35,50\}$: trois classes d'instances

COLLECTES FAIBLES					
Classe	$ N_C $	Solutions CPLEX	Solutions CST		
		Av. CPU(s) ^{CPLEX}	Av. CPU(s) ^{CST}	Av. Gap% (LB) ^{CST}	Av. Gap% (UB) ^{CST}
I	5	1,90 ⁽⁴⁾	11,21	6,36	6,36
II		132,14 ⁽⁴⁾	10,15	0,84	0,84
III		2,88 ⁽⁴⁾	10,27	28,04	28,04
I	10	47,99 ⁽⁴⁾	28,29	11,17	11,17
II		3710,00 ⁽²⁾	22,00	1,72	1,37
III		23,88 ⁽⁴⁾	9,13	44,07	44,07
I	15	>2 Heures ⁽⁰⁾	18,48	9,44	8,69
II		>2 Heures ⁽⁰⁾	24,40	1,29	1,15
III		>2 Heures ⁽⁰⁾	2,96	186,15	181,18
I	20	>2 Heures ⁽⁰⁾	38,20	6,91	5,21
II		>2 Heures ⁽⁰⁾	28,00	0,93	0,70
III		>2 Heures ⁽⁰⁾	6,41	202,94	190,23
I	35	>2 Heures ⁽⁰⁾	170,00	24,64	-2,90
II		>2 Heures ⁽⁰⁾	23,45	9,07	5,98
III		>2 Heures ⁽⁰⁾	17,25	262,05	136,00
I	50	>2 Heures ⁽⁰⁾	323,00	5,41	-21,00
II		>2 Heures ⁽⁰⁾	29,32	7,73	-8,00
III		>2 Heures ⁽⁰⁾	31,65	265,17	59,87
COLLECTES ELEVEES					
Classe	$ N_C $	Solutions CPLEX	Solutions CST		
		CPU(s) ^{CPLEX}	CPU(s) ^{CST}	Av. Gap% (LB)	Av. Gap% (UB)
I	5	0,88 ⁽⁴⁾	19,08	8,00	8,00
II		2,31 ⁽⁴⁾	21,32	1,23	1,23
III		0,79 ⁽⁴⁾	6,79	30,93	30,93
I	10	44,05 ⁽⁴⁾	20,69	13,78	13,78
II		1998,16 ⁽³⁾	20,09	2,25	1,78
III		17,30 ⁽⁴⁾	7,87	48,90	48,90
I	15	>2 Heures ⁽⁰⁾	31,73	11,39	10,61
II		>2 Heures ⁽⁰⁾	29,20	1,74	1,62
III		>2 Heures ⁽⁰⁾	8,69	200,29	194,63
I	20	>2 Heures ⁽⁰⁾	33,68	8,17	6,00
II		>2 Heures ⁽⁰⁾	45,77	1,25	0,98
III		>2 Heures ⁽⁰⁾	2,99	217,37	200,92
I	35	>2 Heures ⁽⁰⁾	253,59	6,57	-14,75
II		>2 Heures ⁽⁰⁾	24,30	11,26	9,02
III		>2 Heures ⁽⁰⁾	15,95	277,04	133,09
I	50	>2 Heures ⁽⁰⁾	296,46	6,55	-32,02
II		>2 Heures ⁽⁰⁾	38,08	10,14	-12,00
III		>2 Heures ⁽⁰⁾	32,02	288,80	58,68

Remarque : $|T| = 6$, ⁽⁰⁾ indique le nombre d'instances résolues de manière optimale sur les 4 instances.

Pour résumer, les résultats numériques ont montré que l'IPIRP-R devient facile à résoudre lorsque les coûts de fabrication et de ré-usinage deviennent importants et lorsque les demandes en collecte sont relativement faibles. De plus, les mêmes résultats obtenus ont montré que CPLEX est capable de résoudre des instances allant jusqu'à 5 clients indépendamment du

nombre de périodes et du scénario de collecte. Pour le même type d'instances, l'heuristique *CST* a fourni des solutions de bonne qualité proche de celles trouvées par le solveur CPLEX. Pour les instances comptant respectivement de 35 à 50 clients et 3 périodes avec un scénario de collecte relativement élevé et faible, notre heuristique de décomposition a clairement surpassé le solveur CPLEX, trouvant des solutions de meilleure qualité. Dans tous les cas, l'heuristique *CST* pourrait généralement trouver de bonnes solutions réalisables dans un temps de calcul acceptable. De plus, notre approche de résolution a trouvé des solutions réalisables pour les instances comptant jusqu'à 50 clients, indépendamment du nombre de périodes et du scénario de collecte, pour lesquelles le solveur n'a pu trouver aucune solution durant 2 heures de calcul. Ces résultats sont cohérents pour les trois classes d'instances.

3.3.2 Analyse de sensibilité

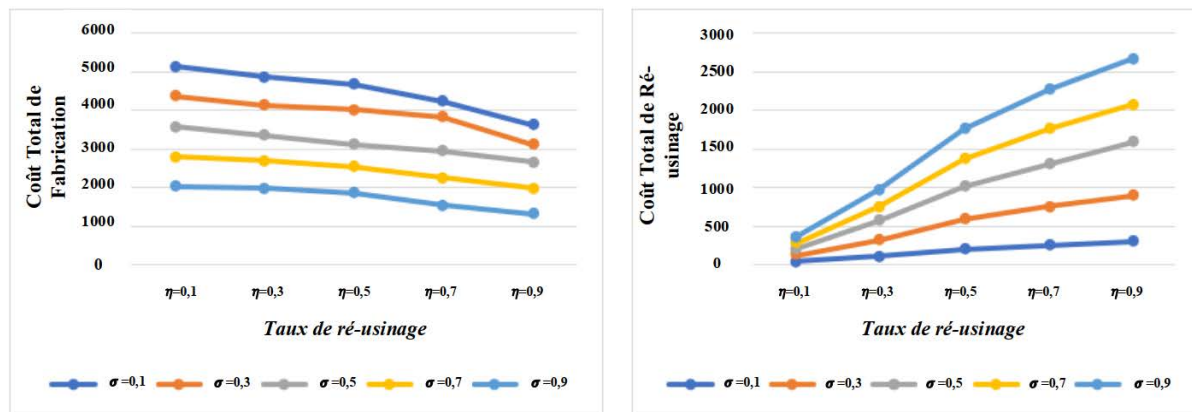
Afin d'apprécier et analyser l'apport du processus de ré-usinage en termes de réduction des coûts opérationnels, nous présentons à travers cette section une analyse de sensibilité de la performance de la chaîne logistique en boucle fermée considérée vis-à-vis des variations des paramètres liés à l'opération de ré-usinage notamment le taux de ré-usinage (η) et de son coût unitaire (σ). Pour cela, 200 instances ont été générées sur la base des instances de la classe standard, chacune avec $|N_c| = 5$ clients et $|T| = 6$ périodes, en faisant varier les paramètres $\eta \in \{0,1 ; 0,3 ; 0,5 ; 0,7 ; 0,9\}$, $\sigma \in \{0,1 ; 0,3 ; 0,5 ; 0,7 ; 0,9\}$, deux scénarios pour les collectes, et pour chaque combinaison 4 instances avec différentes demandes et coordonnées sont considérées.

Dans le **tableau III-7**, nous donnons un exemple de comparaison des coûts pour différentes valeurs du pourcentage du coût unitaire de ré-usinage pour un taux donné de ce dernier. A noter que chaque ligne est calculée sur la base de 4 instances. De plus, afin de mieux comprendre d'autres informations clés, nous illustrons les coûts et les paramètres sélectionné au niveau de la **figure III-5**.

Tableau III-7: Comparaison des coûts opérationnels (en moyenne) sous différentes valeurs du coût unitaire de ré-usinage en fonction des scénarios des collectes

Scénarios des collectes	σ	CT	CF	CR	CSF	CSR	CCF	CCR	CTR
COLLECTES ELEVEES	0,1	24405	3822	945,6	278,4	1654,8	3114	3114	3800
	0,3	24264,6	3318	2806,2	479,4	1477,8	3126	3126	3400
	0,5	26479,4	3336	4440	345,6	1588,2	3120	3120	3400
	0,7	28663,4	3480	6350,4	352,8	1420,2	3114	3114	3500
	0,9	31733,6	3630	8472,6	624,6	1612,2	3114	3114	3600
COLLECTES FAIBLES	0,1	32614,4	6978	630	321,6	1015,8	6096	6096	3800
	0,3	31816,2	6444	1868,4	303,6	1065	6102	6102	3400
	0,5	33251,6	6216	3000	371,4	918,6	6108	6108	3400
	0,7	34989,8	6492	4242	243,6	988,2	6096	6096	3500
	0,9	37307	6636	5767,2	467,4	1078,2	6096	6096	3600

Note. $|N_C| = 5$; $|T| = 6$; $\eta = 0.9$; **CT** : coût total ; **CF** : coût de fabrication ; **CR** : coût de ré-usinage ; **CSF** : coût de stockage des produits neufs ; **CSR** : coût de stockage des PFV ; **CCF** : coût de configuration du système de fabrication ; **CCR** : coût de configuration du système de ré-usinage ; **CTR** : coût total du transport.

**Figure III-5:** Analyse de sensibilité sur le taux et le coût unitaire de ré-usinage

Sur la **figure III-5**, nous pouvons observer, pour un coût unitaire de ré-usinage donné, lorsque le taux de ré-usinage augmente, le coût total de ré-usinage augmente, mais le coût total de fabrication diminue, ce qui signifie que de plus en plus les activités de fabrication sont remplacées par celles de ré-usinage. Ce constat est plus significatif lorsque le taux de ré-usinage est suffisamment élevé (par exemple, $\eta = 0,9$), car il y a suffisamment de stock en termes de PFV retournés pour couvrir les demandes en livraison.

4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une heuristique de décomposition en deux phases pour résoudre le problème de planification intégrée de la production, du stockage et de la distribution avec ré-usinage des PFV (IPIRP-R). Il représente une généralisation du problème classique de dimensionnement des lots mono-item avec capacité et option de ré-usinage et du problème de tournées de véhicules avec livraison et collecte simultanées. La procédure heuristique décompose le problème intégré IPIRP-R en deux phases qui sont ensuite résolues de manière itérative. Dans la première phase, un problème restreint de dimensionnement des lots avec ré-usinage (CLSP-R) considérant des coûts de visite approximatifs, est résolu. Cette phase décide l'affectation des clients aux véhicules sans considérer explicitement les décisions de tournées de véhicules. Sur la base des décisions d'affectation des clients aux véhicules issues de la première phase, la deuxième phase décide la séquence optimale de visite d'un ensemble de clients desservis par un ensemble de véhicules dans chaque période en résolvant des modèles restreints de VRPSPD.

Dans un premier temps, la méthode proposée a été comparée au solveur commercial CPLEX. Les résultats obtenus montrent que notre méthode peut efficacement trouver de bonnes solutions quasi optimales dans un temps de calcul acceptable pour les problèmes de petite et moyenne échelle, caractérisés par un impact plus important des coûts de fabrication et de ré-usinage, en particulier lorsque les demandes en collecte sont relativement faibles. Ensuite, des analyses de calculs approfondies qui saisissent les effets des paramètres du ré-usinage sur l'équilibre entre la fabrication et le ré-usinage, sont conduites et des informations de gestion pertinentes ont été tirées.

Dans le chapitre suivant, nous allons aborder l'aspect environnemental du problème IPIRP-R, en intégrant les émissions de carbone dans les décisions des opérations impliquées.

Chapitre 4 : Planification intégrée de la production, du stockage et de la distribution avec remanufacturing et considérations environnementales

Dans ce chapitre, nous enrichissons notre approche de planification intégrée des opérations abordée au cours des chapitres précédents en étudiant ce problème dans le contexte des chaînes logistiques en boucle fermée avec option de ré-usinage dans le cadre de la politique du plafonnement et de l'échange de carbone pour contrôler et réguler ces émissions. Le but est d'incorporer les émissions carbone dans le processus décisionnel du problème intégré. Pour ce faire, nous introduisons dans un premier temps une modélisation des émissions carbone, puis nous présentons la formulation mathématique du modèle intégré global incorporant les émissions carbone sous la politique de régulation. Le nouveau modèle vise à améliorer à la fois la performance économique et environnementale de la chaîne en boucle fermée considérée, en minimisant le coût total dû aux opérations impliquées ainsi que leurs émissions. Enfin, nous discutons les expériences de calcul effectuées sur un ensemble d'instances générées aléatoirement pour évaluer la limite de notre approche de modélisation proposée.

