

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
REPUBLIC ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
جامعة أبي بكر بلقايد - تلمسان -
Université Aboubakr Belkaïd - Tlemcen -
Faculté de TECHNOLOGIE



THESE

Présentée pour l'obtention du **grade de DOCTORAT 3^{ème} Cycle**

En : Génie industriel

Spécialité : Génie industriel

Par : **ZEDDAM Besma**

Sujet

Planification intégrée des services de production et de transport sous des contraintes énergétiques et environnementales

Soutenue publiquement, le 04 / 06 / 2024, devant le jury composé de :

M. KERAI Salim	Professeur	Université de Tlemcen	Président
M. BELKAID Fayçal	Professeur	Université de Tlemcen	Directeur de thèse
M. BENNEKROUF Mohammed	MCA	ESSA Tlemcen	Co- Directeur de thèse
Mme BOUBOU Naïma	MCA	ENP Oran	Examinatrice
Mme GHOMRI Latefa	Professeur	Université de Tlemcen	Examinatrice
M. SENOUSI Ahmed	MCA	Université Batna 2	Examineur
Mme DIB Zahira	MCA	Université de Tlemcen	Invitée

Dédicaces

*A ma jolie maman. C'est grâce à elle que j'ai réussi à accomplir cette thèse,
À mon père, qui n'a pas eu l'occasion de vivre pour voir ce travail,
A Abdelkader, mon cher mari qui a su supporter mes soucis,
A mon bonheur, Siradj mon fils,
A ma chère sœur Ikram,
A mes chères amies Nacéra, Djazia, Wafa et Thiziri,
A toute ma famille .*

Remerciement

En premier lieu, je rends grâce à ALLAH, le tout-puissant, qui m'a accordé la force de survivre et le courage de surmonter toutes les difficultés pour accomplir ce travail.

Je souhaite exprimer ma gratitude envers Monsieur BELKAID Fayçal, Professeur à l'Université de Tlemcen, pour son encadrement tout au long de cette thèse et pour avoir partagé ses brillantes intuitions. Je lui remercie également pour sa gentillesse, sa disponibilité permanente et les nombreux encouragements qu'il m'a prodigués.

Mes remerciements vont également à Monsieur BENNEKROUF Mohammed, Maitre de conférence A à l'école de supérieure des sciences appliquées de Tlemcen, mon co-encadrant qui n'a pas hésité à me soutenir et à me motiver, pour ses conseils inestimables, son écoute attentive et sa disponibilité.

Je tiens à remercier Monsieur KERAI Salim, Professeur à l'Université de Tlemcen, pour l'honneur que vous nous avez accordé en acceptant de présider notre comité d'évaluation. Je suis aussi reconnaissante envers Mme GHOMRI Latefa, Professeur à l'Université de Tlemcen, Madame BOUBOU Naïma, maitre de conférence A à l'école nationale polytechnique d'Oran, ainsi qu'à Monsieur SENOUSSI Ahmed, maitre de conférence à l'université Batna 2, pour l'honneur qu'ils m'ont fait en acceptant d'examiner cette thèse. Je tiens à remercier également Madame DIB Zahira, Maitre de conférence à l'université de Tlemcen, d'avoir accepté de siéger au sein de ce jury.

Un grand merci également à tous les membres de laboratoire de productique, en particulier le directeur du laboratoire : M. MELIANI Sidi Mohamed, professeur à l'université de Tlemcen.

Sommaire

Introduction Générale.....	1
Chapitre 1 : Cadre conceptuel de l'étude	4
1.1. Introduction	5
1.2. Partie I : Notions de base.....	6
1.2.1. La gestion de la chaine logistique	7
1.2.1.1. Le rôle de la gestion de la chaine logistique	7
1.2.1.2. Décisions de la chaine logistique	8
1.2.1.3. Décisions Stratégiques	8
1.2.1.4. Décisions Tactiques	9
1.2.1.5. Décisions Opérationnelles	9
1.2.1.3. L'aspect écologique dans la gestion de la chaine logistique	9
1.2.2. Planification de la chaine logistique.....	10
1.2.2.1. Planification séquentielle	11
1.2.2.2. Planification intégrée.....	12
1.2.3. Planification intégrée de production et de stockage.....	12
1.2.3.1. Définition du LSP.....	13
1.2.3.2. Formulation de base du LSP	13
1.2.3.3. Variantes du LSP.....	14
1.2.4. Planification du transport de marchandises.....	15
1.2.4.1. Problème de voyageur de commerce.....	15
1.2.4.1.1. Définition du TSP	15
1.2.4.1.2. Formulation de base du TSP.....	15
1.2.4.2. Problème de tournée de véhicule	16
1.2.4.2.1. Définition du VRP	16
1.2.4.2.2. Formulation de base du VRP.....	17
1.2.4.2.3. Variantes du VRP	18
1.2.5. Planification intégrée de stockage et de transport	19
1.2.5.1. Définition de l'IRP	19
1.2.5.2. Formulation de base de l' IRP	19
1.2.5.3. Variantes de l'IRP	21
1.2.6. Planification intégrée de production et de transport.....	22
1.2.6.1. Définition du PRP	23
1.2.6.2. Formulation de base d'un PRP.....	23
1.2.6.3. Variantes du PRP	26

1.2.7.	Approches de résolution pour les problèmes de planification	26
1.2.7.1.	Méthodes exactes	26
1.2.7.2.	Méthodes approchées	27
1.2.7.2.1.	Heuristiques	28
1.2.7.2.2.	Métaheuristiques.....	29
1.2.7.2.3.	Matheuristiques	31
1.3.	Partie II : Etat de l’art sur la planification intégrée de production et de transport	32
1.3.1.	Etat de l’art sur Production-Routing Problem.....	33
1.3.2.	Originalité et contribution	42
1.4.	Conclusion.....	42
Chapitre 2 : Optimisation mono-objectif du Production-Routing Problem		43
2.1.	Introduction	43
2.2.	Le Production-Routing Problem mono-produit avec véhicules et lignes de production multiple	44
2.2.1.	PRP mono-produit avec un seul véhicule	44
2.2.1.1.	Description du problème.....	44
2.2.1.2.	Formulation mathématique du problème	45
2.2.2.	PRP mono-produit avec flotte hétérogène de véhicules.....	48
2.2.2.1.	Description du problème.....	48
2.2.2.2.	Formulation mathématique du problème	49
2.2.3.	PRP mono-produit avec véhicules et lignes de production multiples.....	51
2.2.3.1.	Description du problème.....	51
2.2.3.2.	Formulation mathématique du problème	51
2.3.	Considération de l’aspect écologique et énergétique.....	52
2.3.1.	Considération énergétique.....	54
2.3.1.1.	Méthode de plafonnement d’utilisation d’énergie	54
2.3.1.2.	Méthode d’optimisation des coûts énergétiques	55
2.3.2.	Considération environnemental.....	55
2.3.3.	Résultats expérimentaux	56
2.4.	Le Production-Routing Problem multi-produit avec véhicules compartimentés et contrat d’énergie	64
2.4.1.	Description du problème	64
2.4.2.	Contexte du contrat d’énergie	64
2.4.3.	Formulation mathématique	65
2.4.4.	Implémentation de l’heuristique Fix & Relax.....	69
2.4.4.1.	Principe de fonctionnement	69
2.4.5.	Résultats expérimentaux	71
2.5.	Conclusion.....	77

Chapitre 3 : Optimisation multi-objectif du Production-Routing Problem.....	79
3.1. Introduction	79
3.2. Description du problème	80
3.3. Formulation mathématique.....	81
3.3.1. Ensembles, paramètres et variables de décision.....	81
3.3.2. Contraintes	82
3.3.3. Fonctions-objectif.....	84
3.3.3.1. Minimisation du coût total	84
3.3.3.2. Minimisation de la consommation énergétique	84
3.3.3.3. Minimisation des émissions de CO ₂	84
3.4. Méthodes d'optimisation multi-objectif	84
3.4.1. Méthode Lp-metric.....	85
3.4.1.1. Adaptation de la méthode Lp-metric pour le PRP multi-objectif.....	86
3.4.2. Combinaison de l'heuristique Fix & Relax avec la méthode Lp-metric	86
3.5. Résultats expérimentaux.....	87
3.6. Conclusion	91
Chapitre 4: Optimisation du PRP à l'aide des métaheuristiques.....	93
4.1. Introduction	93
4.2. Recuit Simulé pour le PRP mono-objectif	94
4.2.1. Définition et principe	94
4.2.2. Adaptation du Recuit simulé	95
4.2.2.1. Représentation de la Solution	95
4.2.2.2. Solution Initiale.....	96
4.2.2.3. Génération de Voisinage.....	98
4.2.3. Résultats expérimentaux	99
4.3. MOSA pour le PRP multi-objectif	106
4.3.1. Définition et principe	106
4.3.2. Adaptation du MOSA.....	108
4.3.2.1. Représentation de la Solution	109
4.3.2.2. Solution Initiale.....	109
4.3.2.3. Génération de Voisinage.....	109
4.3.3. Résultats expérimentaux	110
4.4. Conclusion	115
Conclusion Générale et Perspectives	116
Références	118

Liste des figures

Figure 2. 1: la chaine logistique étudiée.....	45
Figure 2. 2: La distribution avec un seul véhicule dans un réseau de PRP	46
Figure 2. 3: La distribution avec plusieurs véhicules dans un réseau de PRP	49
Figure 2. 4: Exemple de l'affectation des quantités produites aux lignes de production.....	51
Figure 2. 5: Variation du coût total pour les cinq versions du modèle	62
Figure 2. 6: Variation de la consommation énergétique pour les cinq versions du modèle.....	62
Figure 2. 7: Variation des émissions de carbone pour les cinq versions du modèle	63
Figure 2. 8: Chaine logistique d'un PRP multi-produit multi-compartiment	64
Figure 2. 9: Chaine logistique d'un PRP multi-produit étudié	65
Figure 2. 10: Principe de l'heuristique F&R pour les premières itérations	70
Figure 2. 11: Principe de l'heuristique F&R pour la dernière itération	71
Figure 2. 12: Schéma de fonctionnement de l'algorithme de F&R	71
Figure 2. 13: Résultats de gap (a) et de CPU (b) de la configuration avec OW=2	73
Figure 2. 14: Résultats de gap (a) et de CPU (b) des configurations avec OW=3.....	74
Figure 2. 15: Résultats de gap (a) et de CPU (b) des configurations avec OW=4.....	75
Figure 2. 16: Gap moyen des six configurations de F&R proposées.....	76
Figure 2. 17: CPU moyen des six configurations de F&R proposées.....	76
Figure 3. 1: Exemple d'une ligne de production avec deux modes de fonctionnement.....	80
Figure 3. 2: CPU des différentes approches proposées	89
Figure 3. 3: Le coût total obtenu par les approches proposées.....	89
Figure 3. 4: La consommation énergétique obtenue par les approches proposées	90
Figure 3. 5: Les émissions de carbone obtenues par les approches proposées	90
Figure 4. 1: Algorithme du Recuit Simulé	95
Figure 4. 2: Représentation des variables de production	96
Figure 4. 3: Représentation de la variable de route.....	96
Figure 4. 4: Exemple des variables de production	97
Figure 4. 5: Procédure de correction de la variable de lancement par rapport aux quantités produites	97
Figure 4. 6: Procédure de correction des quantités produites par rapport aux demandes	98
Figure 4. 7: Procédure de création et la correction de la variable de route	98
Figure 4. 8: Technique de génération de la nouvelle variable voisine de lancement.....	99
Figure 4. 9: Technique de génération et correction de la variable de route	99
Figure 4. 10: Résultats comparatifs pour l'approche de minimisation des coûts sans considération écologique et énergétique	101
Figure 4. 11: Résultats comparatifs pour l'approche de minimisation des coûts avec contraintes énergétiques	102
Figure 4. 12: Résultats comparatifs pour l'approche de minimisation des coûts avec coûts énergétiques.....	103
Figure 4. 13: Résultats comparatifs pour l'approche de minimisation des coûts avec contraintes de carbone	104
Figure 4. 14: Résultats comparatifs pour l'approche de minimisation des coûts avec contraintes énergétiques et de carbone	105

Figure 4. 15: Algorithme de MOSA.....	108
Figure 4. 16: Représentation des variables de production	109
Figure 4. 17: Résultats de CPU de MOSA et des différentes approches proposées	111
Figure 4. 18: Résultats de coût total de MOSA et des différentes approches proposées	112
Figure 4. 19: Résultats de la consommation énergétique de MOSA et des différentes approches proposées.....	113
Figure 4. 20: Résultats des émission de carbone de MOSA et des différentes approches proposées.....	114

Liste des tableaux

Tableau 2. 1: Modifications pour le passage d'un modèle de PRP à véhicule unique vers véhicules multiples.....	50
Tableau 2. 2: Résultats du modèle sans considération écologique et énergétique.....	57
Tableau 2. 3: Résultats du modèle avec contrainte énergétique.....	58
Tableau 2. 4: Résultats du modèle avec coûts énergétiques	59
Tableau 2. 5: Résultats du modèle avec contrainte de carbone.....	60
Tableau 2. 6: Résultats du modèle avec contraintes de consommation énergétique et de carbone	61
Tableau 2. 7: Options de contrat d'énergie (Rodoplu et al. 2020).....	72
Tableau 2. 8: Résultats de modèle mathématique	73
Tableau 3. 1: Taille des instances testées	88
Tableau 3. 2: Notation des approches de résolution proposées.....	88
Tableau 4. 1: Notation des approches de résolution par MOSA	110

Liste d'acronymes

ALNS	Adaptive Large Neighborhood Search
AW	Approximation Window
B&C	Branch and Cut
B&P	Branch & Price
BC	Bee Colony
Beam Search	BS
CPU	Computational Time
ERP	Entreprise Ressource Planning
F&O	Fix & Optimize
F&R	Fix & Relax
FW	Frozen Window
GA	Genetic Algorithm
GES	Gaz à Effet de Serre
GP	Goal Programming
GRASP	Greedy Adaptive Search Procedure
GVRP	Green Vehicle Routing Problem
HDV	Heavy Duty Vehicle
HICA	Hybrid Imperialist Competitive Algorithm
IRP	Inventory-Routing Problem
LNS	Large Neighborhood Search
LSP	Lot Sizing Problem
MA	Memetic Algorithm
MCDM	Multi-Criteria Decision Making
MIP	Mixed Integer Programming
MOSA	Multi-Objective Simulated Annealing
NEH	Nawaz-Enscore-Ham
NSGA II	Non-dominated Sorting-based Genetic Algorithm II
OW	Observation Window
PRP	Production Routing Problem
PSO	Particle Swarm Optimization
RSE	Responsabilité Sociale des Entreprises
SA	Simulated Annealing
SADE	Self-Adaptive Differential Evolution
SC	Supply Chaine
SCM	Supply Chain Management
SLPSO	Self-learning particle swarm optimization
TOU	Time Of Use
TSP	Traveling Salesman Problem
VMND	Variable MIP Neighborhood Descent
VND	Variable Neighborhood Descent
VNS	Variable Neighborhood Search
VRP	Vehicle Routing Problem

Liste des travaux scientifiques

Articles :

- Zeddami, B., Belkaid, F., & Bennekrouf, M. (2020). An efficient approach for solving integrated production and distribution planning problems: Cost vs. Energy. *International Journal of Applied Logistics (IJAL)*, 10(2), 25-44.
- Zeddami, B., Belkaid, F., & Bennekrouf, M. (2023). An efficient approach for the petrol station replenishment problem: An Algerian case study. *International Journal of Operational Research*, 47(1), 51-80.

Chapitre de livre:

- Zeddami, B., Belkaid, F., & Bennekrouf, M. (2022). Combining Fix and Relax Heuristic and LP-Metric Method to Solve the Multi-Objective Integrated Production-Routing Problem. In *Logistics and Supply Chain Management in the Globalized Business Era* (pp. 244-265). IGI Global.

Communications:

- Zeddami, B., Belkaid, F., & Bennekrouf, M. Integrated production and distribution planning with energy consideration. ICMEMIS'19, Djelfa, Algeria.
- Zeddami, B., Belkaid, F., & Bennekrouf, M. Multi-objective modeling for the integrated production and distribution planning: Cost vs. Energy. IAM'19, Guelma, Algeria.
- Zeddami, B., Belkaid, F., & Bennekrouf, M. (2019, November). Bi-objective optimization for the Production-Routing problem Cost vs Environment with energy consideration. In *2019 International Conference on Advanced Electrical Engineering (ICAEE)* (pp. 1-6). IEEE.
- Zeddami, B., Belkaid, F., & Bennekrouf, M. The integrated Production-Routing Problem in food supply chain with energy contract options. CIMOCL'2020, Settat, Morocco.
- Zeddami, B., Belkaid, F., & Bennekrouf, M. (2020, December). Solving the Production-Routing Problem with energy consideration: A case study from the furniture industry. In *2020 IEEE 13th International Colloquium of Logistics and Supply Chain Management (LOGISTIQUA)* (pp. 1-6). IEEE.
- Zeddami, B., Belkaid, F., & Bennekrouf, M. Multi-objective optimization for the production routing problem with multiple production lines and mixed fleet of vehicles. *14th International Conference on Multiple Objective Programming and Goal Programming MOPGP 2021*.

Introduction Générale

La gestion de la chaîne logistique englobe un ensemble d'activités critiques, notamment le transport, le stockage et la manipulation des produits tout au long de leur cycle de vie, depuis les matières premières jusqu'aux points de consommation finaux (McKinnon, 2010). Parmi ces composants, l'activité de transport se distingue comme la plus influente, étroitement liée au mouvement et à la coordination des biens. Les divers véhicules utilisés pendant le transport dépendent du type de produit, de la technologie sous-jacente, de l'infrastructure pertinente et de la nature des opérations respectives (Bektas, 2017). L'efficacité de la logistique devient donc une pierre angulaire pour garantir la fluidité et la durabilité des opérations industrielles.

Le changement climatique est devenu l'une des plus grandes menaces mondiales, largement alimenté par les émissions de gaz à effet de serre (GES) résultant des activités humaines, en particulier des secteurs industriels. En raison des conséquences potentiellement dévastatrices du réchauffement climatique sur l'aspect socio-économique, la réduction des émissions de GES et de la consommation énergétique est devenue une tâche indispensable pour réduire les effets du réchauffement de la planète. Les rapports récents de l'Agence d'information sur l'énergie des États-Unis (EIA) indiquent que 80% de l'énergie générée aux États-Unis en 2017 provenait de combustibles fossiles, contribuant ainsi de manière significative aux émissions de CO₂ (EIA, 2018). Ces émissions, provenant principalement de la combustion de combustibles fossiles, représentent une menace directe pour le climat mondial.

En tant que deuxième plus grand consommateur d'énergie, le secteur industriel génère une part importante de ces émissions. En 2016, les émissions du secteur industriel représentaient 22% des émissions de GES aux États-Unis (EPA, 2017). Le secteur industriel, comprenant la fabrication, la construction, l'extraction minière et l'agriculture, devient ainsi une cible essentielle pour atténuer les impacts environnementaux.

La gestion verte de la chaîne d'approvisionnement (GSCM) émerge comme une stratégie intégrée pour atténuer ces impacts. Elle vise à intégrer des pratiques écologiques dans les opérations de la chaîne logistique, optimisant l'efficacité tout en minimisant l'empreinte environnementale. Cette approche prend en compte des dimensions telles que la réduction des émissions de GES, l'efficacité énergétique et la minimisation des déchets tout au long de la chaîne d'approvisionnement.

La recherche opérationnelle joue un rôle vital dans le développement de modèles et de méthodes visant à relever ces défis complexes. L'optimisation des décisions liées à la production, au routage et à l'inventaire devient essentielle pour atteindre des objectifs économiques tout en réduisant l'impact sur l'environnement. Des problèmes spécifiques, tels que le Problème de Routage de l'Inventaire (IRP) et le Problème de Routage de Véhicules Verts (GVRP), ont émergé pour intégrer des considérations énergétiques, proposant des solutions novatrices (Jaber et al., 2013).

Face à ces défis, les gouvernements ont adopté diverses méthodes pour limiter les émissions et la consommation énergétique dans le secteur industriel. Des réglementations strictes, telles que les taxes sur le carbone, les systèmes de plafonnement et d'échange, ainsi que des politiques favorisant l'adoption de technologies respectueuses de l'environnement, ont été mises en place

(Jaber et al., 2013; Drake et al., 2016; Song et al., 2017). Ces approches visent à influencer les décisions des entreprises en faveur de pratiques plus durables, incitant à l'adoption de technologies plus propres et à une meilleure gestion des ressources.

La gestion de la chaîne logistique et la planification de la production et du transport sont des piliers essentiels du fonctionnement industriel, mais elles nécessitent une transformation fondamentale pour répondre aux enjeux du changement climatique. L'intégration de pratiques durables, la recherche de l'efficacité énergétique et la réduction des émissions de GES deviennent des impératifs. Les gouvernements, les chercheurs et les entreprises travaillent en tandem pour créer des solutions innovantes, équilibrant les objectifs économiques avec la nécessité pressante de préserver notre planète. Cette synergie entre les impératifs économiques et écologiques définira la trajectoire vers un avenir plus durable, où la chaîne logistique sera à la fois un moteur de croissance et un gardien de l'environnement.

Le problème concerné dans cette thèse appartient à la catégorie de l'optimisation combinatoire qui s'agit du **problème de planification intégrée de production et de distribution (Production-Routing Problem PRP)**, relevant du problème de tournée de véhicule (VRP) ainsi que du problème de dimensionnement des lots (LSP). Le VRP concerne la distribution de produits à l'aide de véhicules dans un réseau de transport, les décisions sur les chemins à emprunter par chaque véhicule afin de servir un ensemble de clients sont prises dans ce cadre. Le LSP consiste principalement à établir le planning optimal de production et de stockage afin de satisfaire les demandes d'un ensemble des clients, dans un horizon de planification composé de plusieurs périodes. Les deux problèmes cités sont largement étudiés dans la littérature, où dans leur version classique, l'objectif consiste à la minimisation des coûts totaux du système, principalement économique. Le Production Routing Problem (PRP) combine les deux problèmes (de production et de transport) avec une manière intégrée, en optimisant simultanément les décisions de production, de stockage et de distribution, tout en minimisant le coût total.

Depuis que l'effet de l'intégration de ces aspects a été étudié par Chandra et Fisher (1994), en démontrant l'efficacité de l'approche intégrée par une réduction de 3 à 20% dans le coût total par rapport à la considération des problèmes de production et de transport séparément, le PRP a été largement étudié dans la littérature, en considérant les différentes variantes et en proposant plusieurs approches de résolution, où l'objectif principal est de minimiser les coûts totaux, où peu de travaux s'intéressaient de résoudre le problème avec considération écologiques et énergétiques.

L'objectif principal de cette thèse est de développer des outils et des supports d'aide à la décision pour les industries de production et de transport, afin de permettre une meilleure gestion des ressources et des activités avec un coût minimal, tout en intégrant les aspects énergétiques et environnementaux dans les problèmes de planification intégrée de la production et de la distribution. Ce travail vise à établir un planning optimal pour la production et le transport, en déterminant les quantités à produire, à stocker et à livrer, ainsi que les véhicules à utiliser et les chemins optimaux pour la distribution à chaque période de l'horizon de planification. La fonction-objectif du Problème de Production et de Routage (PRP) consiste à minimiser les coûts totaux, englobant les coûts de configuration, de production, de stockage et de transport. Les aspects écologiques et énergétiques sont intégrés dans le PRP par le biais des émissions de CO₂ lors des phases de production, de stockage et de distribution, ainsi que par la

consommation énergétique lors de la phase de production. Des stratégies visant à réduire l'impact environnemental du PRP sont établies pour chacun de ces aspects.

Cette thèse se compose de quatre chapitres. Le premier chapitre présente les notions de base de la gestion de la chaîne logistique, de la planification de la chaîne logistique, ainsi que des problèmes de planification dans la SCM et leurs formulations mathématiques de base. Une attention particulière est portée dans ce chapitre aux problèmes de planification intégrée de la production et de la distribution, en présentant un état de l'art sur le PRP avec les méthodes de résolution existantes dans la littérature.

Le deuxième chapitre se concentre sur deux variantes du PRP mono-objectif : le PRP mono-produit et le PRP multi-produit avec prise en compte des aspects écologiques et énergétiques. Dans la première partie, trois sous-variantes du problème sont présentées avec leur formulation mathématique respective. Des stratégies visant à réduire la consommation d'énergie et les émissions de carbone sont proposées, et les résultats obtenus après avoir testé différentes versions du modèle sont présentés et comparés. Dans la deuxième partie, le PRP multi-produit avec des véhicules compartimentés est abordé, en introduisant la notion de contrat d'énergie avec plusieurs types de sources. Le problème est modélisé et un algorithme F&R est proposé, et enfin, les résultats obtenus sont présentés et comparés.

Dans le troisième chapitre, le PRP multi-objectif mono-produit est étudié, où le système de production comprend plusieurs lignes de production fonctionnant selon plusieurs modes de vitesse. La livraison dans ce problème se fait par une flotte hétérogène de véhicules non compartimentés. Le problème est résolu en utilisant la méthode Lp-metric et une combinaison de Lp-metric avec F&R, et les résultats obtenus sont présentés et comparés.

Puisque les méthodes proposées dans les chapitres précédents reposent sur la modélisation mathématique, le quatrième chapitre introduit la métaheuristique du recuit simulé, l'une des métaheuristicues les plus utilisées pour traiter le problème de tournée de véhicules. De plus, nous proposons une version multi-objectif (MOSA) de cette métaheuristique pour résoudre le PRP avec plusieurs objectifs (économiques et environnementaux). Chaque méthode est appliquée à un problème déjà traité avec la modélisation mathématique, et les résultats obtenus sont finalement présentés et comparés.

La thèse se termine par une conclusion générale résumant le travail effectué et identifiant les perspectives pour de futures recherches et améliorations.

Cadre conceptuel de l'étude

1

Sommaire

Chapitre 1 : Cadre conceptuel de l'étude	4
1.1. Introduction.....	5
1.2. Partie I : Notions de base.....	6
1.2.1. La gestion de la chaine logistique	7
1.2.1.1. Le rôle de la gestion de la chaine logistique.....	7
1.2.1.2. Décisions de la chaine logistique	8
1.2.1.3. L'aspect écologique dans la gestion de la chaine logistique	9
1.2.2. Planification de la chaine logistique.....	10
1.2.2.1. Planification séquentielle.....	11
1.2.2.2. Planification intégrée.....	12
1.2.3. Planification intégrée de production et de stockage	12
1.2.3.1. Définition du LSP.....	13
1.2.3.2. Formulation de base du LSP.....	13
1.2.3.3. Variantes du LSP	14
1.2.4. Planification du transport de marchandises	15
1.2.4.1. Problème de voyageur de commerce.....	15
1.2.4.2. Problème de tournée de véhicule.....	16
1.2.5. Planification intégrée de stockage et de transport	19
1.2.5.1. Définition de l'IRP	19
1.2.5.2. Formulation de base de l' IRP	19
1.2.5.3. Variantes de l'IRP	21
1.2.6. Planification intégrée de production et de transport.....	22
1.2.6.1. Définition du PRP.....	23
1.2.6.2. Formulation de base d'un PRP	23
1.2.6.3. Variantes du PRP	26
1.2.7. Approches de résolution pour les problèmes de planification.....	26
1.2.7.1. Méthodes exactes.....	26

1.2.7.2. Méthodes approchées	27
1.3. Partie II : Etat de l'art sur la planification intégrée de production et de transport	32
1.3.1. Etat de l'art sur Production-Routing Problem	33
1.3.2. Originalité et contribution	42
1.4. Conclusion	42

1.1. Introduction

La gestion des opérations contemporaine est confrontée à une multitude de défis, la mondialisation, les avancées technologiques et la concurrence féroce étant primordiales. Ces facteurs exigent une quête diligente et continue des pratiques optimales à travers l'ensemble du spectre de production, de l'approvisionnement à la production, aboutissant à la distribution et aux ventes. En conséquence, de nombreuses organisations tendent désormais vers l'adoption de concepts et techniques modernes tels que la Gestion de la Chaîne d'Approvisionnement Verte. Le terme "chaîne d'approvisionnement verte" est une récente addition au lexique de la gestion d'entreprise, ce qui peut parfois conduire à une certaine incertitude dans son interprétation. Cette ambiguïté est d'autant plus marquée, voire plus facilement acceptée, lorsqu'on applique ce concept dans des marchés émergents ou en développement.