1 Introduction

Aujourd'hui, les Gaz à Effet de Serre (GES), et en particulier les émissions du dioxyde de carbone (CO_2), représentent une réelle menace pour la santé humaine (par exemple, la pollution atmosphérique) et l'environnement (par exemple, l'appauvrissement de la couche d'ozone). En général, ces émissions sont émises par la combustion de combustibles fossiles couramment utilisés pour la production d'énergie. Dans ce sens, les pays développés tels que les États-Unis, la Chine et les pays de l'Union Européenne ont élaboré des politiques pour réglementer et contrôler les émissions de carbone. Parmi les diverses politiques de régulation des émissions carbone existantes, la politique de plafonnement et d'échange de carbone est désormais la plus adoptée et souvent utilisée pour les industries énergivores (Fang *et al.*, 2017). En effet, dans le cadre d'une politique de plafonnement et d'échange, les entreprises sont soumises à des *quotas* (*caps*) sur les émissions totales des GES (en général des tonnes de dioxyde de carbone). Suivant cette politique, les plafonds de carbone peuvent être étendus en achetant des crédits de carbone supplémentaires sur le marché du carbone. De plus, les crédits de carbone non utilisés peuvent également être vendus sur le marché d'échange de carbone lorsque les émissions sont inférieures au *quota* (Y. Zhang *et al.*, 2018).

Dans ce contexte, les décideurs industriels ont commencé à maîtriser leurs émissions de CO_2 engendrées par leurs différentes opérations afin de les réduire le long de leur chaîne logistique, tout en assurant une performance opérationnelle efficace. Ainsi, une question clé est de savoir comment les systèmes décisionnels réguliers des opérations de production, de stockage et de distribution et leurs émissions CO_2 correspondantes, pourraient réagir aux politiques de régulation du carbone. De toute évidence, la sélection des fourchettes de valeurs raisonnables pour les paramètres des politiques de régulation carbone, comme le prix du carbone au marché, le prix du carburant et le plafond de carbone, peut être une solution au problème (Qiu *et al.*, 2017). Cependant, malgré les efforts déployés pour optimiser les émissions de CO_2 engendrées par les opérations de production, de stockage et de distribution de manière séparée, la gestion optimale de la totalité des émissions de carbone tout au long de la chaîne logistique reste compromise. Ceci n'est possible qu'à travers la résolution des problèmes de planification intégrée des opérations (IPIRP) avec émissions de carbone contrôlées par une politique de régulation. Cette régulation est cruciale dans le contexte des chaînes logistiques en boucle fermée avec option de ré-usinage (IPIRP-R), vue la conception et la structure qu'offrent ce type de chaînes en termes de gestion des retours permettant ainsi l'amélioration de la performance économique et environnementale des entreprises.

Toutefois, comme nous l'avons souligné dans notre état de l'art (chapitre 1), la majorité des travaux de recherche récents ayant abordé le problème IPIRP-R avec des considérations environnementales sont des problèmes avec expédition directe des livraisons et collectes simultanées. À notre connaissance, l'IPIRP-R avec émissions carbonées tenant compte du problème de tournées de véhicules avec livraison et collecte simultanées (VRPSPD), n'as pas encore été étudié dans la littérature.

Par conséquent, dans ce chapitre, nous avons l'intention de combler ce vide en fournissant une nouvelle formulation mathématique du problème IPIRP-R incorporant des émissions carbonées sous les restrictions VRPSPD dans le cadre de la politique de plafonnement et d'échange des droits de carbone. Dans un premier temps, nous introduisons et décrivons les formulations mathématiques modélisant les sources des émissions de carbone de la chaîne

logistique considérée. Ensuite, nous présentons la formulation du modèle global du problème de la planification intégrée de la production, de stockage et de distribution directe-inverse avec option de ré-usinage et émissions de carbone dans le cadre de la politique de plafonnement et d'échange carbone (dénommé IPIRP-R-CT). Enfin, l'applicabilité et la limite de notre nouveau modèle intégré sont discutées.

2 Description du problème et formulation mathématique

Dans cette partie, nous présentons la description du problème étudié ainsi que la modélisation des émissions de carbone qui serviront comme base pour la formulation du modèle global IPIRP-R-CT.

2.1 Description du problème

Le problème étudié est semblable à celui déjà abordé au niveau des chapitres 2 et 3 à savoir l'IPIRP-R à l'exception de la considération de nouveaux aspects environnementaux. Le problème est assimilé à une chaîne logistique en boucle fermée incorporant des émissions de carbone aux niveaux des différentes opérations. Le système en boucle fermée objet d'étude est illustré par la **figure IV-1**.

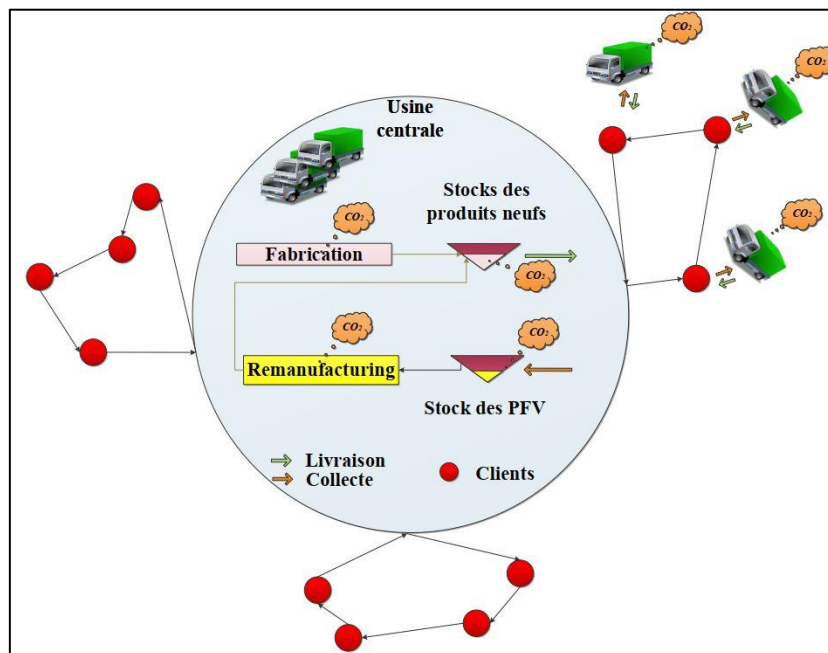


Figure IV-1: Représentation du réseau de la chaîne logistique en boucle fermée considérée (modèle IPIRP-R-CT)

Afin d'inclure les coûts du carbone émis par les opérations de fabrication, ré-usinage et de stockage, nous introduisons un coût unitaire propre à chacune de ces opérations. Quant aux décisions de routage direct-inverse, nous considérons que les coûts de leurs émissions de carbone sont proportionnels à la charge, la distance parcourue et aux spécifications mécaniques des véhicules utilisés. Dans ce sens, une modélisation de la dynamique des véhicules est développée. L'ensemble de ces émissions est contrôlé à travers la politique de plafonnement et échange de droits de carbone. Ainsi, ces émissions ne doivent pas dépasser un certain *quota* autorisé le long de l'horizon de planification avec possibilité de vente des excédents de crédits carbone. Cela signifie que les crédits d'émission de carbone non consommés peuvent être

reconvertis en gain s'ils sont achetés par une entreprise qui n'a pas réussi à réduire suffisamment ses émissions et qui se retrouve au-delà de son quota.

Le but de l'IPIRP-R-CT consiste à minimiser conjointement les coûts de production, de ré-usinage, de configuration, de stockage, de transport et des émissions de carbone.

2.2 Notations, paramètres et variables de décision

Dans cette section, nous présentons les principales notations utilisées pour la formulation PLNE du problème IPIRP-R-CT.

a) Ensembles et indices

Nous conservons les ensembles N , N_C , T et K utilisés dans les chapitres précédents.

b) Paramètres

Nous conservons également les données suivantes :

p^m, p^r	coûts unitaire de production et de ré-usinage relatif à la fabrication d'un produit neuf
K^m, K^r	coûts de setup du système de fabrication et de ré-usinage
h^m, h^r	coûts unitaire de stockage d'un produit neuf et retournés
C_t^m, C_t^r	capacités du système de fabrication et de ré-usinage à la période t
U_t^m, U_t^r	capacités maximales de stockage des produits neufs et retournés à la période t
I_0^m, I_0^r	niveaux initiaux des stocks de produits finis et retournés
d_{it}, p_{it}	demandes en livraison et collecte du client $i \in N_C$ à la période t
η	taux de ré-usinage, avec $0 \leq \eta \leq 1$;
Q, fc	capacité et coût fixe d'un véhicule
c_{ij}	coûts de transport sur l'arc $(i, j) \in A$

Etant donné la disponibilité d'une flotte homogène de véhicules pour assurer la distribution directe-inverse, et en tenant compte de la dynamique des véhicules, la partie routage est caractérisée par les nouveaux paramètres suivants en s'inspirant de (Bektaş *et al.*, 2011) et (Savaskan *et al.*, 2004) :

$\alpha_{ij} = a + g \cdot \sin(\theta_{ij}) + g \cdot C_r \cdot \cos(\theta_{ij})$, est une constante spécifique à l'arc, où :

a : représente l'accélération du véhicule (m/s^2),

g : représente la constante gravitationnelle ($9,81 m/s^2$),

θ_{ij} : représente l'angle de l'arc (i, j) , et

C_r : sont les coefficients de résistance au roulement ;

$\beta_{ij} = 0.5 \cdot C_d \cdot A \cdot \rho$, est une constante spécifique au véhicule, où :

C_d : sont les coefficients de traînée,

A : représente la surface frontale du véhicule, et

- ρ : représente la densité de l'air ;
 ω poids du véhicule à vide ;
 w_t rémunération du conducteur par unité de temps au cours de la période t ;
 τ_{ij} constante de temps de déplacement spécifique à l'arc (i, j) ;
 l_{ij} longueur de l'arc (i, j) avec $l_{ij} = l_{ji}$;

Les paramètres liés aux émissions de carbone sont les suivants :

- p_c prix du marché par unité de carbone ;
 c_e émission unitaire de carbone du carburant ;
 c_f coût unitaire de l'énergie du carburant ;
 δ^m émissions fixes issues de la configuration du système de fabrication ;
 δ^r émissions fixes issues de la configuration du système de ré-usinage ;
 \tilde{c}^m émissions par unité fabriquée ;
 \tilde{c}^r émissions par unité ré-usinée ;
 \tilde{h}^m émissions par unité stockée au niveau du stock des produits neufs ;
 \tilde{h}^r émissions par unité stockée au niveau du stock des PFV retournés ;
 E_1 plafond carbone sur les émissions de fabrication, de ré-usinage et de stockage ;
 E_2 plafond carbone sur les émissions liées aux tournées des véhicules ;
 E émissions carbonées maximales autorisées le long de l'horizon de planification. On a donc $E = E_1 + E_2$;

c) Variables de décision

On conserve également les variables précédentes :

- x_t^m, x_t^r quantité de produits fabriqués ou ré-usinés au cours de la période t
 δ_t^m, δ_t^r variable binaire égale à 1 si au moins un produit est fabriqué ou ré-usinés à la période t , et 0 sinon
 I_t^m, I_t^r niveau de stock en produits neufs et retournés à la fin de la période t
 z_{ijt}, w_{ijt} quantité de produits livrés et collectés transportée sur l'arc (i, j) à la période t
 y_{ijvt} variable binaire est égale à 1 si le véhicule v se déplace du nœud i au nœud j à la période t , et 0 sinon

2.3 Modélisation des émissions carbone et formulation mathématique du IPIRP-R-CT

Dans cette section, et sur la base des paramètres et variables introduits précédemment, nous décrivons d'abord les émissions liées aux opérations de fabrication, de ré-usinage et de stockage, ainsi que celles provenant des tournées des véhicules. Nous formulons ensuite le modèle global IPIRP-R-CT dans le cadre de la politique de plafonnement et d'échange carbone.

2.3.1 Modélisation des émissions carbone relatives aux activités de fabrication, de stockage et de ré-usinage

A ce niveau, les émissions de carbone proviennent principalement des opérations liées aux décisions de fabrication, de ré-usinage, de stockage et d'acheminement. Pour une période donnée, ces émissions peuvent être calculées comme suit :

$$\mathbf{e}_{1t} = \tilde{\mathbf{c}}^m \mathbf{x}_t^m + \tilde{\mathbf{c}}^r \mathbf{x}_t^r + \tilde{\mathbf{h}}^m \mathbf{I}_t^m + \tilde{\mathbf{h}}^r \mathbf{I}_t^r + \tilde{\boldsymbol{\delta}}^m \boldsymbol{\delta}_t^m + \tilde{\boldsymbol{\delta}}^r \boldsymbol{\delta}_t^r \quad \forall t \in T \quad (65)$$

En utilisant le prix du carbone p_c et le plafond carbone sur les émissions de fabrication, de ré-usinage et de stockage E_1 , nous formulons un modèle typique de dimensionnement de lots avec ré-usinage sous la politique de plafonnement et d'échange carbone comme suit :

$$\begin{aligned} \min z = & \sum_{t=1}^{|T|} (p^m \cdot x_t^m + p^r \cdot x_t^r) + (K^m \cdot \delta_t^m + K^r \cdot \delta_t^r) + (h^m \cdot I_t^m + h^r \cdot I_t^r) \\ & + \sum_{j \in N_C} \sum_{v \in K} \sum_{t=1}^{|T|} f^C \cdot y_{0jvt} + \sum_{i \in N} \sum_{\substack{j \in N \\ j \neq i}} \sum_{v \in K} \sum_{t=1}^{|T|} c_{ij} \cdot y_{ijvt} \end{aligned} \quad (66a)$$

$$+ p_c \cdot \left(\sum_{t \in T} \mathbf{e}_{1t} - \mathbf{E}_1 \right) \quad (66b)$$

sous les contraintes :

- Equations d'équilibre des flux au niveau du stock des produits neufs (2) et au niveau du stocks en PFV retournés (30) ;
- Contraintes sur les niveaux initiaux des stocks en produit neufs et en PFV retournés (4) ;
- Contraintes de limites maximales sur les capacités des stocks en produits neufs et en PFV retournés (5) et (6) ;
- Contraintes sur la capacité du système de fabrication (7) ;
- Contraintes sur la capacité du système de ré-usinage (31) ;
- Contraintes sur le domaine des variables de décision (26) - (27) et (38).