1.2. Partie I : Notions de base

1.2.1. La gestion de la chaîne logistique

Le terme "chaîne d'logistique" fait référence à un système intégré qui harmonise une série de processus commerciaux interconnectés. Cette intégration vise à obtenir des matières premières et des pièces, à les transformer en produits finis, à ajouter de la valeur à ces produits, puis à les distribuer soit aux détaillants, soit aux clients. De plus, elle facilite les échanges d'informations entre les différentes entités ou étapes du réseau de la chaîne d'approvisionnement (comme les fournisseurs, les fabricants et les distributeurs). L'objectif principal de toute chaîne d'approvisionnement est d'améliorer l'efficacité opérationnelle et la rentabilité (El-Berishy et Eltawil, 2011).

Une chaîne logistique est définie comme un "réseau d'organisations engagées dans divers processus et activités, aussi bien en amont qu'en aval, générant de la valeur sous forme de produits et de services finalement livrés au consommateur final" (Christopher, 1998). Des chaînes d'approvisionnement performantes peuvent considérablement renforcer la compétitivité d'une entreprise. La gestion de la chaîne logistique couramment désignée sous l'acronyme SCM (pour Supply Chain Management) revêt une importance capitale dans l'industrie de transformation. Cette thèse s'attache à résoudre les défis cruciaux de la SCM au sein de cette industrie en élaborant des modèles, des approches et des procédures de solution fondés sur l'optimisation à l'aide de techniques de programmation mathématique.

1.2.1.1. Le rôle de la gestion de la chaîne logistique

L'efficacité et la fiabilité d'un réseau d'approvisionnement sont essentielles pour la production industrielle et le commerce. L'objectif de la logistique est de livrer les articles appropriés, en la quantité correcte, au lieu désigné, au bon moment, en respectant les normes de qualité requises, le tout en maintenant des coûts raisonnables. À la lumière des avancées rapides dans la technologie de l'information et du marché mondial étendu, une coopération efficace entre les différentes unités fonctionnelles au sein d'une chaîne d'approvisionnement est cruciale pour gérer les changements rapides et mondiaux des demandes des clients. Une collaboration réussie entraîne une efficacité accrue tout au long de l'ensemble de la chaîne d'approvisionnement (Larsen et al., 1999).

La gestion de la chaîne logistique, englobe la planification, la mise en œuvre et la supervision des opérations liées à la production, la distribution et la livraison des biens et des services.

Les missions principales de la gestion de la chaîne logistique peuvent être citées résumées dans les points suivants :

- **Optimisation des Processus** : Son objectif est d'accroître l'efficacité des procédures et de réduire les coûts avec intégration et coordination des différentes étapes de l'approvisionnement.
- **Gestion de l'Approvisionnement** : Elle veille à la disponibilité adéquate des matières premières et composants pour satisfaire la demande des clients dans tous les niveaux de la chaîne logistique.
- **Gestion de la Production** : Elle supervise et planifie la fabrication des produits en minimisant les coûts et les délais tout en satisfaisant la demande.

- **Gestion de la Distribution** : Elle assure la meilleure gestion d'expédition, de stockage et de distribution des produits finis.
- **Gestion des Stocks** : elle sert à optimiser les niveaux de stock pour répondre à la demande tout en évitant les surstocks et les ruptures de stock.
- **Planification de la Demande** : Elle vise à anticiper la demande future afin d'ajuster la production et l'approvisionnement en conséquence.
- **Collaboration Inter-entreprises** : Elle favorise la coordination entre les différents acteurs de la chaîne logistique (fournisseurs, fabricants, distributeurs) pour améliorer la performance globale.
- **Gestion de la Qualité** : Elle garantit que les produits ou services respectent les normes de qualité établies.
- **Réduction des Coûts** : Son objectif est de minimiser les coûts tout en maintenant un niveau de service satisfaisant.
- **Réactivité aux Changements** : Elle permet de s'adapter rapidement aux variations de la demande ou aux imprévus.
- **Durabilité et Responsabilité Sociale des Entreprises (RSE)** : Elle intègre des pratiques durables et responsables tout au long de la chaîne logistique.

En résumé, la gestion de la chaîne logistique vise à créer de la valeur pour l'entreprise en optimisant l'ensemble des processus qui contribuent à la création et à la livraison de biens et de services, tout en tenant compte des aspects économiques, environnementaux et sociaux.

1.2.1.2. Décisions de la chaîne logistique

La gestion de la chaîne logistique requiert la prise de décisions diverses afin d'assurer une circulation efficace des produits ou des services. Voici les principales décisions à prendre au sein de la chaîne logistique :

1.2.1.3. Décisions Stratégiques

Plusieurs années sont couvertes par le délai de ces décisions. Ainsi, les changements et les incertitudes du marché devraient être pris en compte par les entreprises. La planification des ressources constitue la portée de cette phase. La stratégie de la chaîne d'approvisionnement est désignée par ces décisions, par exemple :

- **Conception du Réseau Logistique** : Il s'agit de déterminer le nombre, l'emplacement et les capacités des entrepôts, des usines et des points de distribution.
- **Sélection des Fournisseurs** : Cette étape consiste à choisir les fournisseurs en fonction de leur fiabilité, de leur qualité, de leur coût et de leur capacité à répondre à la demande.
- **Gestion des Stocks** : Il est essentiel de définir les niveaux de stock optimaux pour éviter les surplus et les ruptures tout en répondant à la demande.

1.2.1.4. Décisions Tactiques

Dans les plans tactiques ou à moyen terme, la période s'étend d'un trimestre à deux ans dans le futur. Cette phase met l'accent sur les affectations de ressources. Ces décisions sont désignées comme la planification de la chaîne d'approvisionnement.

- **Planification de la Production** : Cette phase implique d'établir les quantités à produire pour satisfaire la demande tout en optimisant les coûts de production.
- **Prévision de la Demande** : Il s'agit d'anticiper la demande future en utilisant des méthodes et des outils de prévision.
- **Gestion des Transports et de la Distribution** : Cette décision vise à déterminer les modes de transport, les itinéraires et les partenaires logistiques pour acheminer les produits vers les points de vente ou les clients.

1.2.1.5. Décisions Opérationnelles

Elles concernent les activités à courte portée ont un horizon temporel typique d'une journée. La portée de cette phase concerne l'utilisation des ressources

- **Gestion des Commandes** : Cette étape concerne le traitement des commandes, l'allocation des stocks, la préparation et l'expédition.
- **Planification des Opérations Quotidiennes** : Elle consiste à ordonnancer les tâches et à affecter les ressources pour respecter les échéances.
- **Optimisation des Itinéraires** : Cette décision implique de planifier les trajets pour minimiser les coûts de transport et les délais de livraison.

Ces décisions, prises à différents niveaux stratégique, tactique et opérationnel, sont cruciales pour assurer une chaîne logistique efficace tout en répondant aux besoins des clients, en optimisant les coûts et en respectant les contraintes environnementales et sociales.

1.2.1.3. L'aspect écologique dans la gestion de la chaîne logistique

Les activités industrielles et le transport de marchandises représentent un pilier essentiel de l'économie mondiale, mais leur impact environnemental est devenu un enjeu majeur. En effet, ces opérations génèrent une quantité significative de gaz à effet de serre, de pollution atmosphérique et de déchets, contribuant ainsi de manière substantielle au changement climatique et à la dégradation de l'environnement.

Les émissions de CO₂ et autres gaz polluants issus des activités industrielles et du transport de marchandises sont responsables d'une part importante des émissions totales de gaz à effet de serre à l'échelle mondiale. Ces émissions aggravent l'effet de serre, entraînant des phénomènes tels que le réchauffement climatique, les variations climatiques extrêmes et la montée du niveau de la mer. De plus, les émissions de polluants atmosphériques provenant de ces activités ont des conséquences directes sur la qualité de l'air, impactant la santé humaine et la biodiversité.

Face à ces défis environnementaux pressants, il devient impératif d'intégrer de manière proactive l'aspect énergétique et environnemental dans la gestion de la chaîne logistique. Cela

nécessite une approche globale visant à optimiser les processus, à réduire les émissions et à minimiser les déchets tout au long de la chaîne d'approvisionnement.

L'optimisation des transports constitue l'une des principales avenues pour atténuer l'impact environnemental. Cela implique de recourir à des modes de transport plus écologiques, de privilégier le transport multimodal et d'adopter des itinéraires plus efficaces. De plus, la consolidation de cargaisons et la planification précise des itinéraires peuvent réduire considérablement les émissions de gaz à effet de serre.

Une gestion responsable des ressources et des matériaux est également cruciale. Cela passe par l'adoption de pratiques d'approvisionnement durables, la réduction du gaspillage et la promotion de l'économie circulaire.

Enfin, la collaboration avec les fournisseurs et la mise en place de partenariats axés sur la durabilité sont des éléments clés pour transformer la chaîne logistique en un moteur d'innovation et de progrès environnemental.

En somme, l'intégration de l'aspect énergétique et environnemental dans la gestion de la chaîne logistique représente une étape cruciale vers un avenir plus durable. Cela permettra non seulement de réduire l'impact négatif des activités industrielles et du transport de marchandises sur l'environnement, mais également de favoriser une économie plus résiliente et respectueuse de la planète.

Cette considération de l'aspect écologique dans la SCM a été un domaine d'intérêt croissant ces dernières années. Cela a été réalisé en mettant en place des pratiques et des stratégies visant à réduire l'empreinte environnementale tout au long de la chaîne logistique. Voici quelques exemples de mesures prises pour intégrer l'aspect écologique dans la gestion de la chaîne logistique, avec des références de la littérature :

- **Optimisation des transports** : L'optimisation des itinéraires de transport et le choix de modes de transport plus écologiques (comme le transport ferroviaire ou maritime plutôt que le transport routier) sont des stratégies couramment utilisées pour réduire les émissions de CO₂ liées aux transports. (Seuring et Müller, 2008).
- **Gestion des stocks et de la demande** : La mise en place de systèmes de gestion des stocks plus efficaces et la prévision de la demande permettent de minimiser les surstocks et les obsolescences, réduisant ainsi les déchets. (Sarkis et Zhu, 2008).
- **Emballage durable** : Le choix de matériaux d'emballage écologiques et la conception d'emballages réutilisables ou recyclables contribuent à réduire les déchets et l'impact environnemental. (Diabat et Govindan, 2011).
- **Évaluation de l'empreinte carbone** : L'analyse de l'empreinte carbone de la chaîne logistique permet d'identifier les points chauds et de mettre en œuvre des mesures pour les atténuer. (Brandenburg et al., 2014). Etc.

1.2.2. Planification de la chaîne logistique

La planification de la chaîne logistique représente un pilier central de la gestion opérationnelle contemporaine, s'articule autour de principes fondamentaux visant à optimiser la coordination des activités allant de la production à la distribution. Ces principes émergent de la nécessité impérieuse de synchroniser efficacement les flux de produits, d'informations et de finances pour

répondre de manière adaptative aux dynamiques du marché. La planification logistique adopte une approche systémique, intégrant des concepts tels que la gestion des stocks, la planification de la production, et l'optimisation de transport des marchandises afin d'assurer une fluidité optimale des opérations.

Les principes directeurs de la planification logistique englobent la minimisation des coûts, la maximisation de l'efficacité opérationnelle et la réduction des délais. La minimisation des coûts implique une gestion judicieuse des stocks, l'optimisation des routes et la planification de la production pour éviter les inefficiences. La maximisation de l'efficacité opérationnelle requiert une utilisation optimale des ressources, l'alignement des capacités de production avec la demande, et l'intégration de technologies avancées telles que la traçabilité en temps réel. La réduction des délais, défi majeur, exige une planification agile pour s'adapter aux variations de la demande, aux perturbations de la chaîne d'approvisionnement et aux fluctuations de l'environnement opérationnel.

Les enjeux stratégiques de la planification logistique résident dans la nécessité délicate d'harmoniser des objectifs parfois contradictoires. Il s'agit de concilier la gestion des coûts avec la flexibilité opérationnelle, d'optimiser les itinéraires tout en minimisant l'impact environnemental, et de garantir une gestion des stocks efficace tout en répondant rapidement aux variations de la demande. Ces défis complexes exigent une approche holistique, impliquant des modèles mathématiques avancés, des systèmes d'information sophistiqués et une collaboration étroite avec les partenaires de la chaîne logistique.

La planification de la chaîne logistique que ce soit séquentielle ou intégrée, repose sur des principes fondamentaux guidés par l'efficacité et la flexibilité, tout en faisant face à des enjeux stratégiques complexes. Les avancées technologiques, la modélisation mathématique sophistiquée et la prise de décision agile émergent comme des leviers essentiels pour surmonter ces défis et garantir une gestion optimale de la chaîne logistique dans un environnement opérationnel en perpétuelle évolution.

1.2.2.1. Planification séquentielle

L'approche séquentielle de la planification de la chaîne logistique se démarque comme une stratégie méthodique guidant des décisions successives, orchestrant les différentes phases du processus logistique. Son objectif principal réside dans l'optimisation de chaque étape individuelle de la chaîne, en tenant compte des contraintes spécifiques à chacune. Cela se traduit par une coordination précise des opérations, notamment la gestion des flux de production, des niveaux de stock et de la distribution.

Dans cette optique, la planification séquentielle repose souvent sur l'application de modèles mathématiques avancés, exploitant des techniques d'optimisation pour résoudre les défis complexes associés à la coordination des activités logistiques. L'objectif est de minimiser les coûts, réduire les délais de livraison, et optimiser l'utilisation des ressources, assurant ainsi une efficacité globale de la chaîne logistique.

Néanmoins, en dépit de ses avantages, la planification séquentielle doit surmonter des défis tels que la variabilité des demandes, les perturbations dans la chaîne d'approvisionnement, et les contraintes de capacité. Les récentes évolutions dans ce domaine intègrent des approches adaptatives, notamment l'exploitation de l'intelligence artificielle et de l'apprentissage automatique, pour accroître la capacité de réponse aux changements dynamiques.

La planification de la chaîne logistique, en particulier selon une approche séquentielle, constitue un domaine de recherche et de pratique essentiel pour optimiser les opérations logistiques. Les complexités liées à la gestion des flux de production, des stocks et de la distribution nécessitent une approche systématique, mettant en œuvre des modèles mathématiques et des techniques d'optimisation avancées pour garantir une coordination efficace des différentes étapes de la chaîne logistique

1.2.2.2. Planification intégrée

La planification intégrée dans la chaîne logistique est une approche stratégique cruciale visant à optimiser la coordination et la synchronisation des différentes étapes de la chaîne d'approvisionnement. Elle vise à maximiser l'efficacité opérationnelle tout en minimisant les coûts et les retards. Comme le soulignent Christopher et Towill (2000), "l'intégration de la planification logistique sur l'ensemble de la chaîne offre un moyen d'atteindre une plus grande efficacité".

Un des principaux aspects de la planification intégrée réside dans la synchronisation de la demande et de l'approvisionnement. Il s'agit d'anticiper avec précision les fluctuations de la demande et d'ajuster la production en conséquence. Cette synchronisation permet de réduire les coûts de stockage tout en évitant les ruptures de stock, comme l'ont mis en évidence Simchi-Levi et al. (2003) dans leur étude sur la gestion de la chaîne logistique.

La collaboration étroite avec les partenaires de la chaîne logistique est également un élément clé de la planification intégrée. Les informations et les données partagées entre les différents acteurs permettent d'optimiser la planification des flux de marchandises et des capacités de production. Comme le notent Chopra et Meindl (2007), "une planification intégrée nécessite une communication et une collaboration efficaces entre les fournisseurs, les fabricants, les distributeurs et les détaillants".

De plus, la planification intégrée intègre souvent des outils technologiques avancés tels que les systèmes de gestion de la chaîne logistique (SCM) et les logiciels de planification des ressources d'entreprise (ERP). Ces outils permettent une visibilité en temps réel des opérations, facilitant ainsi la prise de décision rapide et éclairée.

Enfin, la planification intégrée vise également à intégrer les considérations environnementales dans la gestion de la chaîne logistique. Cela implique d'optimiser les itinéraires pour réduire les émissions de carbone, de favoriser l'utilisation de matériaux durables et de minimiser les déchets.

En conclusion, la planification intégrée dans la chaîne logistique est une approche essentielle pour optimiser l'efficacité opérationnelle et minimiser les coûts. Elle repose sur la synchronisation de la demande et de l'approvisionnement, la collaboration avec les partenaires, l'utilisation d'outils technologiques avancés et l'intégration de considérations environnementales. Cette approche, comme l'ont souligné de nombreux chercheurs, offre des avantages significatifs en termes d'efficacité et de performance globale de la chaîne logistique.

1.2.3. Planification intégrée de production et de stockage

Les problèmes associés à la planification de production englobent une gamme de difficultés liées à l'organisation et à la coordination des processus de fabrication. Cela comprend des défis tels que la gestion peu précise de la demande, des contraintes de capacité, des problèmes de

synchronisation, des enjeux relatifs aux niveaux de stock, ainsi que d'autres facteurs comme la sous-traitance, la qualité, les délais et les coûts des matières premières. La résolution de ces problèmes requiert souvent l'application de méthodes de planification plus avancées et l'adoption de technologies spécifiques. Une gestion efficace de la production s'avère cruciale pour garantir l'efficacité et la rentabilité d'une entreprise. Parmi les problèmes de planification de production, nous nous intéressons au problème de Lot Sizing (LSP), aussi connu sous le nom de Problème de Dimensionnement des Lots.

1.2.3.1. Définition du LSP

Le problème de dimensionnement des lots est un problème d'optimisation largement rencontré en gestion de la production et de stockage. Il se concentre sur la détermination de la quantité de produits à produire (ou à commander) à chaque période dans un horizon de planification composé de plusieurs périodes (par exemple, une semaine ou un mois) afin de satisfaire la demande de clients tout en minimisant le coût total de production et de stockage.

1.2.3.2. Formulation de base du LSP

Nous présentons dans cette partie la formulation mathématique de base de Pochet et Wolsey. (1993) d'un LSP d'un seul produit, où les capacités de production et de stockage sont limitées :

- Ensembles

T Ensemble des périodes

- Paramètres

Pr_t Coût unitaire de production dans la période t .

$Stock_0$ Stock initial chez l'atelier de production.

Dem_t Demande dans la période t .

$CapP$ Capacité de production de l'usine.

$CapS$ Capacité de stockage de l'usine.

S_t Coût de lancement de production unitaire dans la période t

Hc Coût de stockage d'une unité de produit chez l'entreprise.

- Variables de décision

$Z_t = \begin{cases} 1, & \text{si il y'a de lancement de la production dans la période } t. \\ 0, & \text{si non} \end{cases}$

R_t la quantité produite de produit dans la période t dans la ligne l .

$Stock_t$ nombre de produits en stock chez l'entreprise dans la période t .

- Fonction-objectif

$$\text{Min} \sum_t Pr_t * R_t + \sum_t S_t * Z_t + \sum_t hc * Stock_t \quad (1.1).$$

- Contraintes :

$$R_t \leq \sum_{t'} Z_{t'} * Dem_t \quad \forall t \in T, \quad (1.2).$$

$$R_t \leq capP \quad \forall t \in T, \quad (1.3).$$

$$Stock_t = Stock_{t-1} + R_t - Dem_t \quad \forall t \in T \quad (1.4).$$

$$Stock_t \leq capS \quad \forall t \in T, \quad (1.5).$$

$$R_t, Stock_t \geq 0 \quad \forall t \in T, \quad (1.6).$$

$$Z_t \in \{0,1\} \quad \forall t \in T, \quad (1.7).$$

- La fonction-objectif (1.1) sert à minimiser le coût total de production, lancement et de stockage.
- La contrainte (1.2) assure que la quantité produite ne dépasse pas la quantité demandée.
- La contrainte (1.3) indique que la capacité de production est respectée.
- La contrainte (1.4) assure l'équilibrage des flux et détermine la valeur de stock.
- La contrainte (1.5) indique que la capacité de stockage n'est pas dépassée.
- Les contraintes (1.6) et (1.7) indiquent la nature des variables de décision.

1.2.3.3. Variantes du LSP

Le problème de dimensionnement de lots est une catégorie d'optimisation qui englobe diverses variantes en fonction des contraintes et des objectifs spécifiques. Parmi les variantes qui existe dans la littérature :

- **Problème de dimensionnement de lots déterministe** : Dans cette variante, la demande est supposée être connue avec certitude, et l'objectif est de minimiser les coûts totaux, tels que les coûts de production, de stockage et de rupture de stock.
- **Problème de dimensionnement de lots stochastique** : Contrairement à la variante déterministe, cette version prend en compte des demandes aléatoires pour chaque période. Les modèles stochastiques intègrent l'incertitude de la demande et utilisent des approches probabilistes pour la prise de décisions.
- **Problème de dimensionnement de lots avec pénurie** : Cette variante considère les coûts associés à la rupture de stock, visant à minimiser les coûts totaux, y compris les coûts de production, de stockage et les coûts de pénurie.
- **Problème de dimensionnement de lots avec coûts de commande variables** : Ici, les coûts de passation de commandes peuvent varier en fonction de la taille de la commande, et l'objectif est de déterminer la taille optimale des lots en tenant compte de ces coûts variables.
- **Problème de dimensionnement de lots avec délais de livraison** : Cette variante prend en considération le temps nécessaire pour recevoir les marchandises après avoir passé

une commande, influençant la décision de dimensionnement des lots pour respecter les délais.

- **Problème de dimensionnement de lots avec capacité limitée** : Ici, des contraintes de capacité sur la production, le stockage ou d'autres ressources sont présentes, et l'objectif est de trouver la taille optimale des lots tout en respectant ces contraintes.

Les différentes variantes du problème de dimensionnement de lots reflètent la diversité des applications industrielles et des conditions spécifiques rencontrées. La résolution de ces problèmes peut nécessiter des approches algorithmiques spécifiques en fonction des caractéristiques particulières de chaque variante.

1.2.4. Planification du transport de marchandises

La planification de transport des marchandises consiste à organiser et coordonner les déplacements des produits depuis leur lieu de production jusqu'à leur destination finale. Ce processus vise à atteindre des objectifs tels que l'optimisation des coûts, le respect des délais de livraison, la réduction de l'impact environnemental et la gestion efficace des ressources. L'utilisation de systèmes et de logiciels spécialisés facilite grandement ce processus en intégrant des outils de gestion de flotte, de suivi en temps réel et d'optimisation.

La planification de transport est essentielle pour assurer une distribution efficace et fiable des marchandises, contribuant ainsi à l'efficacité globale de la chaîne logistique et à la satisfaction des clients. Les problèmes de transport dans la chaîne logistique sont divisés en deux catégories : le problème de voyageur de commerce (TSP) et le problème de tournée de véhicule (VRP).

1.2.4.1. Problème de voyageur de commerce

1.2.4.1.1. Définition du TSP

Le Problème du Voyageur de Commerce (TSP de Travelling Salesman Problem) est un problème classique dans le domaine de l'optimisation et de recherche opérationnelle. Il est inspiré du travail du voyageur de commerce qui fait visiter un ensemble des villes en livrant des biens ou des services, il consiste à trouver le chemin le plus court possible qui permet de visiter toutes les villes données exactement une fois et revient à la ville de départ.

Ce problème est un exemple bien connu d'un défi d'optimisation combinatoire et est considéré comme NP-difficile, ce qui signifie que lorsque le nombre de villes augmente, la complexité du problème augmente de manière exponentielle.

1.2.4.1.2. Formulation de base du TSP

Cette formulation est fournie par Matai et al.,(2010).

- Ensembles

N Ensemble de villes.

- Paramètres

$C_{i,j}$ Distance entre la ville i et la ville j .

- Variables de décision

$X_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{s'il y'a un lien entre la ville } i \text{ et la ville } j. \\ 0, & \text{sinon.} \end{cases}$

U_i Nombre de villes visitées en arrivant à la ville i , cette variable est utilisée pour déterminer la séquence des villes visitées.

- Fonction-objectif

$$\text{Min} \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} C_{i,j} * X_{i,j} \quad (1.8).$$

- Contraintes :

$$\sum_{\substack{i \in N \\ i \neq j}} X_{i,j} = 1 \quad , \forall j \in N, \quad (1.9).$$

$$\sum_{\substack{j \in N \\ j \neq i}} X_{i,j} = 1 \quad , \forall i \in N, \quad (1.10).$$

$$U_i + 1 \leq U_j + n(1 - X_{i,j}) \quad \forall i \in N - \{1\}, \forall j \in N - \{1\}, \quad (1.11).$$

$$X_{i,j} \in \{0,1\} \quad \forall i \in N, \forall j \in N, \quad (1.12).$$

$$U_i \geq 0 \quad \forall i \in N, \quad (1.13).$$

- La fonction-objectif (1.8) sert à minimiser la distance totale parcourue et peut être remplacée par le coût ou le temps de transport total.
- Les contraintes (1.9) et (1.10) assurent qu'il n'existe qu'un seul arc entrant et un seul arc sortant à partir d'un nœud fixé.
- L'objectif de la contrainte (1.11) est l'élimination de **subtour**. Ce terme indique un ou des circuits qui revient au point de départ, et qui empêche le voyageur de commerce de visiter toutes les villes à la fois.
- Les contraintes (1.12) et (1.13) indiquent la nature des variables de décision.

Le TSP a de nombreuses applications pratiques dans la logistique, le transport, la conception de circuits, entre autres. Des efforts des chercheurs pour le résoudre de manière efficace ont conduit au développement de divers algorithmes et heuristiques.

1.2.4.2. Problème de tournée de véhicule

1.2.4.2.1. Définition du VRP

Le Problème de Tournée de Véhicule (Vehicle Routing Problem, VRP en anglais) est un problème d'optimisation combinatoire qui se trouve souvent dans le domaine de la logistique et de la distribution. Il se pose généralement avec la considération d'un ensemble des clients à

visiter pour faire la livraison où chaque client à une demande spécifique, et d'un ou plusieurs véhicules ayant une capacité maximale de chargement.

L'objectif est de planifier les chemins optimaux des véhicules de manière à satisfaire la demande de tous les clients tout en minimisant les coûts opérationnels, tels que la distance totale parcourue, le temps de trajet, ou les coûts de carburant.

Les hypothèses typiques du VRP sont :

- Chaque client doit être visité exactement une fois par un véhicule.
- La somme des demandes de tous les clients visités par un véhicule ne doit pas dépasser la capacité maximale de ce véhicule.
- Chaque véhicule doit commencer et finir sa tournée au dépôt central.

L'objectif est de minimiser la somme des coûts associés aux itinéraires des véhicules, par exemple, la distance totale parcourue ou le temps de trajet total.

1.2.4.2.2. Formulation de base du VRP

Nous présentons dans cette partie la formulation mathématique de base fournie par Toth et Vigo (2002). d'un VRP avec un seul véhicule de capacité limitée :

- Ensembles

N Ensemble de nœud, le nœud 1 représente le dépôt.

- Paramètres

$C_{i,j}$ Distance entre le client i et le client j .

d_i Demande du client i .

Q Capacité du véhicule.

- Variables de décision

$X_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{s'il y'a un lien entre le client } i \text{ et le client } j. \\ 0, & \text{sinon.} \end{cases}$

- Fonction-objectif

$$\text{Min} \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} C_{i,j} * X_{i,j} \quad (1.14).$$

- Contraintes :

$$\sum_{\substack{i \in N \\ i \neq j}} X_{i,j} = 1 \quad , \forall j \in N - \{1\}, \quad (1.15).$$

$$\sum_{j \in N} X_{1,j} = 1 \quad (1.16).$$

$$\sum_{i \in N} X_{i,j} - \sum_{i \in N} X_{j,i} = 0, \quad \forall i \in N, \quad (1.17).$$

$$\sum_{i \in N} \sum_{\substack{j \in N \\ j \neq 1}} d_i * X_{i,j} \leq Q \quad (1.18).$$

$$\sum_{i \in S} \sum_{\substack{j \in S \\ j \neq i}} X_{i,j} \leq |S| - 1, \quad \forall S \subseteq N - \{1\}, \quad (1.19).$$

$$X_{i,j} \in \{0,1\} \quad \forall i \in N, \forall j \in N, \quad (1.20).$$

- La fonction-objectif du VRP est la même que celle du TSP, est la minimisation de la distance totale parcourue (1.14).
- La contrainte (1.15) indique qu'un client est visité à partir d'un seul point de départ de cet arc (i,j).
- La contrainte (1.16) assure que le chemin du véhicule commence par un seul client après le départ du dépôt.
- La contrainte (1.17) indique que pour chaque nœud, il existe un arc entrant et un arc sortant.
- La contrainte (1.18) assure que la totalité des quantités chargé au véhicule ne dépasse pas sa capacité.
- La contrainte (1.19) est pour l'élimination de subtour.
- La contrainte (1.20) indique la nature de la variable de décision.