Le terme (66b) mesure les coûts ou profits engendrés par l'échange carbone résultant de la politique de plafonnement et d'échange sur les émissions. En effet, $(\sum_{t \in T} \mathbf{e}_{1t} - \mathbf{E}_1)$ représente la différence entre la quantité utilisée et la quantité disponible. Si elle est nulle, nous n'avons aucun coût supplémentaire. Si elle est positive, il faudra acheter du carbone et si elle est négative, on pourra vendre le carbone et ce sera donc un gain.

2.3.2 Modélisation des émissions carbone relatives aux tournées des véhicules avec distribution directe-inverse

Pour évaluer les émissions provenant des tournées des véhicules, nous considérons la même approximation linéaire proposée par (Fang *et al.*, 2017) et (Qiu *et al.*, 2017). Nous supposons un temps de parcours spécifique à l'arc τ_{ij} en associant à chaque arc (i, j) une vitesse de déplacement l_{ij}/τ_{ij} . Ainsi, la quantité d'énergie dépensée sur l'arc (i, j) pendant la période t est calculée comme suit :

$$P_{ijt} = \alpha_{ij} \cdot (\mathbf{w} + \mathbf{z}_{ijt} + \mathbf{w}_{ijt}) \cdot \mathbf{l}_{ij} + \beta \cdot (\mathbf{l}_{ij}/\tau_{ij})^2 \cdot \mathbf{l}_{ij} \quad \forall t \in T \quad (67)$$

Par conséquent, les émissions provenant des tournés des véhicules pendant la période t peuvent être calculées comme suit :

$$e_{2t} = c_e \sum_{i \in N} \sum_{\substack{j \in N \\ j \neq i}} \sum_{v \in K} P_{ijvt} \quad \forall t \in T \quad (68)$$

qui devient :

$$\begin{aligned} e_{2t} = c_e \sum_{i \in N} \sum_{\substack{j \in N \\ j \neq i}} \sum_{v \in K} & (\mathbf{w} \cdot \alpha_{ij} \cdot \mathbf{l}_{ij} \cdot \mathbf{y}_{ijvt} + \alpha_{ij} \cdot \mathbf{l}_{ij} \cdot (\mathbf{z}_{ijt} + \mathbf{w}_{ijt})) \\ & + c_e \sum_{i \in N} \sum_{\substack{j \in N \\ j \neq i}} \sum_{v \in K} \beta \cdot (\mathbf{l}_{ij}/\tau_{ij})^2 \cdot \mathbf{l}_{ij} \cdot \mathbf{y}_{ijvt} \end{aligned} \quad \forall t \in T \quad (69)$$

en intégrant l'équation (67) dans l'équation (68).

En tenant compte du plafond carbone E_2 sur les émissions liées aux tournés des véhicules et des décisions de fabrication, de ré-usinage et de stockage issues des étapes précédentes, nous développons un modèle intégré de pollution-routage sous la politique de plafonnement et d'échange carbone comme suit :

$$\min z = c_f \sum_{i \in N} \sum_{\substack{j \in N \\ j \neq i}} \sum_{v \in K} \sum_{t \in T} (\mathbf{w} \cdot \alpha_{ij} \cdot \mathbf{l}_{ij} \cdot \mathbf{y}_{ijvt} + \alpha_{ij} \cdot \mathbf{l}_{ij} \cdot (\mathbf{z}_{ijt} + \mathbf{w}_{ijt})) \quad (70a)$$

$$+ c_f \sum_{i \in N} \sum_{\substack{j \in N \\ j \neq i}} \sum_{v \in K} \sum_{t \in T} \beta \cdot (\mathbf{l}_{ij}/\tau_{ij})^2 \cdot \mathbf{l}_{ij} \cdot \mathbf{y}_{ijvt} \quad (70b)$$

$$+ \sum_{i \in N} \sum_{\substack{j \in N \\ j \neq i}} \sum_{v \in K} \sum_{t \in T} \mathbf{w}_t \cdot \tau_{ij} \cdot \mathbf{y}_{ijvt} \quad (70c)$$

$$+ p_c \cdot \left(\sum_{t \in T} e_{2t} - E_2 \right) \quad (70d)$$

sous les contraintes (32) à (38) et (28). Les termes (70a) et (70c) mesurent, respectivement, les coûts du carburant et la rémunération totale des conducteurs. Ces coûts correspondent aux coûts opérationnels des tournés des véhicules. Encore une fois le terme (70d) représente les coûts ou profits engendrés par l'échange carbone causés par la réglementation de plafonnement et d'échange sur les émissions.

2.3.3 Formulation du problème IPIRP-R-CT

Étant donné le prix du carbone p_c et le plafond total de carbone $E = E_1 + E_2$, nous pouvons formuler le modèle global l'IPIRP-R-CT comme étant :

$$\begin{aligned}
(\text{IPIRP} - \mathbf{R} - \mathbf{CT}) \min z = & \sum_{t=1}^{|T|} ((p^m \cdot x_t^m + p^r \cdot x_t^r) + (K^m \cdot \delta_t^m + K^r \cdot \delta_t^r)) \\
& + (h^m \cdot I_t^m + h^r \cdot I_t^r) + \sum_{j \in N_C} \sum_{v \in K} \sum_{t=1}^{|T|} f_c \cdot y_{0jvt} \\
& + \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{v \in K} \sum_{t=1}^{|T|} c_{ij} \cdot y_{ijvt} \\
& + c_f \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{v \in K} \sum_{t \in T} \sum_{j \neq i} (w \cdot \alpha_{ij} \cdot l_{ij} \cdot y_{ijvt} + \alpha_{ij} \cdot l_{ij} \cdot (z_{ijt} + w_{ijt})) \\
& + c_f \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{v \in K} \sum_{t \in T} \sum_{j \neq i} \beta \cdot (l_{ij} / \tau_{ij})^2 \cdot l_{ij} \cdot y_{ijvt} \\
& + \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{v \in K} \sum_{t \in T} \sum_{j \neq i} w_t \cdot \tau_{ij} \cdot y_{ijvt} \\
& + p_c \left(\sum_{t \in T} e_{1t} + \sum_{t \in T} e_{2t} - E \right)
\end{aligned} \tag{71}$$

sous les contraintes (2), (4)-(7), (26)-(28) et (30)-(38).

Si on pose :

- $\widehat{p}^m = p^m + p_c \cdot \tilde{c}^m$
- $\widehat{p}^r = p^r + p_c \cdot \tilde{c}^r$
- $\widehat{K}^m = K^m + p_c \cdot \tilde{\delta}^m$
- $\widehat{K}^r = K^r + p_c \cdot \tilde{\delta}^r$
- $\widehat{h}^m = h^m + p_c \cdot \tilde{h}^m$
- $\widehat{h}^r = h^r + p_c \cdot \tilde{h}^r$
- $\widehat{c}_{ij} = (c_f + p_c \cdot c_e)(w \cdot \alpha_{ij} \cdot l_{ij} + \beta \cdot l_{ij}^3 / \tau_{ij}^2) + w_t \cdot \tau_{ij} + c_{ij}$
- $\widetilde{c}_{ij} = \alpha_{ij} \cdot l_{ij} \cdot (c_f + p_c \cdot c_e)$

nous obtenons :

$$\begin{aligned}
\min z = & \sum_{t=1}^{|T|} (\widehat{p}^m \cdot x_t^m + \widehat{p}^r \cdot x_t^r + \widehat{K}^m \cdot \delta_t^m + \widehat{K}^r \cdot \delta_t^r + \widehat{h}^m \cdot I_t^m \\
& + \widehat{h}^r \cdot I_t^r) + \sum_{i \in \mathbb{N}} \sum_{\substack{j \in \mathbb{N} \\ j \neq i}} \sum_{v \in K} \sum_{t=1}^{|T|} \widehat{c}_{ij} \cdot y_{ijvt} \\
& + \sum_{i \in \mathbb{N}} \sum_{\substack{j \in \mathbb{N} \\ j \neq i}} \sum_{t \in T} \widetilde{c}_{ij} (z_{ijt} + w_{ijt}) - p_c \cdot E
\end{aligned} \tag{72}$$

sous les contraintes (2), (4)-(7), (26)-(28) et (30)-(38).

3 Etudes expérimentales

Nous présentons dans cette partie les expériences de calcul effectuées sur des instances générées aléatoirement. Le temps de calcul acceptable limité à une heure a été imposé pour la résolution de chacune des instances.

3.1 Génération des instances

L'ensemble des tests ont été effectués sur la base de données adaptées issues de la littérature combinant les paramètres liés au ré-usinage, aux demandes en collecte et aux émissions de carbone pour générer des instances pour l'IPIRP-R-CT. Pour un nombre donné de clients, un total de 4 combinaisons est obtenu sur la base de différentes valeurs des paramètres suivants : deux valeurs pour l'horizon de planification T ($|T| = \{3, 6\}$) et deux scénarios pour les demandes en collecte (faible et élevée). Pour chaque combinaison de ces paramètres, quatre instances avec des demandes et des coordonnées différentes ont été générées et nous avons fait varié le nombre de clients $|N_c| = \{5, 10, 15, 20, 35, 50\}$, ce qui donne un total de $4 \times 4 \times 6 = 96$ instances. Le reste des paramètres utilisés est décrit selon les valeurs présentées dans le **tableau IV-1**.

Les valeurs des paramètres associés aux émissions de carbone sont indiquées dans le **tableau IV-2**. En ce qui concerne la valeur du paramètre τ_{ij} , nous choisissons une vitesse moyenne de $l_{ij}/\tau_{ij} = 11 \text{ m/s}$ (équivalent de 40 km/h) comme proposé par Fang *et al.* (2017) et nous fixons le poids du véhicule vide w égal à sa capacité Q .

Tableau IV-1: Paramètres utilisés pour générer les instances pour l'IPIRP-R-CT

<i>Paramètres</i>	<i>Valeurs</i>
Coût unitaire de production relatif à la fabrication d'un nouveau produit	$p^m = 10 \cdot h^m$
Coût de configuration du système de production	$K^m = 100 \cdot p^m$
Coût unitaire de stockage d'un produit neuf	$h^m = 8$
Capacité du système de fabrication à la période t	$C_t^m = 2 \cdot \frac{\sum_{t \in T} \sum_{i \in N_C} d_{it}}{T}$
Capacité maximale de stockage des produits neufs à la période t	$U_t^m = 2 \cdot \frac{\sum_{t \in T} \sum_{i \in N_C} d_{it}}{T} \cdot N_C $
Niveau initial du stock des produits neufs	$I_0^m = \left\lceil \frac{\sum_{t \in T} \sum_{i \in N_C} d_{it}}{T} \right\rceil$
Niveau initial du stock des PFV retournés	$I_0^r = 0$
Coût unitaire de production relatif au ré-usinage d'un produit retourné	$p^r = \sigma \cdot p^m$
Coût de configuration du système de ré-usinage	$K^r = 0.01 \cdot K^m$
Coût unitaire de stockage d'un produit retourné	$h^r = h^m$
Capacité du système de ré-usinage à la période t	$C_t^r = 2 \cdot \frac{\sum_{t \in T} \sum_{i \in N_C} p_{it}}{T}$
Capacité maximale de stockage des produits retournés à la période t	$U_t^r = 2 \cdot \frac{\sum_{t \in T} \sum_{i \in N_C} p_{it}}{T} \cdot N_C $
Demande en livraison du client $i \in N_C$ en chaque période t	$d_{it} \in U[5, 30]$
Demande en collecte du client $i \in N_C$ en chaque période t	Fixée à la moitié de d_{it} au cours des périodes dont le scénario des demandes en collecte est relativement faible, ou aux trois-quarts de d_{it} au cours des périodes dont le scénario des demandes en collecte est relativement élevé
Taux de ré-usinage	$\eta = 1$
Coût unitaire de ré-usinage	$p^r = \sigma \cdot p^m = 0,5 \cdot p^m$
Capacité de chaque véhicule	$Q = 100$
Coût fixe relatif à l'utilisation du véhicule	$F_C = 500$
Coordonnées du nœud $i \in N$	$(X_i; Y_i) \in [0; 100]$
Coût de transport entre le nœud i et le nœud j	$c_{ij} = \left\lceil \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} + 0.5 \right\rceil$
Nombre maximum de véhicules à utiliser sur l'horizon de planification	$ K _{max} = \left\lceil \frac{\max(\sum_{t \in T} \sum_{i \in N_C} d_{it}; \sum_{t \in T} \sum_{i \in N_C} p_{it})}{Q} \right\rceil$

Tableau IV-2: Valeurs des paramètres liés aux émissions de carbone

$\alpha_{ij} = 0,981$	$\tilde{h}^m = 0,8$
$\beta = 2,1$	$\tilde{c}^r = 11,3$
$c_e = 0,00094$	$\tilde{\delta}^r = 11,3$
$c_f = 0,0006$	$\tilde{h}^r = 0,8$
$w_t = 2,2$	$E = 20000$
$\tilde{c}^m = 22,6$	$E_1 = 15000$
$\tilde{\delta}^m = 22,6$	$E_2 = 10000$
$p_c = 0,5$	

3.2 Résultats et discussion

Pour évaluer l'efficacité et les limites de notre modèle intégré (IPIRP-R-CT), cette partie présente les résultats des tests effectués sur les instances aléatoires décrites précédemment.