1.2.4.2.3. Variantes du VRP

Le Problème de Tournée de Véhicule (VRP) est un problème d'optimisation classique qui possède de nombreuses variantes, chacune adaptée à des situations réelles spécifiques.

- **VRP avec Contraintes de Capacité (Capacitated Vehicle Routing Problem) :** Dans cette variante, chaque véhicule a une capacité maximale de chargement, et l'objectif est de livrer la demande de chaque client tout en respectant les capacités des véhicules.
- **VRP avec Fenêtres de Temps (Vehicle Routing Problem with Time Windows) :** Les clients ont des créneaux horaires dans lesquels ils doivent être servis. L'objectif est de planifier les tournées des véhicules de manière à respecter ces fenêtres de temps.
- **VRP avec Collecte et livraison Simultanées (Simultaneous Pickup and Delivery VRP) :** Ce problème consiste à livrer des marchandises tout en ramassant d'autres marchandises dans le même trajet, avec des contraintes de capacité sur les véhicules.
- **VRP avec flotte Hétérogène (Heterogeneous Fleet VRP) :** L'objectif est de minimiser le coût total en utilisant des véhicules qui ont différentes capacités et coûts de déplacement de manière efficace.

- **VRP avec dépôts Multiples (Multiple Depot VRP)** : Il existe plusieurs dépôts, chacun ayant sa propre flotte de véhicules. Les véhicules peuvent servir uniquement les clients à partir de leur propre dépôt.
- **VRP avec Collecte de Retours (VRP with Pickup and Delivery)** : Les véhicules collectent des marchandises à un endroit et les livrent à un autre, avec des contraintes de capacité.
- **VRP avec Contraintes Temporelles (Time-Constrained VRP)** : Les clients ont des contraintes temporelles strictes concernant l'heure à laquelle ils doivent être servis.
- **VRP Stochastique (Stochastic VRP)** : Les demandes des clients ou les temps de trajet sont incertains où leurs valeurs suivent des distributions de probabilité. La planification doit prendre en compte cette incertitude.
- **VRP avec Durées de Service Variables (VRP with Variable Service Durations)** : Dans ce type de problème les temps de service aux clients varient en fonction de la quantité de marchandises à livrer.
- **VRP en Ligne (Online VRP)** : Les commandes des clients arrivent de manière séquentielle, et la planification doit être effectuée à la volée sans connaître les commandes futures.

Ces variantes du VRP et autres qui n'ont pas citées, représentent une gamme d'applications pratiques dans des domaines tels que la logistique, la distribution, les transports, et d'autres. Chacune d'entre elles pose des défis spécifiques en matière de planification de tournées de véhicules en fonction des contraintes et des exigences particulières selon le cas étudié.

1.2.5. Planification intégrée de stockage et de transport

L'Inventory Routing Problem (Problème de stockage et de transport) abrégé IRP, est un défi complexe qui se situe à l'intersection de la gestion des stocks et de la logistique de distribution. Ce problème stratégique émerge dans des contextes où une entreprise doit gérer à la fois la répartition efficace de ses marchandises et le niveau optimal de ses stocks. L'IRP se présente souvent dans des secteurs tels que la distribution de carburant, la gestion de produits périssables, ou d'autres industries où les coûts liés au stockage et à la distribution sont importants.

1.2.5.1. Définition de l'IRP

L'IRP peut être défini comme un problème d'optimisation combinatoire qui implique la planification simultanée des itinéraires de livraison et de la gestion des niveaux de stock dans un réseau logistique. Plus précisément, l'objectif de l'IRP est de minimiser les coûts totaux associés à l'approvisionnement des clients tout en maintenant des niveaux de stock appropriés dans les différents entrepôts de stockage.

Le problème se complique par le fait que les niveaux de demande des clients peuvent varier, les coûts de transport et de stockage sont soumis à des contraintes, et les ressources disponibles, telles que les véhicules, peuvent être limitées. Les entreprises cherchent à résoudre l'IRP de manière à optimiser la satisfaction des clients, à minimiser les coûts opérationnels, et à rationaliser l'ensemble du processus de distribution et de gestion des stocks.

1.2.5.2. Formulation de base de l'IRP

Dans cette section, nous présentons le modèle mathématique de base du problème intégré de stockage et de transport. Plusieurs formulations ont été proposées dans la littérature pour ce problème. Le modèle présenté par la suite est inspiré du travail du Coelho et al. (2012), il décrit l'IRP d'un seul type de produit, et avec un seul véhicule de transport de capacité limitée. La capacité de stockage est aussi considérée limitée et les demandes de clients doivent être satisfaites durant l'horizon de planification composé de plusieurs périodes.

- **Ensembles**

N Ensemble des nœuds (le nœud 1 représente l'entreprise)

CL Ensemble des clients

T Ensemble des périodes

- **Paramètres**

h_i Coût de stockage unitaire dans la période t .

CU_t Coût d'utilisation du véhicule dans la période t .

$CT_{i,j}$ Coût de transport entre le nœud i et le nœud j (entreprise et clients).

$Dem_{i,t}$ Demande du client i dans la période t .

$CapV$ Capacité du véhicule.

$CapS_i$ Capacité e stockage chez le nœud i .

$Stock_{i,0}$ Stockage initial chez le nœud i .

Av_t Quantité de produit disponible au début de chaque période t .

- **Variables de décision**

$Q_{liv_{i,t}}$ La quantité livrée au client i dans la période t .

$Stock_{i,t}$ Le stock chez le nœud i à la fin de la période t .

$Y_{i,t} = \begin{cases} 1, & \text{si le noeud } i \text{ est visité dans la période } t. \\ 0, & \text{sinon.} \end{cases}$

$X_{i,j,t} = \begin{cases} 1, & \text{si le véhicule fait parcourir l'arc}(i, j)\text{ dans la période } t. \\ 0, & \text{sinon.} \end{cases}$

- **Fonction- objectif**

$$Min \sum_{i \in N} \sum_{t \in T} h_i * Stock_{i,t} + \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{t \in T} CT_{i,j} * X_{i,j,t} \quad (1.21).$$

L'équation (1.21) représente la fonction-objectif qui consiste à minimiser le coût total qui inclut le coût de stockage chez l'usine et les clients et le coût de transport.

- **Contraintes**

$$Stock_{1,t} = Stock_{1,t-1} + Av_t - \sum_{i \in CL} Qliv_{i,t} \quad , \forall t \in T \quad (1.22).$$

$$Stock_{i,t} = Stock_{i,t-1} + Qliv_{i,t} - Dem_{i,t} \quad , \forall i \in CL, \forall t \in T \quad (1.23).$$

$$Stock_{i,t} \leq CapS_i \quad , \forall i \in N, \quad \forall t \in T \quad (1.24).$$

$$\sum_{t \in T} Qliv_{i,t} = \sum_{t \in T} Dem_{i,t} \quad , \forall i \in CL \quad (1.25).$$

$$\sum_{i \in CL} Qliv_{i,t} \leq CapV * Y_{1,t} \quad , \forall t \in T \quad (1.26).$$

$$X_{i,i,t} = 0 \quad , \forall i \in N, \quad \forall t \in T \quad (1.27).$$

$$\sum_{i \in N} X_{i,j,t} = Y_{j,t} \quad , \forall j \in N, \forall t \in T \quad (1.28).$$

$$\sum_{j \in N} X_{i,j,t} + \sum_{j \in N} X_{j,i,t} = 2 * Y_{i,t} \quad , \forall i \in N, \quad \forall t \in T \quad (1.29).$$

$$\sum_{i \in S} \sum_{j \in S - \{i\}} X_{i,j,t} \leq |S| - \sum_{i \in CL} Qliv_{i,t} / CapV \quad , \forall S \subseteq N, |S| \geq 2 \quad (1.30).$$

$$X_{i,j,t}, Y_{j,t} \in \{0,1\} \quad , \forall i \in N, \forall j \in N, \quad \forall t \in T \quad (1.31).$$

$$Stock_{i,t} \geq 0 \quad , \forall i \in N, \quad \forall t \in T \quad (1.32).$$

$$Qliv_{j,t} \geq 0 \quad , \forall i \in CL, \quad \forall t \in T \quad (1.33).$$

- L'équation (1.22) et (1.23) assurent l'équilibrage des flux chez l'usine et les clients, respectivement.
- La contrainte (1.24) signifie que la capacité du stock ne doit pas être dépassée.
- La contrainte (1.25) assure la satisfaction des demandes des clients sur l'horizon de planification.
- La contrainte (1.26) indique que les quantités chargées dans le véhicule pour être livrées ne doivent pas dépasser sa capacité.
- Les contraintes (1.27) à (1.29) sont des contraintes de route.
- L'équation (1.30) représente la contrainte d'élimination de subtour appelée : generalized fractional subtour elimination constraints.
- Les contraintes (1.31) à (1.33) indiquent la nature des variables de décision.

1.2.5.3. Variantes de l'IRP

Vue que l'IRP est un problème intégré composé de deux sous problèmes : problème de gestion de stock et problème de tournée de véhicule, les variantes d'un IRP peuvent se résumer par l'ensemble des variantes des deux sous problèmes. Pour le problème de gestion de stock, Le problème de gestion des stocks, étant un domaine central de la logistique et de la gestion des opérations, présente diverses variantes en fonction des caractéristiques spécifiques des

situations opérationnelles. Voici quelques-unes des variantes courantes du problème de gestion des stocks :

- **Problème de Gestion des Stocks Déterministe** : La demande est supposée être déterministe, c'est-à-dire que les quantités demandées sont connues avec certitude pour chaque période de planification. L'objectif est souvent de minimiser les coûts totaux de gestion des stocks, comprenant les coûts de commande, les coûts de possession, et les coûts de rupture de stock.
- **Problème de Gestion des Stocks Stochastique** : Contrairement à la variante déterministe, cette version prend en compte l'incertitude dans la demande des clients. Les modèles stochastiques utilisent des méthodes probabilistes pour tenir compte des variations aléatoires dans les quantités demandées.
- **Problème de Gestion des Stocks avec Pénurie** : Cette variante inclut des coûts liés à la rupture de stock, c'est-à-dire lorsque la demande n'est pas satisfaite. L'objectif est de minimiser les coûts totaux tout en tenant compte des coûts de pénurie.
- **Problème de Gestion des Stocks avec Coûts de Commande Variables** : Les coûts associés à la passation de commandes peuvent varier en fonction de la taille de la commande. L'objectif est de déterminer la taille optimale des lots en tenant compte de ces coûts variables.
- **Problème de Gestion des Stocks avec Coûts de Stockage Variables** : Cette variante prend en compte des coûts de possession variables en fonction du niveau de stock. Les décisions de réapprovisionnement sont prises en tenant compte de ces coûts de possession évolutifs.
- **Problème de Gestion des Stocks Multi-Échelons** : Le réseau logistique comprend plusieurs niveaux de stocks, par exemple, entrepôts centraux et entrepôts locaux. Les décisions de réapprovisionnement doivent être coordonnées entre ces différents niveaux.
- **Problème de Gestion des Stocks avec Gammes de Produits** : Lorsqu'une entreprise gère une gamme de produits, chaque produit peut avoir des caractéristiques de demande, de coûts de stockage et de coûts de commande différents. Cette variante prend en compte ces distinctions.
- **Problème de Gestion des Stocks avec Retours** : Certains secteurs, tels que la distribution inverse, exigent la gestion des retours de produits. Cette variante prend en compte les flux de retour dans la gestion des stocks.
- **Problème de Gestion des Stocks Intermittent** : Dans les situations où la demande pour un produit est sporadique ou intermittente, ce problème se concentre sur la gestion des stocks dans ces conditions spécifiques.
- **Problème de Gestion des Stocks de Produits Périssables** : La gestion des stocks de produits périssables implique des contraintes spécifiques liées à la durée de conservation des produits, nécessitant une approche différente de la gestion traditionnelle des stocks.

Pour les variantes de problème de tournée de véhicule, elles sont déjà citées dans la section 1.2.4.2.3

1.2.6. Planification intégrée de production et de transport

La planification intégrée de la production et du transport est une stratégie essentielle dans l'optimisation des opérations logistiques. Elle vise à aligner la production avec les impératifs de transport, permettant ainsi d'anticiper la demande réelle du marché et d'ajuster la production en temps réel. Cette synchronisation optimise les itinéraires et les modes de transport, réduisant ainsi les coûts logistiques. La technologie, via les systèmes SCM et ERP, joue un rôle important en permettant la visualisation en temps réel des opérations et une coordination efficace. De plus, cette approche offre une agilité précieuse pour faire face à des situations imprévues comme les retards ou les fluctuations de la demande. En somme, la planification intégrée de la production et du transport améliore l'efficacité, la réactivité et la satisfaction client dans la chaîne logistique, requérant une utilisation judicieuse de la technologie et une collaboration étroite entre les acteurs logistiques.

Ce problème est connu dans la littérature par : Production-Routing Problem (Problème de Production-Routage), abrégé PRP, qui représente une classe de défis complexes dans le domaine de la planification de la production et de la logistique. Ce problème se pose lorsque les entreprises doivent prendre des décisions simultanées concernant l'ordonnancement des tâches de production et la planification des routes pour le transport des produits finis. La résolution efficace du PRP est essentielle pour optimiser les opérations de fabrication et de distribution, minimiser les coûts, et améliorer la satisfaction client.

1.2.6.1. Définition du PRP

Le PRP peut être défini comme un problème d'optimisation combinatoire qui implique la planification conjointe de la production (LSP) et du routage (VRP). Plus précisément, l'objectif du PRP est de déterminer le meilleur ordonnancement des tâches de production et les routes optimaux pour le transport des produits afin de satisfaire la demande des clients tout en minimisant les coûts totaux.

Les caractéristiques distinctives du PRP incluent la nécessité de synchroniser la production avec la distribution, la gestion des ressources limitées telles que les machines de production et les véhicules de transport, ainsi que la prise en compte des contraintes de temps et de capacité. Les entreprises cherchent à résoudre le PRP de manière à améliorer l'efficacité opérationnelle, à réduire les coûts de production et de distribution, et à répondre de manière flexible aux variations de la demande du marché.