Les résultats de l'optimisation exacte du modèle intégré IPIRP-R-CT issus du solveur CPLEX sont présentés dans le **tableau IV-3**. Les colonnes 1 à 3 indiquent, respectivement, le nombre de clients, le nombre de périodes et le nombre maximum de véhicules utilisés. Les colonnes 4 et 6 représentent le coût total moyen calculé sur la base des instances résolues à l'optimalité pour les scénarios en collectes faibles et élevées, respectivement. (*) indique le nombre d'instances résolues de manière optimale. A noter que chaque ligne se compose de 4 instances. Les colonnes 5 et 7 indiquent la moyenne du temps de calcul en secondes pour les scénarios en collectes faibles et élevées, respectivement.

Tableau IV-3: Résultats de calculs issus du solveur CPLEX

$ N_c $	$ T $	$ K _{max}$	COLLECTES FAIBLES		COLLECTES ELEVEES	
			Av. CPLEX Total cost	Av. CPU (s)	Av. CPLEX Total cost	Av. CPU (s)
5	3	3	20110,53 ⁽⁴⁾	0,363	18447,26 ⁽⁴⁾	0,445
	6	5	56775,86 ⁽⁴⁾	4,25	45590,28 ⁽⁴⁾	3,961
10	3	5	39175,79 ⁽¹⁾	2818,77	35700,6 ⁽⁻⁾	>3600
	6	10	96721,94 ⁽⁻⁾	>3600	83884 ⁽⁻⁾	>3600
15	3	8	56939,8 ⁽⁻⁾	>3600	51964,2 ⁽⁻⁾	>3600
	6	15	139290,52 ⁽⁻⁾	>3600	122870,81 ⁽⁻⁾	>3600
20	3	9	70752,86 ⁽⁻⁾	>3600	64338,83 ⁽⁻⁾	>3600
	6	21	182704,35 ⁽⁻⁾	>3600	163968,37 ⁽⁻⁾	>3600
35	3	18	142319,16 ⁽⁻⁾	>3600	131549 ⁽⁻⁾	>3600
	6	36	362264,44 ⁽⁻⁾	>3600	322407,77 ⁽⁻⁾	>3600
50	3	26	242297,22 ⁽⁻⁾	>3600	217826,54 ⁽⁻⁾	>3600
	6	52	591927,34 ⁽⁻⁾	>3600	535379,02 ⁽⁻⁾	>3600

Il est facile de remarquer que CPLEX est capable de résoudre à l'optimalité les instances avec un nombre de clients allant jusqu'à $|N_C| = 5$ clients pour un horizon de planification avec $|T| = \{3, 6\}$ périodes après une heure de temps de calcul indépendamment du scénario en collectes. De plus, nous pouvons souligner que le solveur est incapable de résoudre toutes les instances avec un nombre de clients $|N_C| \geq 10$ quel que soit le nombre de périodes. Ces résultats se justifient par la nature *NP-difficile* du modèle intégré proposé. Par conséquent, afin d'obtenir des solutions de bonne qualité dans des délais d'exécution raisonnables pour les instances de moyenne et grande échelle, l'utilisation d'approches de résolution approximative semble encore une fois cruciale pour résoudre les problèmes de planification intégrée des opérations avec logistique inverse et considérations environnementales.

4 Conclusion

A travers ce chapitre nous avons étudié un problème de planification intégrée des opérations de fabrication, de stockage et de distribution directe-inverse avec option de ré-usinage et émissions carbone dans le cadre de la politique de plafonnement et d'échange de droits de carbone avec un objectif global de minimiser le coût total dû aux opérations impliquées ainsi que leurs émissions le long la chaîne en boucle fermée considérée.

Dans un premier temps nous avons présenté les modèles des émissions carbone incorporées, puis nous avons proposé une formulation mathématique pour le modèle intégré global (IPIRP-R-CT) incorporant les émissions carbonées sous la politique de régulation considérée. Ensuite, une étude expérimentale a été menée afin d'étudier la limite de notre modèle. Les résultats des calculs obtenus indiquent que pour les problèmes de petites tailles allant jusqu'à $|N_C| = 5$ clients, le solveur CPLEX peut trouver des solutions optimales dans un délai raisonnable. Néanmoins, l'écart d'optimalité trouvé par le solveur croît de façon exponentielle avec la taille du problème.

En termes de recherches futures, les travaux présentés dans ce chapitre sont en cours d'extension. En effet, il est important de mettre en évidence de l'influence de certains paramètres clés du modèle (par exemple : le prix du carbone, le prix du carburant, etc.) sur les indicateurs de performance de la chaîne en boucle fermée, y compris le coût total, les coûts opérationnels et les niveaux des émissions de carbone.

Conclusion générale et perspectives

Dans le cadre de cette thèse, nous avons étudié le problème de planification intégrée des opérations dans le cadre des chaînes logistiques durables. En particulier, ce problème a été investigué sous l'angle de la logistique inverse avec des considérations environnementales qui a fait l'objet de peu d'attention dans la littérature antérieure. Des méthodes d'optimisation exactes et approchées ont été proposées pour résoudre différentes variantes du problème traité dans cette thèse. Nous avons pu détailler les différentes expérimentations menées ainsi que leurs résultats obtenus afin d'analyser l'applicabilité et la pertinence de nos approches tout comme leurs limites selon la taille des problèmes considérés.

Contributions

L'objectif de cette thèse est de concevoir des modèles et de développer des approches d'optimisation pour résoudre le problème de planification intégrée des opérations de production, de stockage et de distribution directe-inverse dans le cadre des chaînes logistiques en boucle fermée avec option de ré-usinage. Ce problème de planification intégrée est une généralisation de l'IPIRP classique dans la mesure où il intègre en plus les décisions relatives à la récupération et au ré-usinage des PFV ainsi que des considérations environnementales. Pour ce faire, nous avons proposé la modélisation et l'optimisation d'une chaîne logistique en boucle fermée englobant un système se composant d'une ligne de production des produits neufs, d'une ligne de ré-usinage pour remettre à neuf les PFV retournés, de deux types de stocks afin de stocker séparément les produits neufs et ré-usinés et les PFV retournés, ainsi que des clients ayant des demandes en livraison et en collecte. Quant à la taille de la flotte considérée, deux options ont été étudiées à savoir le cas mono-véhicule et multi-véhicule. Nous avons fait l'hypothèse que les produits en fin de vie retournés et ré-usinés sont de même qualité que les produits neufs suivant la politique « *as good as new* ». Le but est de déterminer les quantités optimales à produire, à ré-usiner et à stocker, ainsi que l'ordre de passage chez les clients afin de satisfaire leurs demandes simultanément en livraison et en collecte, tout en minimisant le coût total dû aux opérations induites. Ce problème est d'une importance cruciale en particulier dans la production et distribution des produits de transport consignés et/ ou réutilisables ou des produits sensibles au facteur temps (ex. : produits périssables).

Une première mise en équations du problème IPIRP avec considérations de logistique inverse a été détaillée dans cette thèse (**chapitre 2**). Nous avons proposé la modélisation et l'optimisation conjointe du problème de dimensionnement de lots avec option de ré-usinage et le problème de tournées de véhicules avec livraison et collecte simultanées dans le cadre d'une chaîne logistique en boucle fermée. Le problème soulevé a été étudié selon deux variantes caractérisant la taille de la flotte considérée, notamment le cas mono-véhicule (modèle CDLSR-VRSPD) et le cas multi-véhicule (modèle IPIRP-R). L'applicabilité, la pertinence et les limites des modèles ont été démontrées à travers un exemple illustratif et des expériences numériques. Les résultats ont démontré les avantages de l'optimisation conjointe des opérations dans un cadre unique dans la mesure où elle offre une opportunité pour réduire le coût total intégré, en favorisant le ré-usinage des PFV au lieu de la fabrication de nouveaux produits, tout en garantissant une utilisation rationnelle des ressources disponibles et un niveau de service accru.

Les expériences de calcul ont montré que le problème de planification intégrée de production, de stockage et de distribution directe-inverse dans le cadre des chaînes logistiques en boucle fermée, ne peut être résolu de manière exacte pour les grandes tailles de problème en raison du nombre de variables de décision induites et les contraintes supplémentaires qu'imposent les opérations de ré-usinage. Ce constat est plus significatif pour le cas multi-véhicule, d'où le recours aux méthodes approchées afin de résoudre les problèmes de grande taille. Une heuristique de décomposition à deux phases (heuristique *CST*) a été proposée pour résoudre la variante multi-véhicule (**chapitre 3**). Les résultats expérimentaux ont démontré l'efficacité de notre approche à résoudre les problèmes de petite et moyenne tailles dans un temps de calcul raisonnable.

Enfin, nous avons étendu notre approche de modélisation de la planification intégrée proposée pour le cas multi-véhicule en incluant les émissions de carbone comme aspect environnemental (**chapitre 4**). A ce stade une nouvelle formulation écologique dont les niveaux des émissions de carbone émises par l'ensemble des opérations induites sont contrôlés sous la politique de plafonnement et échange des droits de carbone (*Cap-and-Trade*) le long de l'horizon de planification (modèle IPIRP-R-CT). Ce nouveau problème écologique est également *NP-difficile* vue la nouvelle structure des coûts et les contraintes additionnelles qu'imposent l'incorporation des émissions de carbone.

Limites & Perspectives

En dépit de la pertinence et l'applicabilité des approches développées, les problèmes de planification intégrée des opérations dans le cadre des chaînes logistiques durables sont difficiles à résoudre et nécessitent des méthodes approchées sophistiquées afin de faire face à leur complexité. Compte tenu des résultats obtenus et contributions présentées dans cette thèse, il serait donc pertinent de poursuivre nos travaux de recherche afin d'améliorer les performances des méthodes utilisées.

Une première perspective de recherche qui nous semble judicieuse est de développer le modèle IPIRP-R et l'étendre afin de couvrir de nouveaux aspects qui sont encore plus proches de la réalité. En effet, il serait intéressant d'introduire les contraintes d'usines multiples, produits multiples, flotte hétérogène, fenêtres temporelles ainsi que des demandes stochastiques (en considérant par exemple la qualité des PFV retournés, demandes en collecte incertaines, etc.).

En ce qui concerne l'heuristique *CST* développée pour résoudre les problèmes de petite et moyenne tailles de l'IPIRP-R, une perspective notable pour les recherches futures serait de développer pour chacun des sous-problèmes de la phase 1 (modèle restreint CLSP-R) et de la phase 2 (modèle restreint VRSPD), une procédure heuristique rapide. En fait, chacun de ces deux sous-problèmes devient difficile à résoudre lorsque la taille du problème augmente et, par conséquent, le développement de techniques efficaces pour le résoudre est nécessaire pour réduire le temps de calcul et résoudre les instances à grande échelle. En particulier, nous avons déjà commencé à développer un algorithme constructif de tournées de véhicules avec livraison et collecte simultanées pour la phase 2 de l'heuristique *CST*, suivi par des améliorations locales (par exemple : recherche locale *2-OPT*). En outre, il serait intéressant d'envisager de nouveaux mécanismes de diversification plus élaborés pour estimer les coûts de visite approximatifs et guider l'heuristique à mieux explorer l'espace des solutions réalisables et donc réduire l'écart qui les sépare des solutions optimales. De plus, pour évaluer la qualité des solutions

heuristiques, une autre perspective intéressante serait de développer des bornes inférieures de qualité en appliquant la relaxation lagrangienne au modèle IPIRP-R.

Une autre direction de recherche possible concerne la mise en évidence de l'influence de certains paramètres clés du modèle IPIRP-R-CT (par exemple : le prix du carbone, le prix du carburant, etc..) sur les indicateurs de performance des chaînes logistiques en boucle fermée avec considérations environnementales, y compris les coûts totaux, les coûts opérationnels et les niveaux d'émissions. En dernier lieu, nous avons l'intention de développer davantage l'heuristique *CST* et l'adapter pour résoudre le modèle intégré IPIRP-R-CT.