1.2.6.2. Formulation de base d'un PRP

Dans cette section, nous présentons le modèle mathématique de base du problème intégré de production et de transport. Nous prenons le modèle proposé par Adulyasak et al. (2015) comme référence. Le modèle décrit le PRP d'un seul type de produit, et avec un seul véhicule de transport de capacité limitée. Les capacités de production et de stockage sont aussi considérées limitées et les demandes de clients doivent être satisfaites durant l'horizon de planification composé de plusieurs périodes. Le coût d'utilisation du véhicule, le coût de lancement de production et le coût de production unitaire sont considérés de plus par rapport à l'IRP.

- **Ensembles**

- N Ensemble des nœuds (le nœud 1 représente l'entreprise)
- CL Ensemble des clients

T Ensemble des périodes

• **Paramètres**

Pr_t Coût de production unitaire dans la période t.

h_i Coût de stockage unitaire dans la période t.

S_t Coût de lancement de production dans la période t.

CU_t Coût d'utilisation du véhicule dans la période t.

$CT_{i,j}$ Coût de transport entre le nœud i et le nœud j (entreprise et clients).

$Dem_{i,t}$ Demande du client i dans la période t.

$CapV$ Capacité du véhicule.

$CapS_i$ Capacité e stockage chez le nœud i.

$Stock_{i,0}$ Stockage initial chez le nœud i.

C Capacité de production par unité de produit.

• **Variables de décision**

$Z_t = \begin{cases} 1, & \text{s'il y'a de lancement de la production dans la période t.} \\ 0, & \text{sinon.} \end{cases}$

R_t La quantité produite dans la période t.

$Q_{liv_{i,t}}$ La quantité livrée au client i dans la période t.

$Stock_{i,t}$ Le stock chez le nœud i à la fin de la période t.

$Y_{i,t} = \begin{cases} 1, & \text{si le noeud i est visité dans la période t.} \\ 0, & \text{sinon.} \end{cases}$

$X_{i,j,t} = \begin{cases} 1, & \text{si le véhicule fait parcourir l'arc(i, j) dans la période t.} \\ 0, & \text{sinon.} \end{cases}$

• **Fonction- objectif**

$$\begin{aligned} Min \sum_{i \in N} \sum_{t \in T} h_i * Stock_{i,t} + \sum_{t \in T} S_t * Z_t + \sum_{t \in T} Pr_t * R_t + \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{t \in T} CT_{i,j} * X_{i,j,t} \\ + \sum_{t \in T} CU_t * Y_{1,t} \end{aligned} \quad (1.34).$$

L'équation (1.34) représente la fonction-objectif qui consiste à minimiser le coût total qui inclut le coût de stockage chez l'usine et les clients, le coût e lancement de production le coût de production, le coût d'utilisation du véhicule et le coût de transport, respectivement.

• **Contraintes**

$$Stock_{1,t} = Stock_{1,t-1} + R_t - \sum_{i \in CL} Qliv_{i,t} \quad , \forall t \in T \quad (1.35).$$

$$Stock_{i,t} = Stock_{i,t-1} + Qliv_{i,t} - Dem_{i,t} \quad , \forall i \in CL, \forall t \in T \quad (1.36).$$

$$Stock_{i,t} \leq CapS_i \quad , \forall i \in N, \quad \forall t \in T \quad (1.37).$$

$$\sum_{t \in T} Qliv_{i,t} = \sum_{t \in T} Dem_{i,t} \quad , \forall i \in CL \quad (1.38).$$

$$\sum_{i \in CL} Qliv_{i,t} \leq CapV * Y_{1,t} \quad , \forall t \in T \quad (1.39).$$

$$R_t \leq Z_t * \sum_{i \in CL} \sum_{\substack{t' \in T \\ t'=t}} Dem_{i,t'} \quad , \forall t \in T \quad (1.40).$$

$$R_t \leq C * Z_t \quad , \forall t \in T \quad (1.41).$$

$$X_{i,i,t} = 0 \quad , \forall i \in N, \quad \forall t \in T \quad (1.42).$$

$$\sum_{i \in N} X_{i,j,t} = Y_{j,t} \quad , \forall j \in N, \forall t \in T \quad (1.43).$$

$$\sum_{j \in N} X_{i,j,t} + \sum_{j \in N} X_{j,i,t} = 2 * Y_{i,t} \quad , \forall i \in N, \quad \forall t \in T \quad (1.44).$$

$$\sum_{i \in S} \sum_{j \in S - \{i\}} X_{i,j,t} \leq |S| - \sum_{i \in CL} Qliv_{i,t} / CapV \quad , \forall S \subseteq N, |S| \geq 2 \quad (1.45).$$

$$X_{i,j,t}, Y_{j,t}, Z_t \in \{0,1\} \quad , \forall i \in N, \forall j \in N, \quad \forall t \in T \quad (1.46).$$

$$Stock_{i,t}, R_t \geq 0 \quad , \forall i \in N, \quad \forall t \in T \quad (1.47).$$

$$Qliv_{j,t} \geq 0 \quad , \forall i \in CL, \quad \forall t \in T \quad (1.48).$$

- L'équation (1.35) et (1.36) assurent l'équilibrage des flux chez l'usine et les clients, respectivement.
- La contrainte (1.37) signifie que la capacité du stock ne doit pas être dépassée.
- La contrainte (1.38) assure la satisfaction des demandes des clients sur l'horizon de planification.
- La contrainte (1.39) indique que les quantités chargées dans le véhicule pour être livrées ne doivent pas dépasser sa capacité.
- L'équation (1.40) assure que les quantités produites ne dépassent pas la demande totale des clients.
- La contrainte (1.41) indique que la capacité de production ne doit pas être dépassée.
- Les contraintes (1.42) à (1.44) sont des contraintes de route.
- L'équation (1.45) représente la contrainte d'élimination de subtour appelée : generalized fractional subtour elimination constraints.

- Les contraintes (1.46) à (1.48) indiquent la nature des variables de décision.

1.2.6.3. Variantes du PRP

Le problème intégré de production et de transport est une combinaison de problème de planification de production et de problème de tournée de véhicule. Les variantes du PRP sont donc l'ensemble des variantes de LSP et VRP qui sont citées dans les sections **1.2.3.3** et **1.2.4.2.3** respectivement.

1.2.7. Approches de résolution pour les problèmes de planification

La complexité des problèmes de planification nécessite souvent l'utilisation de techniques avancées d'optimisation combinatoire, telles que la programmation mathématique, la programmation linéaire mixte entière (MIP), ou des approches heuristiques pour trouver des solutions efficaces. La pertinence du PRP s'accroît dans un environnement industriel axé sur la flexibilité, la réactivité et la rentabilité, faisant de sa résolution un enjeu stratégique pour les entreprises cherchant à optimiser l'ensemble de leurs opérations logistiques.

1.2.7.1. Méthodes exactes

La planification efficace de la chaîne logistique est cruciale pour la performance opérationnelle et la rentabilité des entreprises. Pour résoudre ces problèmes complexes, plusieurs méthodes exactes ont été développées, chacune avec ses propres principes et utilisations spécifiques. Dans cette étude, nous examinons en détail certaines de ces méthodes, notamment la programmation linéaire en nombre entier, le branch and bound, le branch and cut, la relaxation lagrangienne, la programmation dynamique, et d'autres approches pertinentes.

- **Programmation Linéaire en Nombre Entier**

La programmation linéaire en nombre entier est une méthode largement utilisée pour résoudre les problèmes d'optimisation combinatoire, y compris ceux rencontrés dans la planification de la chaîne logistique. Cette méthode consiste à formuler le problème sous forme d'un modèle mathématique où les variables de décision sont contraintes à être des nombres entiers. Les contraintes et la fonction objective sont linéaires. La résolution d'un problème peut être effectuée à l'aide de techniques telles que la méthode du simplexe amélioré ou des algorithmes de séparation et évaluation. Cette approche est largement utilisée dans tous les travaux de recherche en introduisant des modèles mathématiques de programmation linéaire pour les problèmes étudiés.

- **Branch and Bound (B&B)**

Le branch and bound est une technique de recherche systématique utilisée pour explorer l'ensemble des solutions possibles d'un problème d'optimisation combinatoire. Cette méthode divise l'espace de recherche en sous-ensembles plus petits (branches) et élimine certaines branches en utilisant des bornes inférieures et supérieures pour chaque sous-ensemble. Le processus est répété jusqu'à ce que la meilleure solution soit trouvée ou que toutes les branches aient été explorées. Cette approche est utilisée pour résoudre de nombreux types de problèmes tel que la planification de la chaîne d'approvisionnement multi-usines avec livraison par lots

(Karimi et Davoudpour, 2015), ordonnancement de type flowshop hybride (Fattahi et al., 2014) et le problème de tournée de véhicule VRP avec coût de client (Theurich, et al., 2021).

- **Branch and Cut (B&C)**

Le branch and cut est une extension du branch and bound qui intègre des techniques de coupes pour réduire l'espace de recherche. Ces coupes, généralement dérivées à partir de propriétés spécifiques du problème, permettent d'éliminer des solutions non optimales plus rapidement. Le branch and cut combine la force du branch and bound avec la capacité des coupes à éliminer les régions d'espace de recherche non prometteuses. Cette approche est utilisée pour résoudre de nombreux types de problèmes tel que : le VRP avec des drones avec capacité limitée (Tamke et Buscher, 2021) et l'IRP avec ramassage et livraison (Archetti et al., 2020).

- **Relaxation Lagrangienne**

La relaxation lagrangienne est une méthode utilisée pour résoudre des problèmes d'optimisation combinatoire en relaxant certaines contraintes du problème initial. Cela permet de transformer le problème en un problème plus facile à résoudre, souvent par programmation linéaire continue. Les multiplicateurs de Lagrange sont utilisés pour incorporer les contraintes relaxées dans la fonction objective. Cette méthode peut être utilisée en combinaison avec d'autres techniques pour obtenir des solutions de qualité. La relaxation lagrangienne est utilisée pour résoudre le LSP (Bunn et Ventura, 2023), localisation et gestion de stock (Wang et al., 2023) et plusieurs autres problèmes

- **Programmation Dynamique**

La programmation dynamique est une approche algorithmique qui résout les problèmes en décomposant les grands problèmes en sous-problèmes plus petits et en résolvant ces sous-problèmes de manière récursive. Cette méthode est particulièrement efficace pour les problèmes où les solutions optimales des sous-problèmes se chevauchent. Dans le contexte de la planification de la chaîne logistique, la programmation dynamique peut être utilisée pour optimiser des décisions séquentielles sur plusieurs périodes de temps. Parmi les problèmes qui ont été résolus dans la littérature par la programmation dynamique : planification de la maintenance des avions (Deng et al., 2020) et le problème d'ordonnancement de type job-shop (Gromicho et al., 2012).

1.2.7.2. Méthodes approchées

La résolution des problèmes de planification de la chaîne logistique par des méthodes approchées présente des avantages et des inconvénients distincts dans le contexte de l'optimisation des processus de production et de routage. Ces méthodes, en particulier les métaheuristiques, offrent une efficacité opérationnelle notable en traitant rapidement des instances de grande taille, faisant face à la complexité combinatoire inhérente à ces problèmes. Les heuristiques, en simplifiant la recherche, permettent également des temps de calcul plus courts. Cependant, cette rapidité opérationnelle s'accompagne souvent d'un compromis en termes de garantie d'optimalité, les solutions obtenues ne garantissant pas nécessairement l'optimalité mathématique. Les métaheuristiques, bien que puissantes, peuvent dépendre de paramètres délicats à calibrer, affectant leur robustesse. De plus, ces méthodes approchées peuvent être moins aptes à traiter des structures complexes des problèmes et sont parfois sensibles aux caractéristiques spécifiques des instances. Ainsi, le choix entre ces méthodes

dépend des objectifs spécifiques de l'optimisation, de la taille de l'instance et des contraintes opérationnelles, afin de concilier rapidité d'exécution et qualité des solutions.

1.2.7.2.1. Heuristiques

Les heuristiques, en tant que méthodes de recherche approximative, ont émergé comme des outils incontournables pour la résolution des problèmes complexes liés à la gestion de la chaîne logistique. Leur utilisation repose sur des principes fondamentaux visant à fournir des solutions pragmatiques dans des délais raisonnables, face à la complexité combinatoire et aux contraintes opérationnelles. Les heuristiques se distinguent par leur capacité à guider la recherche vers des solutions de bonne qualité, même en l'absence de garanties d'optimalité mathématique.

Le principe central des heuristiques réside dans leur capacité à explorer rapidement l'espace des solutions, en utilisant des stratégies intelligentes pour s'approcher de la solution optimale. Les mécanismes de sélection, tels que l'exploitation de la meilleure solution courante ou l'exploration de nouvelles régions de l'espace des solutions, permettent d'éviter les pièges de la recherche exhaustive. Les heuristiques intègrent souvent des composantes de mémoire, comme dans le cas des métaheuristiques, pour capitaliser sur les informations antérieures et orienter la recherche vers des zones prometteuses de l'espace des solutions.

- **Heuristique de Recherche Locale (Local Search)**

Cette heuristique se concentre sur l'amélioration progressive d'une solution initiale en explorant les voisins directs de celle-ci dans l'espace de recherche. La recherche locale peut être basée sur des mouvements simples tels que le voisinage 1-opt ou 2-opt dans le cas des problèmes de routage, où des permutations locales sont effectuées pour améliorer la solution. La recherche locale est souvent utilisée pour résoudre des problèmes de planification de la chaîne logistique tels que le problème du voyageur de commerce (TSP) (Karapetyan et Gutin, 2012) ou le problème de routage de véhicules (VRP) (Groër et al., 2010), où elle peut être intégrée à des métaheuristiques plus avancées pour améliorer les solutions.

- **Heuristique de Construction (Constructive Heuristic)**

Les heuristiques de construction construisent progressivement une solution en sélectionnant itérativement des composants à partir de l'ensemble des données disponibles. Elles se basent souvent sur des règles simples pour choisir les composants qui semblent les plus prometteurs à chaque étape. Cette heuristique est largement utilisée pour résoudre des problèmes de planification de la chaîne logistique tels que le LSP (Lai et al., 2022) ou le routage des véhicules (Afshar-Nadjafi et Afshar-Nadjafi, 2017). Elle peut être particulièrement utile lorsque la recherche exhaustive est impraticable en raison de la taille ou de la complexité du problème.

- **Fix and Relax**

Dans l'approche Fix and Relax, le problème initial est simplifié en fixant sélectivement certaines variables du problème, puis en relâchant les contraintes entières, transformant ainsi le problème en un problème de programmation linéaire continu (PLC). Cette relaxation permet d'obtenir une solution initiale plus rapidement, même si elle n'est pas nécessairement entière. L'heuristique Fix and Relax est particulièrement utile pour résoudre des problèmes de grande taille et de complexité tel que le LSP (Rodoplu et al. 2020) et l'IRP (Friske et al., 2022), où la

recherche d'une solution entière exacte peut être difficile ou coûteuse en termes de temps de calcul. Cette approche permet d'obtenir rapidement une solution initiale, qui peut ensuite être améliorée par d'autres méthodes de résolution.

- **Fix and Optimize**

Fix and Optimize divise le problème en deux phases distinctes : la phase de fixation, où certaines variables du problème sont fixées à des valeurs spécifiques pour simplifier le problème, et la phase d'optimisation, où le problème simplifié est résolu par une méthode d'optimisation appropriée. Cette solution initiale est ensuite utilisée comme point de départ pour résoudre le problème initial dans sa totalité. L'heuristique Fix and Optimize est largement utilisée pour résoudre des problèmes de programmation linéaire en nombres entiers ou de programmation mathématique mixte entière tel que le LSP (Helber et Sahling, 2010) et le problème intégré de dimensionnement de la flotte et de planification du réapprovisionnement (Dastjerd et Ertogral, 2019), en offrant une approche systématique pour obtenir rapidement une solution de départ de qualité.

- **Branch and Price**

L'heuristique Branch and Price combine les techniques de branchement et de génération de colonnes pour résoudre des problèmes de programmation linéaire. Le branchement divise l'espace de recherche en sous-problèmes plus petits, tandis que la génération de colonnes permet de générer dynamiquement de nouvelles variables dans le processus de résolution. L'heuristique Branch and Price est utilisée pour résoudre des problèmes complexes tel que le PRP (Bard et Nananukul, 2010), en offrant une approche efficace pour explorer l'espace de solutions et obtenir des solutions de qualité.

1.2.7.2.2. Métaheuristiques

La résolution des défis complexes liés à la gestion de la chaîne logistique bénéficie considérablement de l'utilisation des métaheuristiques. Ces méthodes de recherche heuristique globale se positionnent comme des outils essentiels pour aborder la complexité combinatoire et les contraintes opérationnelles associées à la planification et à l'optimisation logistique.

Au cœur des métaheuristiques, telles que les algorithmes génétiques, les colonies de fourmis et les recuits simulés, se trouve un objectif clair qui s'agit d'explorer efficacement l'espace des solutions pour converger vers des solutions de qualité, même dans des contextes de recherche complexe et étendu. Le principe fondamental qui guide ces méthodes réside dans la recherche d'un équilibre délicat entre l'exploration de nouvelles régions de l'espace des solutions (diversification) et l'exploitation des régions prometteuses déjà explorées (intensification). Cette approche permet aux métaheuristiques de dépasser les limites de la recherche exhaustive tout en évitant les écueils liés à une convergence prématurée vers des solutions sous-optimales.

- **L'Algorithme Génétique**

L'algorithme génétique est inspiré du processus évolutif de la nature. Il repose sur le concept de sélection naturelle, croisement (crossover), mutation et reproduction. Une population initiale de solutions est générée aléatoirement, puis les solutions les plus adaptées sont sélectionnées et combinées pour former de nouvelles solutions. Des mutations aléatoires sont introduites pour

diversifier la population, favorisant ainsi l'exploration de l'espace de recherche. Les algorithmes génétiques sont largement utilisés dans la planification de la chaîne logistique pour résoudre des problèmes tels que le problème du voyageur de commerce (Liu et Zeng, (2009), le problème de routage de véhicules (Baker et Ayechev, 2003) et l'ordonnancement de production (De Giovanni et Pezzella, 2010). Ils sont particulièrement adaptés aux problèmes où une exploration exhaustive de l'espace de recherche est nécessaire pour trouver des solutions de qualité.

- **Recuit Simulé**

Le recuit simulé est inspiré du processus de recuit dans la métallurgie, où un matériau est chauffé puis refroidi lentement pour atteindre un état d'équilibre. Dans le contexte de l'optimisation, le recuit simulé explore l'espace de recherche en acceptant occasionnellement des solutions pires que la solution actuelle, ce qui permet d'éviter les minima locaux. Le recuit simulé est utilisé dans la planification de la chaîne logistique pour résoudre des problèmes tels que le VRP (Kuo, 2010), l'allocation des ressources (Aerts et al., 2002) et l'ordonnancement de production (Jarosław et al., 2013). Il est particulièrement adapté aux problèmes où une exploration plus large de l'espace de recherche est nécessaire pour éviter de rester bloqué dans des solutions sous-optimales.

- **Colonies de Fourmis**

Les colonies de fourmis sont inspirées du comportement des fourmis lors de la recherche de nourriture. Chaque fourmi construit une solution en déposant des phéromones sur les chemins empruntés. Les chemins avec des niveaux de phéromones plus élevés sont plus susceptibles d'être suivis par d'autres fourmis, favorisant ainsi l'émergence de solutions de qualité. Cette métaheuristique est utilisée dans la planification de la chaîne logistique pour résoudre des problèmes tels que le VRP, le problème de tournées de véhicules avec fenêtres de temps, et l'optimisation des réseaux de distribution. Elles sont particulièrement adaptées aux problèmes où une recherche locale basée sur des interactions entre les solutions est bénéfique tel que l'IRP (Huang et Lin, 2010) et le problème intégré de LSP et d'ordonnancement (Qin et al., 2019).

- **Recherche Tabou**

La recherche tabou utilise une liste tabou pour éviter de revisiter les solutions déjà explorées. Cette liste tabou enregistre les mouvements ou les solutions déjà explorées et empêche leur répétition pendant une période déterminée, favorisant ainsi l'exploration de nouvelles régions de l'espace de recherche. La recherche tabou est utilisée dans la planification de la chaîne logistique pour résoudre des problèmes tels que le VRP (Cordeau et Laporte, 2005), localisation optimisation des stocks (Punyim et al., 2018) et la conception de réseaux logistiques (Mohammed et Duffuaa, 2020). Elle est particulièrement utile pour éviter la stagnation dans des régions sous-optimales de l'espace de recherche.

- **Variable Neighborhood Search**

Cette métaheuristique explore un voisinage large et varié de la solution actuelle pour rechercher des solutions de qualité. Elle ajuste dynamiquement la taille et la diversité du voisinage en fonction des caractéristiques du problème et de la qualité des solutions déjà trouvées. Cette approche est utilisée dans la planification de la chaîne logistique pour résoudre une variété de problèmes, y compris le VRP (Polacek et al., 2004) et la planification de la production (Sifaleras

et al., 2015). Elle est particulièrement adaptée aux problèmes où la structure du voisinage peut varier en fonction des conditions du problème.

1.2.7.2.3. Matheuristiques

Les matheuristiques représentent des méthodes hybrides combinant précision mathématique et flexibilité heuristique, se révèlent comme des instruments puissants pour aborder la complexité des problèmes de la chaîne logistique. L'objectif fondamental des matheuristiques est de générer des solutions de haute qualité dans des délais raisonnables, intégrant des composants mathématiques rigoureux tout en préservant une heuristique d'exploration.

Dans le contexte des problèmes de planification de la chaîne logistique, les matheuristiques reposent sur la formulation mathématique précise du problème, décrivant les interrelations entre les variables de décision. L'incorporation de composants heuristiques permet d'explorer de manière intelligente l'espace des solutions complexe. Les mécanismes d'optimisation mathématique garantissent la faisabilité et l'optimalité des solutions, tandis que les heuristiques assurent une exploration efficace des problèmes. De nombreux types de problèmes ont été traités avec les matheuristiques, tel que le problème intégré de dimensionnement des lots et d'ordonnement avec la priorisation des clients dans l'industrie du pneumatique (Koch et al., 2022) et le problème de gestion des stocks dans les banques de sang en tenant compte de l'équité en santé (Sohrabi et al., 2023).

Motivation

La première motivation de cette thèse est d'incorporer les décisions des fonctions de production, de stockage et de distribution dans un seul problème pour le résoudre avec une manière intégrée, contrairement de ce qui est fait actuellement dans les entreprises, où ces activités sont traitées soit séparément ou séquentiellement, notons que chaque décision a une influence sur les autres activités. Cette intégration permet de faire une optimisation de tous les processus de production, de stockage et de distribution, en obtenant une solution pour le problème global, qui satisfait tous les aspects.

1.3. Partie II : Etat de l'art sur la planification intégrée de production et de transport

1.3.1. Etat de l'art sur Production-Routing Problem

Chandra (1993) et Chandra et Fisher (1994) sont les premiers qui ont étudié l'impact de la coordination de la planification de production et de distribution, en proposant un modèle mathématique intégré. Cette coordination a mené vers 3% à 20% de réduction dans le coût total par rapport à la résolution de chaque problème séparément. Depuis lors, plusieurs formulations ont été proposées en traitant les différentes variantes avec les différentes méthodes.

Sur un long horizon de planification, Pirkul et Jayaraman (1996) présentent une heuristique basée sur la relaxation lagrangienne pour aborder un problème de production-distribution et de localisation-allocation d'installations. Ils présentent un modèle à source unique où chaque client est desservi par un seul entrepôt sélectionné parmi un nombre limité d'entrepôts disponibles. Le nombre d'usines ouvertes est également limité. Ils testent la performance de l'heuristique basée sur la relaxation lagrangienne sur un ensemble d'instances générées aléatoirement. Le temps de solution varie entre 46 et 76 secondes et l'écart varie entre 0,8% et 2,7%. Une approche similaire est également appliquée par Barbarosoğlu et Özgür (1999). Ils présentent un modèle intégré pour les décisions de production et de distribution, mais proposent une technique de décomposition pour diviser le problème en deux sous-problèmes. L'objectif est de trouver de bonnes solutions pour chacun des sous-problèmes décomposés. Une heuristique basée sur la relaxation lagrangienne est proposée par Fumero et Vercellis (1999) pour résoudre le modèle mathématique du PRP.

En tant qu'extension de Pirkul et Jayaraman (1996), Jayaraman et Pirkul (2001) incorporent l'approvisionnement en matières premières et la partie approvisionnement du problème dans le modèle. En générant plusieurs instances, ils comparent d'abord les bornes de l'approche lagrangienne avec la solution optimale obtenue par un solveur commercial. Ensuite, ils appliquent la méthode aux données obtenues d'un cas réel. L'écart entre la méthode proposée et la solution faisable varie entre 1,36% et 2,65% et est obtenu entre 45 et 88 secondes.

Le modèle présenté par Jolayemi et Olorunniwo (2004) se distingue par la possibilité d'extension de capacité. Dans leur modèle de maximisation des profits, tout déficit de demande peut être comblé par une extension de capacité ou par la sous-traitance. Si les ressources sont insuffisantes pour satisfaire la demande, le modèle identifie où et combien d'extension de capacité est nécessaire. Ils introduisent une procédure pour réduire la taille du problème de programmation linéaire en nombres entiers mixtes, démontrant, à l'aide d'un exemple numérique, que les modèles réduits et complets génèrent exactement les mêmes résultats.

Un autre modèle de maximisation des profits est celui de Park (2005). Les usines et les détaillants suivent une politique de gestion des stocks de type commande à niveau et le modèle permet des ruptures de stock ; des véhicules identiques et capacitaires sont utilisés pour les livraisons directes. Une heuristique en deux phases est développée : dans la première phase, les plans de production et de distribution sont identifiés, et dans la seconde phase, ces plans sont améliorés en essayant de consolider les livraisons en camions complets. Cette heuristique génère de bons résultats uniquement pour les petites instances. L'étude montre que l'approche intégrée augmente en moyenne les profits de 4,1% et le taux de satisfaction de la demande de 2,1%. L'analyse de sensibilité révèle que l'approche intégrée est plus avantageuse lorsque la capacité de production, le coût fixe par véhicule et les coûts unitaires de rupture de stock sont élevés, et que la capacité des véhicules est faible.

Van Hoesel et al. (2005) présentent un modèle pour intégrer les décisions de production, d'inventaire et de transport dans une chaîne d'approvisionnement multi-échelons en série. Toutes les fonctions de coût sont concaves et il existe une capacité de production. Ils modélisent le problème comme un problème de flux à coût minimum capacitaire et étudient différentes structures de coûts de transport et de stockage dans le problème intégré. En général, leurs algorithmes de programmation dynamique fonctionnent en temps polynomial en fonction du nombre de périodes et d'échelons. Ekşioğlu et al. (2006) formulent également le problème de planification de la production et du transport comme un flux de réseau et proposent une heuristique basée sur le principe primal-dual pour le résoudre. Dans leur modèle, les usines sont multifonctionnelles, les coûts de production et de mise en place varient d'une usine à l'autre ainsi que d'une période à l'autre, et les coûts de transport sont concaves. Ils affirment que leur problème est un cas particulier du problème de localisation des installations et une extension du problème classique de dimensionnement des lots, car la décision de sélection des installations est également présente dans le modèle.

Lei et al. (2006) considèrent l'intégration des problèmes de production, d'inventaire et de routage et associent un véhicule hétérogène à chaque usine. Ils proposent une approche heuristique en deux phases pour résoudre le PRP. Dans la première phase, les décisions de routage sont assouplies et le problème est résolu en considérant les expéditions directes, dans la deuxième phase, ils proposent une heuristique pour la partie routage du problème.

Ahuja et al. (2007) étudient un problème de sourcing unique multi-périodes dans un environnement dynamique où ils prennent en compte la production, l'inventaire et le débit, ainsi que les contraintes de produits périssables. Le sourcing unique suggère que la demande des clients pendant toute la période de planification est satisfaite par la même installation et ne peut pas être répartie entre différentes installations. Ils formulent le problème comme un problème d'affectation non linéaire pour relier les détaillants aux installations, en tenant compte du calendrier, de l'emplacement et des quantités de production. Ils proposent d'abord une heuristique gloutonne puis une méthode de recherche de très grande échelle pour améliorer les solutions gloutonnes.