Annexe – Modélisation et méthodes d'optimisation

Les problèmes d'optimisation combinatoires peuvent être issus de nombreux domaines comme l'industrie, la gestion, la médecine, Les décideurs doivent se doter de bons outils nécessaires pour résoudre ce type de problèmes et, par conséquent, entreprendre les bons choix de manière scientifique et pragmatique. Afin d'optimiser un problème combinatoire, la première étape consiste à modéliser le problème étudié. La deuxième étape consiste à choisir la méthode ou approche convenable pour résoudre le problème étudié suivant la taille des instances considérées. Dans ce qui suit, nous présentons d'abord la notion de modélisation, puis une classification des méthodes de résolution exactes et approchées, les plus utilisées pour résoudre ce type de problème.

1 Modélisation

Un modèle (ou programme) mathématique est une construction mathématique utilisée pour représenter les aspects les plus significatifs d'un problème d'optimisation issu du monde réel. En général, un modèle d'optimisation est constitué de 3 composantes essentielles, à savoir :

Les variables : qui représentent les composantes du modèle pouvant être modifiées pour créer des solutions différentes ;

Les contraintes : ce sont des expressions mathématiques reliant les variables de décision entre elles et imposant des limitations sur ces variables ;

La fonction objectif : représente le critère à optimiser et assigne une valeur à chaque solution différente.

Cela étant dit, la résolution d'un modèle mathématique consiste à trouver des solutions réalisables optimisant le critère du problème considéré et respectant les contraintes imposées. Afin de retrouver ces solutions, l'utilisation des méthodes et outils d'optimisation devient indispensable. Le principe général de ces méthodes et outils réside dans le fait de faire varier les variables de décisions en leur affectant des valeurs possibles et puis retenir les valeurs satisfaisant toutes les contraintes. La combinaison des valeurs retenues, représentera après substitution dans la fonction objectif, la meilleure solution.

La fonction objectif au niveau des problèmes d'optimisation, consiste dans la plupart des cas à maximiser ou à minimiser un critère économique (profit ou coût). Ces problèmes sont généralement difficiles à résoudre vu leur complexité due à la nature des variables de décision induites et leur nombre, le type de la fonction objectif (mono ou multi-objectif), présence/ou pas d'expressions linéaires et/ou non-linéaires, la nature probabiliste de certains paramètres, etc.

1.1 Programmation mathématique

Un Programme Mathématique, noté *PM*, est un problème d'optimisation sous contrainte qui peut s'écrire de la façon suivante :

Maximiser $f(x)$

Sous les contraintes :

$$g_i(x) \leq 0 \quad i \in \{1, \dots, m\}$$

$$x \in S$$

Où :

- S est une partie de \mathbb{R}^n et x est un vecteur *variable*, ses n composantes sont dites les *inconnues* du problème ;
- la fonction $f: S \rightarrow \mathbb{R}$ est appelée *fonction objectif* ou *objectif* ;
- les fonctions $g_i: S \rightarrow \mathbb{R}$, $i \in \{1, \dots, m\}$, forment des inégalités qui sont appelées les *contraintes* du problème ;

On appelle *inégalités* une contrainte $g_i(x) \leq 0$ ou $g_i(x) \geq 0$: en cas de présences des deux contraintes $g_i(x) \leq 0$ et $g_i(x) \geq 0$, on parle alors d'*égalité* $g_i(x) = 0$.

Un vecteur \bar{x} vérifiant les contraintes d'un *PM* est dit solution ou solution réalisable du *PM*. L'ensemble des solutions d'un *PM* forme le domaine de définition. Le domaine de définition d'un *PM* peut être vide. Dans ce cas, le problème n'admet pas de solutions, dans le cas contraire, le *PM* admet des solutions. Lorsque l'on satisfait toutes les contraintes, les solutions x^* sont dites optimales, c'est-à-dire qui maximisent la fonction $f(x)$ sur toutes les solutions du *PM*.

Plusieurs cas de *PM* sont à mettre en évidence :

- si l'ensemble S est continu, on parle de *programme mathématique continu* ;
- si l'ensemble S est discret (c'est-à-dire isomorphe à \mathbb{N}^n), on parle de *programme mathématique discret* que l'on notera ici *PMD* ; on l'appelle également *entier* si $S \subset \mathbb{N}^n$ ou même binaire si $S \subset \{0, 1\}^n$. En fait tout *PMD* peut se ramener au cas d'un programme entier, voir même d'un programme binaire ;
- si certaines composantes du vecteur x solution prennent leurs valeurs dans un ensemble discret et les autres dans un ensemble continu, on l'appelle *programme mathématique mixte (MIP)*.

Dans le cas des programmes entiers (donc discrets également), on peut noter alors un *PMD* de la façon suivante :

Maximiser $f(x)$

Sous les contraintes :

$$g_i(x) \leq 0 \quad i \in \{1, \dots, m\}$$

$$x \in \mathbb{Z}^n$$

On désigne alors $x \in \mathbb{Z}^n$ comme étant la *contrainte d'intégrité*. On appelle *relaxation* le fait de « relâcher », c'est-à-dire supprimer une contrainte du problème. Ainsi, un programme relaxé désignera un programme où l'on aura supprimé une ou plusieurs contraintes. On appelle *relaxation continue* le fait de « relâcher » les contraintes d'intégrité du problème.

1.2 Programmation linéaire

Les problèmes d'optimisation consistent souvent à optimiser un profit, un coût, ou toutes autres valeurs fonctions de nombreux paramètres. Par ailleurs, ces paramètres ne peuvent généralement pas être fixés à volonté, mais sont soumis à des contraintes. Le critère à optimiser et les contraintes sont très souvent exprimées en fonction des paramètres. Suivant cette relation, nous distinguons deux types de problèmes d'optimisation notamment les problèmes d'optimisation linéaires et non-linéaires.

La programmation linéaire est l'une des techniques classiques qui ont été largement utilisées dans la résolution des problèmes d'optimisation. Elle vise à trouver la valeur optimale d'un problème d'optimisation à travers la maximisation ou la minimisation d'une fonction objectif *linéaire* ayant plusieurs variables reliées par des contraintes sous formes d'équations et/ou inéquations linéaires. Pour ce type de programmes, si une solution est garantie (optimale) cela signifie qu'il existe un point extrême du polyèdre des solutions qui est optimal.

Si la fonction objective f et les fonctions contraintes g sont toutes linéaires et si les variables sont entières, on parle de *Programme Linéaire en Nombres Entiers (PLNE)*. Si certaines variables peuvent prendre des valeurs continues., on l'appelle *Programme Linéaire en Nombres Entiers Mixte (PLMNE) (Mixed Integer Linear Program ou MILP)*.

Un problème de programmation linéaire mixte peut être formulé de la façon suivante :

$$\text{Maximiser } c_1^T x_1 + c_2^T x_2$$

Sous les contraintes :

$$A_1 x_1 + A_2 x_2 \leq b$$

$$x_1 \in \mathbb{R}^{n_1}$$

$$x_2 \in \mathbb{Z}^{n_2}$$

Où c_1, c_2 sont des vecteurs et A_1 et A_2 des matrices avec x_1 partie continue de la solution et x_2 partie entière de la solution.

Dans ce qui suit, nous présentons une classification des méthodes de résolution les plus utilisées pour résoudre les problèmes d'optimisation combinatoire.

2 Les méthodes de résolution

Les méthodes d'optimisation combinatoire développées et proposées dans la littérature peuvent généralement être classées en deux grandes catégories : les approches exactes et approchées. La première catégorie de méthodes garantit une résolution optimale du problème, cependant la deuxième ne garantit pas une solution optimale mais permet, en général, de gagner en temps de calcul.

2.1 Méthodes exactes

Une méthode de résolution exacte est une technique d'optimisation qui permet de trouver des solutions optimales. Elle repose sur l'exploration de la totalité de l'espace des solutions possibles pour en retenir la meilleure solution par rapport au critère à optimiser. Ce type de méthode est extrêmement longue en termes de temps de calcul. De ce fait, elle ne peut donc résoudre que des instances de petites tailles.

Parmi les approches de résolution exacte les plus répondues, nous citons :

- **La programmation dynamique** : C'est une méthode d'optimisation des processus de décisions séquentielles. Cette méthode, introduite par (Bellman, 1954), consiste à décomposer un problème en une série de sous-problèmes reliés entre eux par une relation de récurrence, puis à résoudre les sous-problèmes, des plus petits aux plus grands en stockant les résultats intermédiaires. La valeur optimale du critère à une étape donnée dépend généralement de sa valeur à l'étape précédente.
- **La relaxation lagrangienne** : Cette méthode a été introduite par (Geoffrion, 1974) et consiste à transformer des problèmes de base en problèmes plus facile à résoudre en relâchant certaines contraintes jugées difficiles. Les contraintes relâchées sont réinjectées dans la fonction objectif, pondérées par des coefficients que l'on appelle les multiplicateurs de Lagrange. Dans de nombreux cas on n'obtient pas toujours la solution optimale mais plutôt des bornes inférieures.
- **La décomposition de Benders** : C'est une méthode d'optimisation proposée par (Benders, 1962) et très utilisée pour résoudre des problèmes d'optimisation linéaire à variables mixtes de très grande taille. Elle se base sur le principe suivant : lorsqu'au cours de la résolution, on déduit qu'une solution partielle du problème ne peut pas être complétée pour former une solution réalisable, toutes les solutions engendrées par ces solutions partielles sont ignorées. La stratégie de Benders consiste donc à partitionner les variables du problème en deux vecteurs x et y , elle fixe le vecteur y de telle sorte à générer un problème uniquement avec la variable x que l'on appelle le sous-problème ; si la solution optimale de ce problème révèle que la solution y est non réalisable, alors la solution duale correspondante est utilisée afin d'identifier d'autres valeurs inacceptables de y .
- **La programmation linéaire en nombres entiers (PLNE) et mixte (PLNME)** : C'est une méthode d'optimisation très efficace pour résoudre une variété de modèles mathématiques linéaires. La première étape de cette méthode consiste à modéliser un problème sous forme de programme mathématique dont la fonction objectif est une expression linéaire et sujette à des contraintes dont les variables de décisions sont reliées par des expressions linéaires aussi. La résolution des PLNE et PLNME demande en général beaucoup de temps et dépend du nombre de variables de décision et de contraintes. Le caractère universel des programmes linéaires entiers et mixtes explique l'importance des travaux qui lui ont été consacrés ainsi que la qualité des bibliothèques construites autour de la résolution de ces programmes. En effet, il existe de nombreux solveurs de PL : des solveurs commerciaux CPLEX (IBM), Xpress, Gurobi (Microsoft), et même Matlab ou Excel... ; des solveurs académiques tel que Lp de COIN-OR, Soplex de la ZIB ; et des solveurs libres comme Glpk (gnu). Les meilleurs d'entre eux peuvent résoudre des PL jusqu'à 200000 variables et 200000 contraintes en quelques secondes mais sont beaucoup moins performants lorsque certaines variables sont entières.

- **La méthode de séparation et évaluation (B&B : Branch-and-Bound)** : C'est une méthode générique basée sur une énumération « intelligente » des solutions admissibles d'un problème d'optimisation. Elle a été introduite la première fois par (Dantzig *et al.*, 1954) pour résoudre le problème de voyageur de commerce. Son principe repose sur l'idée 'diviser pour régner' qui consiste à prouver l'optimalité d'une solution en partitionnant l'espace des solutions. Ce dernier est d'abord présenté sous forme d'une arborescence à travers laquelle toutes les solutions possibles (représentées par des feuilles) sont énumérées avec un minimum de branches possibles afin d'éviter la numération des solutions de mauvaise qualité. Puis, les étapes suivantes doivent être respectées :
 - *Procédure de séparation* : chaque nœud de l'arbre représente un choix souvent binaire, c'est-à-dire que l'on réalise telle opération ou non ;
 - *Procédure d'évaluation progressive* : traduit la capacité d'associer à chaque décision partielle une borne de l'objectif poursuivi ;
 - *Stratégie de parcours (règles de dominances)* : chaque séparation sera choisie de manière à maximiser la différence d'évaluation de l'objectif entre les deux branches.

Malgré sa capacité de résoudre de manière optimale les problèmes combinatoires, la méthode B&B peut consommer beaucoup de temps lors de l'exploration de l'arborescence et l'énumération des solutions. De plus, la performance de cette méthode dépend principalement de sa capacité d'éliminer tôt les feuilles représentant des solutions de mauvaise qualité.

Plusieurs extensions de cette méthode ont été développées. Les plus connues sont la méthode de Branch-and-Price (**B&P**) qui combine la génération de colonnes et la méthode B&B, et la méthode des coupes et branchements (**B&C : Branch-and-Cut**) qui est aperçue comme une méthode B&B avec génération dynamique de contraintes.

Ces méthodes exactes sont utilisées aussi pour apprécier la performance des méthodes approchées en termes de qualité de la solution obtenue, à travers l'évaluation de l'écart obtenu entre sa solution et l'optimum.

2.2 Méthodes approchées

Les méthodes approchées viennent relayer le dilemme des méthodes exactes qui nécessitent un temps de calcul drastique pour résoudre des problèmes d'optimisation de grandes tailles. L'objectif de ce type de méthodes est d'obtenir de manière rapide une solution réalisable proche de l'optimum, mais ne garantissent en aucun cas une solution optimale. La qualité d'une méthode approchée est estimée en calculant l'écart obtenu entre la solution obtenue et l'optimum s'il existe. En cas d'indisponibilité d'une solution optimale, la qualité d'une méthode approchée est calculée sur la base d'une borne inférieure.

Les méthodes approchées peuvent être classées en heuristiques, métaheuristiques et matheuristiques.

- **Les heuristiques** : Une heuristique est en général un algorithme conçu en fonction des caractéristiques du problème étudié. Elles dépendent principalement du choix du voisinage (exemple : la manière de se déplacer dans l'espace des solutions). Ce type de méthode de résolution peut rapidement fournir une solution réalisable pour un problème de complexité *NP-difficile*, en se basant sur une stratégie de bon sens, mais ne garantit en aucun cas que cette solution soit optimale.

Les méthodes heuristiques peuvent être classées en méthodes constructives et méthodes d'amélioration :

- **Les heuristiques constructives (gloutons)** : Ce type de méthodes se basent sur des règles simplifiées en commençant par construire une solution globale étape par étape en effectuant des choix définitifs. En effet, à chaque itération, une solution partielle du problème est obtenue en utilisant des règles de priorités qui traitent une partie des variables sur lesquelles on ne revient plus.
- **Les heuristiques d'amélioration (de recherche locale)** : sont des méthodes basées sur la notion d'exploration de voisinage. L'idée ici est de générer, à chaque itération et de façon différente, une solution voisine en appliquant un petit ajustement. La solution obtenue est ensuite évaluée en la comparant à la solution courante. En outre, plusieurs stratégies peuvent être déployées au cours de l'exploration du voisinage de la solution courante (exemples : exploration aléatoire, exploration systématique, ou exploration exhaustive).
- **Les métaheuristiques** : Sont des méthodes approchées, basées elles-mêmes sur l'utilisation de méthodes constructives, pouvant facilement être adaptées pour résoudre une multitude de problèmes de nature *NP-difficile* pour lesquels on ne dispose pas de méthodes de résolution plus efficace. Les métaheuristiques sont aussi des méthodes itératives se basant sur la notion de voisinage guidé lors de l'exploration de l'espace des solutions. En fait, il s'agit de principes algorithmiques permettant d'obtenir une solution en se basant à la fois sur le fait de parcourir l'espace de recherche, et sur l'exploration des zones qui paraissent prometteuses en respectant certains principes de construction. L'intérêt principal des métaheuristiques provient justement de leur habilité à s'échapper des optimums locaux en admettant une dégradation de la solution courante au cours de leur progression.

Dans la littérature on distingue entre deux grandes classes de métaheuristiques :

- **Les métaheuristiques fondées sur la population** : Dans cette catégorie, l'approche métaheuristique manipule à chaque itération, un ensemble de solutions de manière parallèle. Parmi ces méthodes, on trouve les algorithmes

génétiques (GA), les algorithmes de colonies de fourmis (ACO) et l'optimisation par essaims particulaires (PSO).

- **Les métaheuristiques fondées sur le parcours (trajectoire) :** Dans cette catégorie, l'approche métaheuristique consiste à évoluer une seule solution sur l'espace de recherche à chaque itération. Dans ce sens, il est primordial d'utiliser la notion de voisinage. Les plus fréquemment utilisées sont le recuit simulé (RS), la recherche tabou (TS), la recherche à voisinage variable (VNS) et la méthode GRASP.

Selon (Dréo *et al.*, 2003), les métaheuristiques ont un certain nombre de caractéristiques communes:

- Elles abordent souvent la combinatoire des problèmes par des méthodes stochastiques, c'est-à-dire des tirages probabilistes qui permettront d'effectuer des choix ;
 - Elles sont souvent inspirées par des analogies avec la physique (recuit simulé), avec la biologie (algorithmes génétiques) ou avec l'éthologie (colonies de fourmis, essaims particulaires...), et sont de plus en plus hybridées avec d'autres méthodes de recherche opérationnelle ;
 - Leurs performances ont pour inconvénient de dépendre du réglage de leurs paramètres, qui peut être délicat ;
 - Leurs temps de calcul peuvent être élevés.
- **Les matheuristiques :** Appelées aussi heuristiques basées sur la programmation mathématique, sont des heuristiques hybrides créées par l'interopérabilité des heuristiques constructives et la programmation mathématique qui permettent aux solveurs conventionnels d'être appliqués pour trouver des solutions optimales ou quasi-optimales.

Références bibliographiques

- Abdelmaguid, T. F., & Dessouky, M. M. (2006). A genetic algorithm approach to the integrated inventory-distribution problem. *International Journal of Production Research*, 44(21), 4445–4464.
- Absi, N., Archetti, C., Dauzère-Pérès, S., & Feillet, D. (2015). A two-phase iterative heuristic approach for the production routing problem. *Transportation Science*, 49(4), 784–795.
- Adulyasak, Y., Cordeau, J. F., & Jans, R. (2014a). Formulations and branch-and-cut algorithms for multivehicle production and inventory routing problems. *INFORMS Journal on Computing*, 26(1), 103–120.
- Adulyasak, Y., Cordeau, J. F., & Jans, R. (2014b). Optimization-based adaptive large neighborhood search for the production routing problem. *Transportation Science*, 48(1), 20–45.
- Adulyasak, Y., Cordeau, J. F., & Jans, R. (2015). The production routing problem: A review of formulations and solution algorithms. *Computers and Operations Research*, 55, 141–152.
- Agra, A., Requejo, C., & Rodrigues, F. (2018). An adjustable sample average approximation algorithm for the stochastic production-inventory-routing problem. *Networks*, 72(1), 5–24.
- Agrawal, S., Singh, R. K., & Murtaza, Q. (2015). A literature review and perspectives in reverse logistics. *Resources, Conservation and Recycling*, 97, 76–92.
- Ahuja, R. K., Huang, W., Romeijn, H. E., & Morales, D. R. (2007). A heuristic approach to the multi-period single-sourcing problem with production and inventory capacities and perishability constraints. *INFORMS Journal on Computing*, 19(1), 14–26.
- Ait-Kadi, D., Chouinard, M., Marcotte, S., & Riopel, D. (2012). Sustainable reverse logistics network. *Engineer*.
- Al Shamsi, A., Al Raisi, A., & Aftab, M. (2014). Pollution-Inventory Routing Problem with Perishable Goods. In *Logistics operations, supply chain management and sustainability* (pp. 585–596). Springer.
- Alkawaleet, N., Hsieh, Y.-F., & Wang, Y. (2014). Inventory Routing Problem with CO2 Emissions Consideration. In *Logistics operations, supply chain management and sustainability* (pp. 611–619). Springer.
- Aloulou, M. A., Dolgui, A., & Kovalyov, M. Y. (2014). A bibliography of non-deterministic lot-sizing models. *International Journal of Production Research*, 52(8), 2293–2310.
- Alshamrani, A., Mathur, K., & Ballou, R. H. (2007). Reverse logistics: simultaneous design of delivery routes and returns strategies. *Computers and Operations Research*, 34(2), 595–619.

- Amorim, P., Günther, H. O., & Almada-Lobo, B. (2012). Multi-objective integrated production and distribution planning of perishable products. *International Journal of Production Economics*, 138(1), 89–101.
- Andersson, H., Hoff, A., Christiansen, M., Hasle, G., & Løkketangen, A. (2010). Industrial aspects and literature survey: Combined inventory management and routing. *Computers and Operations Research*, 37(9), 1515–1536.
- Anily, S., & Federgruen, A. (1990). One Warehouse Multiple Retailer Systems with Vehicle Routing Costs. *Management Science*, 36(1), 92–114.
- Archetti, C., Bertazzi, L., Hertz, A., & Grazia Speranza, M. (2012). A hybrid heuristic for an inventory routing problem. *INFORMS Journal on Computing*, 24(1), 101–116. doi: 10.1287/ijoc.1100.0439
- Archetti, C., Bertazzi, L., Laporte, G., & Speranza, M. G. (2007). A branch-and-cut algorithm for a vendor-managed inventory-routing problem. *Transportation Science*, 41(3), 382–391.
- Archetti, C., Bertazzi, L., Paletta, G., & Speranza, M. G. (2011). Analysis of the maximum level policy in a production-distribution system. *Computers and Operations Research*, 38(12), 1731–1746.
- Armentano, V. A., Shiguemoto, A. L., & Løkketangen, A. (2011). Tabu search with path relinking for an integrated production-distribution problem. *Computers and Operations Research*, 38(8), 1199–1209.
- Atasu, A., Sarvary, M., & Wassenhove, L. N. V. (2008). Remanufacturing as a marketing strategy. *Management Science*, 54(10), 1731–1746.
- Bard, J. F., & Nananukul, N. (2009a). The integrated production-inventory-distribution-routing problem. *Journal of Scheduling*, 12(3), 257.
- Bard, J. F., & Nananukul, N. (2009b). Heuristics for a multiperiod inventory routing problem with production decisions. *Computers & Industrial Engineering*, 57(3), 713–723. Retrieved from <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0360835209000370>
- Bard, J. F., & Nananukul, N. (2010). A branch-and-price algorithm for an integrated production and inventory routing problem. *Computers and Operations Research*, 37(12), 2202–2217.
- Bazan, E., Jaber, M. Y., & Zanoni, S. (2016). A review of mathematical inventory models for reverse logistics and the future of its modeling: An environmental perspective. *Applied Mathematical Modelling*, 40(5–6), 4151–4178.
- Beaulieu, M., Martin, R., & Landry, S. (1999). Logistique à rebours : un portrait nord-américain. *Logistique & Management*, 7(2), 5–14.
- Bektaş, T., & Laporte, G. (2011). The Pollution-Routing Problem. *Transportation Research Part B: Methodological*, 45(8), 1232–1250.
- Bell, W. J., Dalberto, L. M., Fisher, M. L., Greenfield, A. J., Jaikumar, R., Kedia, P., Mack, R. G., & Prutzman, P. J. (1983). IMPROVING THE DISTRIBUTION OF INDUSTRIAL

GASES WITH AN ON-LINE COMPUTERIZED ROUTING AND SCHEDULING OPTIMIZER. *Interfaces (Providence, Rhode Island)*, 13(6), 4–23.

- Bellman, R. (1954). The Theory of Dynamic Programming. *Bulletin of the American Mathematical Society*, 60(6), 503–515.
- Beltrán, J. L., & Krass, D. (2002). Dynamic lot sizing with returning items and disposals. *IIE Transactions (Institute of Industrial Engineers)*, 34(5), 437–448.
- Benders, J. F. (1962). Partitioning procedures for solving mixed-variables programming problems. *Numerische Mathematik*, 4, 238–252.
- Berbeglia, G., Cordeau, J.-F., Gribkovskaia, I., & Laporte, G. (2007). Static pickup and delivery problems: a classification scheme and survey. *TOP*, 15(1), 1–31.
- Bertazzi, L., & Speranza, M. G. (2002). Continuous and discrete shipping strategies for the single link problem. *Transportation Science*, 36(3), 314–325.
- Boudia, M., Louly, M. A. O., & Prins, C. (2007). A reactive GRASP and path relinking for a combined production-distribution problem. *Computers and Operations Research*, 34(11), 3402–3419.
- Boudia, M., & Prins, C. (2009). A memetic algorithm with dynamic population management for an integrated production-distribution problem. *European Journal of Operational Research*, 195(3), 703–715.
- Boudia, Mourad, Louly, M. A. O., & Prins, C. (2008). Fast heuristics for a combined production planning and vehicle routing problem. *Production Planning and Control*, 19(2), 85–96.
- Bouslikhane, S. (2019). *Management de la Production et de Maintenance pour une Logistique inverse tenant compte des contraintes écologiques (environnementales)*. Université de Lorraine.
- Brahimi, N., Absi, N., Dauzère-Pérès, S., & Nordli, A. (2017). Single-item dynamic lot-sizing problems: An updated survey. *European Journal of Operational Research*, 263(3), 838–863.
- Brahimi, N., & Aouam, T. (2016). Multi-item production routing problem with backordering: A MILP approach. *International Journal of Production Research*, 54(4), 1076–1093.
- Brown, G., Keegan, J., Vigus, B., & Wood, K. (2001). The Kellogg Company optimizes production, inventory, and distribution. *Interfaces*, 31(6), 1–15.
- Campbell, A. M., & Savelsbergh, M. W. P. (2004). A decomposition approach for the inventory-routing problem. *Transportation Science*, 38(4), 488–502.
- Carrasco-Gallego, R., Ponce-Cueto, E., & Dekker, R. (2012). Closed-loop supply chains of reusable articles: A typology grounded on case studies. *International Journal of Production Research*, 50(19), 5582–5596.
- Carter, M. W., Farvolden, J. M., Laporte, G., & Xu, J. (1996). Solving an integrated logistics problem arising in grocery distribution. *INFOR*, 34(4), 290–306.

- Çetinkaya, S., Üster, H., Easwaran, G., & Keskin, B. B. (2009). An integrated outbound logistics model for frito-lay: Coordinating aggregate-level production and distribution decisions. *Interfaces*, 39(5), 460–475.
- Chand, S., Hsu, V. N., Sethi, S., & Deshpande, V. (2007). A dynamic lot sizing problem with multiple customers: Customer-specific shipping and backlogging costs. *IIE Transactions (Institute of Industrial Engineers)*, 39(11), 1059–1069.
- Chandra, P. (1993). A dynamic distribution model with warehouse and customer replenishment requirements. *Journal of the Operational Research Society*, 44(7), 681–692.
- Chandra, P., & Fisher, M. L. (1994). Coordination of production and distribution planning. *European Journal of Operational Research*, 72(3), 503–517.
- Chang, T. S., & Liao, Y. F. (2011). Routing strategies for integrating forward distribution and reverse collection. *Journal of the Operational Research Society*, 62(6), 971–981.
- Chekoubi, Z., Sauer, N., & Trabelsi, W. (2019). The Integrated Production-Inventory-Routing Problem of EOL products with simultaneous delivery and pickup. *Paper Presented at the IEEE 7th Edition of the 2019 International Conference on Advanced Logistics and Transport (IEEE ICALT 2019). 14-16 June 2019. Marrakech, Morocco.*
- Chekoubi, Z., Trabelsi, W., & Sauer, N. (2018). The integrated production-inventory-routing problem in the context of reverse logistics: The case of collecting and remanufacturing of EOL products. *Proceedings of the 2018 International Conference on Optimization and Applications, ICOA 2018*, 1–6.
- Chekoubi, Z., Trabelsi, W., Sauer, N., & Majdoulène, I. (2020a). A Decomposition Heuristic for the Integrated Production-Inventory-Routing Problem with Reverse Logistics and Remanufacturing. *International Journal of Shipping and Transport Logistics, Advances in Transportation and Logistics.*
- Chekoubi, Z., Trabelsi, W., Sauer, N., & Majdoulène, I. (2020b). The Integrated Production-Inventory-Routing Problem with remanufacturing under carbon cap-and-trade. *2020 IEEE 6th International Conference on Optimization and Applications (ICOA)*, 1–7.
- Chen, J. F., & Wu, T. H. (2006). Vehicle routing problem with simultaneous deliveries and pickups. *Journal of the Operational Research Society*, 57(5), 579–587.
- Chitsaz, M., Cordeau, J. F., & Jans, R. (2019). A unified decomposition matheuristic for assembly, production, and inventory routing. *INFORMS Journal on Computing*, 31(1), 134–152.
- Chouinard, M. (2003). *Système organisationnel et architecture d'un support d'information sur l'intégration des activités de logistique inversée au sein d'un centre de réadaptation.*
- Christiansen, M. (1999). Decomposition of a combined inventory and time constrained ship routing problem. *Transportation Science*, 33(1), 3–16.
- Clarke, G., & Wright, J. W. (1964). Scheduling of Vehicles from a Central Depot to a Number of Delivery Points. *Operations Research*, 12(4), 568–581.

- Coelho, L. C., Cordeau, J. F., & Laporte, G. (2012a). Consistency in multi-vehicle inventory-routing. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 24, 270–287.
- Coelho, L. C., Cordeau, J. F., & Laporte, G. (2012b). The inventory-routing problem with transshipment. *Computers and Operations Research*, 39(11), 2537–2548.
- Coelho, L. C., Cordeau, J. F., & Laporte, G. (2014). Thirty years of inventory routing. *Transportation Science*, 48(1), 1–19.
- Coelho, L. C., & Laporte, G. (2013). The exact solution of several classes of inventory-routing problems. *Computers and Operations Research*, 40(2), 558–565.
- Coelho, L. C., & Laporte, G. (2014). Optimal joint replenishment, delivery and inventory management policies for perishable products. *Computers and Operations Research*, 47, 42–52.
- Corominas, A., Mateo, M., Ribas, I., & Rubio, S. (2015). Methodological elements of supply chain design. *International Journal of Production Research*, 53(16), 5017–5030.
- Crama, Y., Rezaei, M., Savelsbergh, M., & Van Woensel, T. (2018). Stochastic inventory routing for perishable products. *Transportation Science*, 52(3), 526–546.
- Cunha, J. O., Konstantaras, I., Melo, R. A., & Sifaleras, A. (2017). On multi-item economic lot-sizing with remanufacturing and uncapacitated production. *Applied Mathematical Modelling*, 50, 772–780.
- Cunha, J. O., & Melo, R. A. (2016). A computational comparison of formulations for the economic lot-sizing with remanufacturing. *Computers and Industrial Engineering*, 92, 72–81.
- Dantzig, G., Fulkerson, R., & Johnson, S. (1954). Solution of a Large-Scale Traveling-Salesman Problem. *Journal of the Operations Research Society of America*, 2(4), 393–410.
- Darvish, M., Archetti, C., & Coelho, L. C. (2019). Trade-offs between environmental and economic performance in production and inventory-routing problems. *International Journal of Production Economics*, 217, 269–280.
- Dekker, R., & Van Der Laan, E. A. (1999). Gestion des stocks pour la fabrication et la refabrication simultanées : synthèse de résultats récents. *Logistique & Management*, 7(2), 61–66.
- Dell’Amico, M., Righini, G., & Salani, M. (2006). A branch-and-price approach to the vehicle routing problem with simultaneous distribution and collection. *Transportation Science*, 40(2), 235–247.
- Dethloff, J. (2001). Vehicle routing and reverse logistics: The vehicle routing problem with simultaneous delivery and pick-up. *OR Spektrum*, 23(1), 79–96.
- Dréo, J., Pétrowski, A., Siarry, P., & Taillard, E. (2003). *Métaheuristiques pour l’optimisation difficile*.

- Euchi, J. (2017). Genetic scatter search algorithm to solve the one-commodity pickup and delivery vehicle routing problem. *Journal of Modelling in Management*.
- Fang, X., Du, Y., & Qiu, Y. (2017). Reducing carbon emissions in a closed-loop production routing problem with simultaneous pickups and deliveries under carbon cap-and-trade. *Sustainability (Switzerland)*, 9(12), 2198.
- Fazle Baki, M., Chaouch, B. A., & Abdul-Kader, W. (2014). A heuristic solution procedure for the dynamic lot sizing problem with remanufacturing and product recovery. *Computers and Operations Research*, 43, 225–236.
- Federgruen, A., & Tzur, M. (1999). Time-Partitioning Heuristics: Application to One Warehouse, Multiitem, Multiretailer Lot-Sizing Problems. *Naval Research Logistics*, 46(5), 463–486.
- Fleischmann, M. (2001). Reverse Logistics Network Structures and Design. *Business Perspectives on Closed-Loop Supply Chains*.
- Fleischmann, M., Bloemhof-Ruwaard, J. M., Dekker, R., Van Der Laan, E., Van Nunen, J. A. E. E., & Van Wassenhove, L. N. (1997). Quantitative models for reverse logistics: A review. *European Journal of Operational Research*, 103(1), 1–17.
- Franceschetti, A., Honhon, D., Van Woensel, T., Bektaş, T., & Laporte, G. (2013). The time-dependent pollution-routing problem. *Transportation Research Part B: Methodological*, 56, 265–293.
- FRANCOIS, J. (2007). *Thèse - Planification des chaînes logistiques : Modélisation du système décisionnel et performance*.
- Fumero, F., & Vercellis, C. (1999). Synchronized development of production, inventory, and distribution schedules. *Transportation Science*, 33(3), 330–340.
- Gallego, G., & Simchi-Levi, D. (1990). On the effectiveness of direct shipping strategy for the one-warehouse multi-retailer R-systems. *Management Science*, 36(2), 240–243.
- Gaur, V., & Fisher, M. L. (2004). A periodic inventory routing problem at a supermarket chain. *Operations Research*, 52(6), 813–822.
- Geoffrion, A. M. (1974). Lagrangean relaxation for integer programming. In *Approaches to integer programming* (pp. 82–114). Springer.
- Geyer, R., Van Wassenhove, L. N., & Atasu, A. (2007). The economics of remanufacturing under limited component durability and finite product life cycles. *Management Science*, 53(1), 88–100.
- Giglio, D., Paolucci, M., & Roshani, A. (2017). Integrated lot sizing and energy-efficient job shop scheduling problem in manufacturing/remanufacturing systems. *Journal of Cleaner Production*, 148, 624–641.
- Golany, B., Yang, J., & Yu, G. (2001). Economic lot-sizing with remanufacturing options. *IIE Transactions (Institute of Industrial Engineers)*, 33(11), 995–1004.

- Habibi, M. K. K., Battaïa, O., Cung, V. D., & Dolgui, A. (2017). Collection-disassembly problem in reverse supply chain. *International Journal of Production Economics*, 183, 334–344.
- Hammami, R., Noura, I., & Frein, Y. (2015). Carbon emissions in a multi-echelon production-inventory model with lead time constraints. *International Journal of Production Economics*, 164, 292–307.
- Helmrich, M. J. R., Jans, R., Den Heuvel, W., & Wagelmans, A. P. M. (2004). Economic lot-sizing with remanufacturing: Complexity and efficient formulations. *IIE Transactions (Institute of Industrial Engineers)*, 46(1), 67–86.
- Herer, Y. T., & Tzur, M. (2001). The dynamic transshipment problem. *Naval Research Logistics*, 48(5), 386–408.
- Hsu, V. N., Li, C. L., & Xiao, W. Q. (2005). Dynamic lot size problems with one-way product substitution. *IIE Transactions (Institute of Industrial Engineers)*, 37(3), 201–215.
- Huang, G. Q., Lau, J. S. K., & Mak, K. L. (2003). The impacts of sharing production information on supply chain dynamics: A review of the literature. *International Journal of Production Research*, 41(7), 1483–1517.
- Iassinovskaia, G., Limbourg, S., & Riane, F. (2014). *Inventory-routing problem with pickups and deliveries of RTI in closed-loop supply chain*.
- Iassinovskaia, G., Limbourg, S., & Riane, F. (2017). The inventory-routing problem of returnable transport items with time windows and simultaneous pickup and delivery in closed-loop supply chains. *International Journal of Production Economics*, 183, 570–582.
- Jaruphongsa, W., Çetinkaya, S., & Lee, C. Y. (2007). Outbound shipment mode considerations for integrated inventory and delivery lot-sizing decisions. *Operations Research Letters*, 35(6), 813–822.
- Jaruphongsa, W., & Lee, C. Y. (2008). Dynamic lot-sizing problem with demand time windows and container-based transportation cost. *Optimization Letters*, 2(1), 39–51.
- Kalayci, C. B., & Kaya, C. (2016). An ant colony system empowered variable neighborhood search algorithm for the vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery. *Expert Systems with Applications*, 66, 163–175.
- Krikke, H. R. (1998). *Recovery strategies and reverse logistic network design*.
- Kumar, R. S., Kondapaneni, K., Dixit, V., Goswami, A., Thakur, L. S., & Tiwari, M. K. (2016). Multi-objective modeling of production and pollution routing problem with time window: A self-learning particle swarm optimization approach. *Computers and Industrial Engineering*, 99, 29–40.
- Lambert, S., & Riopel, D. (2003). *Logistique inverse: revue de littérature* (HEC Montréal (ed.)). Groupe d'études et de recherche en analyse des décisions.
- Le, T., Diabat, A., Richard, J. P., & Yih, Y. (2013). A column generation-based heuristic algorithm for an inventory routing problem with perishable goods. *Optimization Letters*,

7(7), 1481–1502.

- Lee, W. S., Han, J. H., & Cho, S. J. (2005). A heuristic algorithm for a multi-product dynamic lot-sizing and shipping problem. *International Journal of Production Economics*, 98(2), 204–214.
- Lei, L., Liu, S., Ruszczyński, A., & Park, S. (2006). On the integrated production, inventory, and distribution routing problem. *IIE Transactions (Institute of Industrial Engineers)*, 38(11), 955–970.
- Levi, D. S., Kaminsky, P., & Levi, E. S. (2003). *Designing and managing the supply chain: Concepts, strategies, and case studies*. McGraw-Hill.
- Li, C. L., Hsu, V. N., & Xiao, W. Q. (2004). Dynamic lot sizing with batch ordering and truckload discounts. *Operations Research*, 52(4), 639–654.
- Li, Yanhui, Guo, H., Wang, L., & Fu, J. (2013). A hybrid genetic-simulated annealing algorithm for the location-inventory-routing problem considering returns under E-supply chain environment. *The Scientific World Journal*.
- Li, Yantong, Chu, F., Chu, C., & Zhu, Z. (2019). An efficient three-level heuristic for the large-scaled multi-product production routing problem with outsourcing. *European Journal of Operational Research*, 272(3), 914–927.
- Médan, P., Gratacap, A., & Labasse, O. (2008). *Logistique et supply chain management: intégration, collaboration et risques dans la chaîne logistique globale*. Dunod.
- Mehdizadeh, E., & Fatehi Kivi, A. (2014). Three metaheuristic algorithms for solving the multi-item capacitated lot-sizing problem with product returns and remanufacturing. *Journal of Optimization in Industrial Engineering*, 7(16), 41–53.
- Melo, R. A., & Wolsey, L. A. (2012). MIP formulations and heuristics for two-level production-transportation problems. *Computers and Operations Research*, 39(11), 2776–2786.
- Min, H. (1989). The multiple vehicle routing problem with simultaneous delivery and pick-up points. *Transportation Research Part A: General*, 23(5), 377–386.
- Miranda, P. L., Cordeau, J. F., Ferreira, D., Jans, R., & Morabito, R. (2018). A decomposition heuristic for a rich production routing problem. *Computers and Operations Research*, 98, 211–230.
- Mirzaei, S., & Seifi, A. (2015). Considering lost sale in inventory routing problems for perishable goods. *Computers and Industrial Engineering*, 87, 213–227.
- Moin, N. H., & Yuliana, T. (2015). Three-Phase Methodology Incorporating Scatter Search for Integrated Production, Inventory, and Distribution Routing Problem. *Mathematical Problems in Engineering*.
- Neves-Moreira, F., Almada-Lobo, B., Cordeau, J. F., Guimarães, L., & Jans, R. (2019). Solving a large multi-product production-routing problem with delivery time windows. *Omega*, 86, 154–172.

- Palak, G., Ekşioğlu, S. D., & Geunes, J. (2014). Analyzing the impacts of carbon regulatory mechanisms on supplier and mode selection decisions: An application to a biofuel supply chain. *International Journal of Production Economics*, *154*, 198–216.
- Pan, Z., Tang, J., & Liu, O. (2009). Capacitated dynamic lot sizing problems in closed-loop supply chain. *European Journal of Operational Research*, *198*(3), 810–821.
- Parragh, S. N., Doerner, K. F., & Hartl, R. F. (2008). A survey on pickup and delivery problems. *Journal Fur Betriebswirtschaft*, *58*(2), 81–117.
- Piñeyro, P., & Viera, O. (2009). Inventory policies for the economic lot-sizing problem with remanufacturing and final disposal options. *Journal of Industrial and Management Optimization*, *5*(2), 217.
- Piñeyro, P., & Viera, O. (2015). The economic lot-sizing problem with remanufacturing: analysis and an improved algorithm. *Journal of Remanufacturing*, *5*(1), 12.
- Polat, O., Kalayci, C. B., Kulak, O., & Günther, H. O. (2015). A perturbation based variable neighborhood search heuristic for solving the Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickup and Delivery with Time Limit. *European Journal of Operational Research*, *242*(2), 369–382.
- Qin, G., Tao, F., Li, L., & Chen, Z. (2019). Optimization of the simultaneous pickup and delivery vehicle routing problem based on carbon tax. *Industrial Management & Data Systems*.
- Qiu, Y., Ni, M., Wang, L., Li, Q., Fang, X., & Pardalos, P. M. (2018a). Production routing problems with reverse logistics and remanufacturing. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, *11*, 87–100.
- Qiu, Y., Qiao, J., & Pardalos, P. M. (2017). A branch-and-price algorithm for production routing problems with carbon cap-and-trade. *Omega (United Kingdom)*, *68*, 49–61.
- Qiu, Y., Wang, L., Xu, X., Fang, X., & Pardalos, P. M. (2018b). A variable neighborhood search heuristic algorithm for production routing problems. *Applied Soft Computing Journal*, *66*, 311–318.
- Qu, Y., & Bard, J. F. (2015). A branch-and-price-and-cut algorithm for heterogeneous pickup and delivery problems with configurable vehicle capacity. *Transportation Science*, *49*(2), 254–270.
- Richter, K., & Sombrutzki, M. (2000). Remanufacturing planning for the reverse Wagner/Whitin models. *European Journal of Operational Research*, *121*(2), 304–315.
- Richter, K., & Weber, J. (2001). The reverse Wagner/Whitin model with variable manufacturing and remanufacturing cost. *International Journal of Production Economics*, *71*(1–3), 447–456.
- Riopel, D., Chouinard, M., & Marcotte, S. (2011). *Ingénierie et gestion de la logistique inverse: Vers des réseaux durables*. Lavoisier.
- Rizk, N., Martel, A., & Ramudhin, A. (2006). A Lagrangean relaxation algorithm for multi-

- item lot-sizing problems with joint piecewise linear resource costs. *International Journal of Production Economics*, 102(2), 344–357.
- Rogers, D. S., & Tibben-Lembke, R. S. (1999). *Going backwards: reverse logistics trends and practices* (Vol. 2). Reverse Logistics Executive Council Pittsburgh, PA.
- Rohde, J., Meyr, H., & Wagner, M. (2000). *Die supply chain planning matrix*. Darmstadt Technical University, Department of Business Administration, Economics and Law, Institute for Business Studies (BWL).
- Rong, A., Akkerman, R., & Grunow, M. (2011). An optimization approach for managing fresh food quality throughout the supply chain. *International Journal of Production Economics*, 131(1), 421–429.
- Roshani, A., Giglio, D., & Paolucci, M. (2016). A simulated annealing approach for the capacitated dynamic lot sizing problem in a closed remanufacturing system. *IFAC-PapersOnLine*, 49(12), 1496–1501.
- Ruokokoski, M., Solyalı, O., Cordeau, J. F., Jans, R., & Sürah, H. (2010). Efficient Formulations and a Branch-and-Cut Algorithm for a Production-Routing Problem. *Les Cahiers Du GERAD*.
- Rusdiansyah, A., & Tsao, D. B. (2005). An integrated model of the periodic delivery problems for vending-machine supply chains. *Journal of Food Engineering*, 70(3), 421–434.
- Russell, R. A. (2017). Mathematical programming heuristics for the production routing problem. *International Journal of Production Economics*, 193, 40–49.
- Sahling, F. (2013). A Column-Generation Approach for a Short-Term Production Planning Problem in Closed-Loop Supply Chains. *Business Research*, 6(1), 55–75.
- Sarmiento, A. M., & Nagi, R. (1999). A review of integrated analysis of production-distribution systems. *IIE Transactions (Institute of Industrial Engineers)*, 31(11), 1061–1074.
- Savaskan, R. C., Bhattacharya, S., & Van Wassenhove, L. N. (2004). Closed-Loop Supply Chain Models with Product Remanufacturing. *Management Science*, 50(2), 239–252.
- Savelsbergh, M., & Song, J. H. (2007). Inventory routing with continuous moves. *Computers and Operations Research*, 34(6), 1744–1763.
- Savelsbergh, M., & Song, J. H. (2008). An optimization algorithm for the inventory routing problem with continuous moves. *Computers and Operations Research*, 35(7), 2266–2282.
- Schrady, D. A. (1967). A deterministic inventory model for reparable items. *Naval Research Logistics Quarterly*, 14(3), 391–398.
- Schulz, T. (2011). A new Silver-Meal based heuristic for the single-item dynamic lot sizing problem with returns and remanufacturing. *International Journal of Production Research*, 49(9), 2519–2533.
- Senoussi, A., Mouss, N. K., Penz, B., Brahimi, N., & Dauzère-Pérès, S. (2016). Modeling and solving a one-supplier multi-vehicle production-inventory-distribution problem with

- clustered retailers. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 85(5–8), 971–989.
- Shaabani, H., & Kamalabadi, I. N. (2016). An efficient population-based simulated annealing algorithm for the multi-product multi-retailer perishable inventory routing problem. *Computers and Industrial Engineering*, 99, 189–201.
- Shuang, Y., Diabat, A., & Liao, Y. (2019). A stochastic reverse logistics production routing model with emissions control policy selection. *International Journal of Production Economics*, 213, 201–216.
- Sifaleras, A., & Konstantaras, I. (2017). Variable neighborhood descent heuristic for solving reverse logistics multi-item dynamic lot-sizing problems. *Computers and Operations Research*, 78, 385–392.
- Sifaleras, A., Konstantaras, I., & Mladenović, N. (2015). Variable neighborhood search for the economic lot sizing problem with product returns and recovery. *International Journal of Production Economics*, 160, 133–143.
- SILVER, & A., E. (1973). A Heuristic for Selecting Lot Size Quantities for the Case of a Deterministic Time-Varying Demand Rate and Discrete Opportunities for Replenishment. *Prod. Inventory Manage.*, 2, 64–74. Retrieved from <http://ci.nii.ac.jp/naid/10026018018/en/>
- Silver, E. A., Pyke, D. F., & Peterson, R. (1998). *Inventory management and production planning and scheduling* (Vol. 3). Wiley New York.
- Solyali, O., & Süral, H. (2008). A single supplier-single retailer system with an order-up-to level inventory policy. *Operations Research Letters*, 36(5), 543–546.
- Solyali, O., & Süral, H. (2012). The one-warehouse multi-retailer problem: Reformulation, classification, and computational results. *Annals of Operations Research*, 196(1), 517–541.
- Solyali, Öguz, & Süral, H. (2011). 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.
- Solyalı, O., & Süral, H. (2009). A Relaxation Based Solution Approach for the Inventory Control and Vehicle Routing Problem in Vendor Managed Systems. In *Modeling, computation and Optimization* (pp. 171–189).
- Solyalı, O., & Süral, H. (2017). A multi-phase heuristic for the production routing problem. *Computers and Operations Research*, 87, 114–124.
- Soysal, M. (2016). Closed-loop Inventory Routing Problem for returnable transport items. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 48, 31–45.
- Soysal, M., Bloemhof-Ruwaard, J. M., Haijema, R., & Van Der Vorst, J. G. A. J. (2015). Modeling an Inventory Routing Problem for perishable products with environmental considerations and demand uncertainty. *International Journal of Production Economics*, 164, 118–133.

- Stadtler, H., & Kilger, C. (2008). Supply chain management and advanced planning (Fourth edition): Concepts, models, software, and case studies. In *Supply Chain Management and Advanced Planning (Fourth Edition): Concepts, Models, Software, and Case Studies*. Springer.
- Subramanian, A., Uchoa, E., Pessoa, A. A., & Ochi, L. S. (2013). Branch-cut-and-price for the vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery. *Optimization Letters*, 7(7), 1569–1581.
- Teunter, R. H., Bayindir, Z. P., & Van Den Heuvel, W. (2006). Dynamic lot sizing with product returns and remanufacturing. *International Journal of Production Research*, 44(20), 4377–4400.
- Thierry, M., Salomon, M., van Nunen, J., & van Wassenhove, L. (1995). Strategic Issues in Product Recovery Management. *California Management Review*, 37(2), 114–136.
- Thomas, D. J., & Griffin, P. M. (1996). Coordinated supply chain management. *European Journal of Operational Research*, 94(1), 1–15.
- Van Anholt, R. G., Coelho, L. C., Laporte, G., & Vis, I. F. A. (2016). An inventory-routing problem with pickups and deliveries arising in the replenishment of automated teller machines. *Transportation Science*, 50(3), 1077–1091.
- van den Heuvel, W. (2006). *The economic lot-sizing problem: New results and extensions* (Issue 93).
- Van Norden, L., & Van De Velde, S. (2005). Multi-product lot-sizing with a transportation capacity reservation contract. *European Journal of Operational Research*, 165(1), 127–138.
- Wagner, H. M., & Whitin, T. M. (1958). Dynamic Version of the Economic Lot Size Model. *Management Science*, 5(1), 89–96.
- World Commission on Environment and Development. (1987). Report of the World Commission on Environment and Development: Our Common Future (The Brundtland Report). *Medicine, Conflict and Survival*.
- Yossiri, A., Cordeau, J. F., & Jans, R. (2015). Benders decomposition for production routing under demand uncertainty. *Operations Research*, 63(4), 851–867.
- Zhang, J., & Liu, X. (2010). A capacitated production planning problem for closed-loop supply chain. In *International Conference in Swarm Intelligence* (pp. 243–251). Springer.
- Zhang, Q., Sundaramoorthy, A., Grossmann, I. E., & Pinto, J. M. (2017). Multiscale production routing in multicommodity supply chains with complex production facilities. *Computers and Operations Research*, 79, 207–222.
- Zhang, Y., Alshraideh, H., & Diabat, A. (2018). A stochastic reverse logistics production routing model with environmental considerations. *Annals of Operations Research*, 271(2), 1023–1044.
- Zhang, Z. H., Jiang, H., & Pan, X. (2012). A Lagrangian relaxation based approach for the

capacitated lot sizing problem in closed-loop supply chain. *International Journal of Production Economics*, 140(1), 249–255.

Zouadi, T., Yalaoui, A., Reghioui, M., & El Kadiri, K. E. (2013). Lot-sizing for production planning in a recovery system with returns. *Proceedings of 2013 International Conference on Industrial Engineering and Systems Management, IEEE - IESM 2013*, 1–6.