Ekşioğlu et al. (2007) étendent le problème étudié par Ekşioğlu et al. (2006) en considérant un problème intégré de production-transportation pour plusieurs produits au lieu d'un seul. Ils appliquent une heuristique de décomposition Lagrangienne pour résoudre le problème.

Le problème de production et de routage à produit unique avec des contraintes de capacité est étudié par Boudia et al. (2007, 2008) et Boudia et Prins (2009). Dans leur application, les clients sont servis au maximum une fois par jour selon une politique de premier arrivé, premier servi par une flotte limitée de véhicules capacitaires. Les clients ne peuvent pas recevoir de service tardif, cependant, si la capacité le permet, leur demande peut être satisfaite à l'avance. Bien que l'inventaire maintenu au niveau de l'usine et des clients soit capacitaire, le coût de stockage chez le client est négligeable comparé à celui de l'usine. Boudia et al. (2007) suggèrent une procédure de recherche adaptative gloutonne et aléatoire (GRASP) pour résoudre le problème de production et de routage, mais pour modifier les jours de production et de livraison pour certaines des demandes, la recherche locale est utilisée et pour renforcer la combinaison, un mécanisme réactif ou un remaillage de chemin est ajouté. Boudia et al. (2008) proposent deux heuristiques gloutonnes suivies de deux procédures de recherche locale pour résoudre le problème. Le même problème est résolu à l'aide d'un algorithme mémétique avec gestion de la population et avec

gestion dynamique de la population dans Boudia et Prins (2009). Leur algorithme mémétique donne de meilleurs résultats que la GRASP, montrant une économie de 23% par rapport à l'approche hiérarchique classique (Boudia et Prins, 2009).

Le même problème est abordé par Bard et Nananukul (2009a, b, 2010), où une seule usine sert un ensemble de clients sur un horizon temporel multi-périodes. La demande est satisfaite soit à partir de l'inventaire maintenu chez le client, soit par la distribution quotidienne du produit. Deux cas sont considérés pour la distribution : répondre à la demande du jour par le routage des véhicules ou remplacer le routage par une allocation et les contraintes de capacité des véhicules agrégés remplacent les contraintes de routage (Bard et Nananukul, 2010). Dans Bard et Nananukul (2009a), ils résolvent le problème avec une recherche tabou réactive suivie d'une procédure de remaillage de chemin pour améliorer la solution. Comparés à Boudia et al. (2007), les résultats de Bard et Nananukul (2009a) sont légèrement meilleurs. Bard et Nananukul (2009b) utilisent un algorithme de branchement et de prix et comparent plusieurs heuristiques pour le problème de production et de routage dans le contexte de PRP. Pour tirer parti de l'efficacité d'une heuristique et de la précision du branchement et du prix, dans Bard et Nananukul (2010), ils améliorent leur méthode précédente en proposant un algorithme hybride combinant des méthodes exactes et heuristiques dans le cadre du branchement et du prix. En 30 minutes de temps de calcul, l'algorithme est capable de trouver des solutions optimales uniquement pour des instances avec jusqu'à 10 clients, deux périodes et cinq véhicules. De plus, les limites inférieures obtenues ne sont pas fortes (Adulyasak et al., 2014). Le problème discuté dans Ruokokoski et al. (2010) considère un véhicule unique non capacitaire. Comme dans Bard et Nananukul (2010), la politique d'inventaire de niveau maximum est utilisée pour les quantités livrées à chaque détaillant (Absi et al., 2014). Ils introduisent plusieurs reformulations fortes pour le problème, des inégalités pour les renforcer et un algorithme de branchement et de coupe pour les résoudre.

Hwang (2010) examine la planification économique intégrée avec la production et le transport. Utilisant un coût progressif pour le transport, le modèle considère les économies d'échelle dans l'expédition et par conséquent dans la production. Le nombre de véhicules est supposé illimité et le coût de production est concave. Bien que le retard soit autorisé, les résultats sont fournis pour les deux cas avec et sans retard. Romeijn et al. (2010) étudient l'intégration des décisions de localisation des installations et de planification de la production. Ils introduisent l'idée de généraliser la planification économique intégrée en l'intégrant à la décision de localisation des installations. La fonction objective est de minimiser les coûts de localisation, de production, de stockage et de transport. Ils étudient une nouvelle méthode d'approximation pour les cas avec des structures de coûts de production et de stockage spécifiques et des modèles de demande saisonniers.

Akbalik et Penz (2011) combinent les décisions de distribution et la planification économique intégrée avec des fenêtres de livraison. Ils visent à comparer les politiques de juste-à-temps et de fenêtres temporelles. Selon la politique de juste-à-temps, le client reçoit une quantité fixe à la date d'échéance de la demande, mais avec la politique de fenêtres temporelles, les livraisons sont contraintes par les fenêtres temporelles et l'expédition anticipée est possible. Dans leur modèle, les coûts changent au fil du temps et ils supposent un coût de transport fixe par véhicule. Un algorithme de programmation dynamique est utilisé pour résoudre le problème. Ils montrent que la politique de fenêtres temporelles a un coût inférieur à celle de juste-à-temps et comparent

également les méthodes de programmation linéaire en nombres entiers mixtes (MILP) et DP, concluant que même pour leurs grands instances, la DP surpasse la MILP.

Sharkey et al. (2011) appliquent un algorithme de branchement et de prix pour une intégration du problème de localisation et de planification de la production similaire à celui étudié par Romeijn et al. (2010). Dans leur modèle, le sourcing unique est considéré. Leurs résultats montrent les avantages potentiels d'intégrer les décisions de localisation des installations avec la planification de la production. L'algorithme de branchement et de prix proposé fonctionne mieux lorsque le ratio du nombre de clients par rapport au nombre d'usines est faible.

Hwang et al. (2016) réduisent la complexité de l'algorithme proposé par van Hoesel et al. (2005) en utilisant uniquement les informations sur les quantités de production agrégées et en ne considérant que les périodes où le transport a lieu. Un coût de transport concave consistant en un coût fixe et variable d'expédition, et une fonction de coût de stockage linéaire sont supposés. Plus tard, Hwang et Kang (2016) proposent une fonction de transport progressive et considèrent un problème de production-distribution où le retard est autorisé. Ils améliorent encore l'algorithme de complexité de Hwang et al. (2016) et réduisent sa complexité.

Leurs résultats soutiennent les avantages en termes de réduction des coûts de l'approche coordonnée par rapport à l'approche non coordonnée. L'algorithme proposé peut résoudre des instances avec jusqu'à 80 clients et huit périodes, mais trouve les instances plus grandes toujours difficiles. Archetti et al. (2011) comparent les politiques d'inventaire et de commande à niveau dans le contexte du problème de production et de routage. La demande est livrée aux clients en utilisant une flotte illimitée de véhicules capacitaires. Utilisant un algorithme de branchement et de coupe, ils concluent que la politique de niveau maximal d'inventaire surpasse la commande à niveau sur des horizons temporels courts, mais avec l'augmentation du nombre de périodes, la différence entre les coûts obtenus avec ces deux politiques diminue également. Cependant, en deux heures d'exécution, l'approche de branchement et de coupe proposée ne fournit pas de solution optimale pour toutes les instances. Adulyasak et al. (2012) comparent la performance de l'heuristique de recherche adaptative de voisinage large (ALNS) avec la GRASP (Boudia et al., 2007), (Boudia et Prins, 2009), la recherche tabou réactive (Bard et Nananukul, 2009a), la recherche tabou avec remaillage de chemin (Armentano et al., 2011) et l'approche de branchement et de coupe proposée dans Archetti et al. (2011). Leur heuristique proposée surpasse les heuristiques précédentes. Absi et al. (2014) proposent une approche heuristique itérative en deux phases pour le problème de production et de routage avec une flotte limitée de véhicules capacitaires et une politique d'inventaire. Leur méthode de décomposition aborde les décisions de dimensionnement des lots dans la première phase et détermine le routage dans la seconde. Les comparaisons de cette méthode avec l'ALNS proposé par Adulyasak et al. (2012), et les cinq autres heuristiques comparées dans Adulyasak et al. (2012) révèlent que bien que la seconde phase surpasse toutes les méthodes existantes en utilisant moins de temps de calcul, développer des heuristiques rapides pouvant donner de bons résultats pour la phase de dimensionnement des lots reste un défi.

Le problème étudié par Melo et Wolsey (2012) est similaire à celui de Park (2005). Melo et Wolsey (2012) développent des formulations et des heuristiques qui produisent des solutions avec un écart de 10% pour des instances avec une capacité de transport limitée, mais jusqu'à

40% pour des instances avec des restrictions conjointes de capacité de production et de stockage.

Nezhad et al. (2013) abordent l'intégration des décisions de localisation, de production avec coûts de mise en place et de distribution. C'est l'un des rares articles où une seule période est considérée. Dans leur problème, toutes les usines sont non capacitaires et à source unique. Le seul coût fixe inclus dans le modèle est le coût de mise en place pour la production d'un certain produit dans une usine.

Adulyasak et al. (2014) considèrent à la fois le problème de production et de routage avec les politiques ML ou OU. Une différence principale entre leur modèle et celui d'Archetti et al. (2011) est que les produits pourraient être livrés aux clients le même jour que la demande se produit, et il n'est pas nécessaire d'attendre que les produits soient réapprovisionnés dans l'installation. En utilisant un seul cœur et en deux heures d'exécution, les instances avec jusqu'à trois périodes et trois véhicules, et jusqu'à 25 clients sont résolues de manière optimale. Solyalı et Süral (2017) utilisent une heuristique multi-phase pour résoudre un problème de production et de routage à un seul échelon avec des capacités de production et d'inventaire. Ils évaluent la performance de leurs heuristiques proposées sur les instances de référence de Boudia et al. (2007) et Archetti et al. (2011). Bien que l'heuristique multi-phase trouve de nouvelles meilleures solutions pour 65% des instances, pour les instances plus grandes, la meilleure solution est trouvée au prix d'un temps de calcul plus élevé.

Le problème intégré de production-distribution abordé par De Matta et al. (2015) suppose que chaque usine utilise soit l'expédition directe, soit un mode de livraison consolidée via une entreprise de logistique tierce. Ils utilisent la décomposition de Benders pour résoudre l'intégration des livraisons consolidées dans le problème de production et de distribution.

Adulyasak et al. (2015) ont étudié le Production-Routing Problem stochastique sous l'incertitude des demandes qui a été résolu par une approche hybride de Benders-based B&C. Le problème est résolu en deux étapes, dans la première étape les décisions de lancement et d'acheminement des véhicules ont été déterminées, et dans la deuxième étape, après avoir les demandes définies, décisions de production et de livraison ont été déterminées. L'algorithme de B&C proposé représente une approche exacte de résolution en utilisant le principe de décomposition de Benders. Autre approches Branch & Cut ont été proposées pour résoudre le PRP : le PRP avec produits et véhicules multiples avec coût de démarrage considéré (Qiu et al. 2018a), le PRP avec fenêtres temporelles (Qiu et al. 2018b) et le PRP à deux échelons (Scheneckemberg et al. (2021).

Liang et al. (2015) étendent le modèle présenté par Romeijn et al. (2010) en autorisant les retards de commande et proposent une méthode hybride de génération de colonnes et relax-and-fix. La méthode exacte fournit les bornes inférieures et la décomposition génère les bornes supérieures du problème. En comparant leurs résultats à ceux de CPLEX, ils montrent que leur méthode est supérieure pour obtenir des bornes inférieures et supérieures et qu'elle est moins sensible que CPLEX au nombre d'installations dans la taille du problème.

Solyalı et Süral (2015) ont proposé une heuristique de décomposition avec plusieurs phases, basée sur la programmation mathématique qui consiste à résoudre les sous problème du PRP en tant que MIP. Le problème considéré est un PRP mono-produit, similaire de la version classique de base du PRP.

Absi et al. (2015) ont proposé une heuristique de décomposition pour le PRP mono-produit. L'heuristique proposée sert à résoudre les problèmes de production et de transport séparément. La phase de la production est résolue en tant que problème de dimensionnement des lots, alors que celle de distribution est résolue comme étant un ensemble de problèmes de voyageur de commerce et le problème global est résolu itérativement. Le même principe est adopté dans les travaux de Miranda et al. (2018) et Chekoubi et al. (2022).

Hein et Almeder (2016) mettent en évidence les avantages de l'approche intégrée pour la prise de décision en utilisant des expériences numériques, mais leur étude se distingue des précédentes en incluant également le routage de l'approvisionnement dans leur modèle, combinant ainsi le dimensionnement des lots et la planification de l'approvisionnement. Ils minimisent les coûts de mise en place, de maintien en stock et de transport tout en ignorant le coût variable de production. Les coûts de transport sont basés sur la charge et la distance. Ils considèrent à la fois des scénarios de juste-à-temps et de maintien des inventaires dans les usines. Leurs résultats montrent que les économies potentielles sont plus importantes lorsque les inventaires ne sont pas impliqués.

Brahimi et Aouam (2016) sont les premiers à considérer les retards de commande dans le contexte du problème de production et de routage (PRP). Ils combinent une méthode de décomposition relax-and-fix avec une heuristique de recherche locale. Leur approche est comparée à celle d'un solveur commercial, et les résultats montrent que, dans la plupart des cas, l'heuristique hybride relax-and-fix est plus performante que le solveur commercial.

Moon et al. (2016) ont proposé une approche de conception d'un système de PRP bi-objectif avec présence de contraintes liées aux émissions de CO₂. Une approche à deux phases est utilisée pour résoudre le modèle mathématique pour obtenir les solutions optimales de Pareto. Les objectifs de minimisation simultanée des coûts totaux et des émissions de carbone sont aussi considérés dans le travail de Kumar et al. (2016), pour traiter le problème multi-objectif, ils ont comparé deux méthodes : Self-learning particle swarm optimization (SLPSO) avec NSGA II.

Senoussi et al. (2016) ont traité le PRP multi-véhicule à fournisseur unique et avec des détaillants groupés à l'aide de la modélisation, où deux formulations mathématiques ont été proposées avec six familles des inégalités valides qui ont été rajoutées pour renforcer ces formulations, une partie des inégalités valides est une contribution et le reste est obtenu de la littérature.

Qiu et al. (2016) ont proposé une heuristique de Branch & Price pour résoudre le PRP avec considération d'une régulation des émissions de carbone. L'heuristique proposée est basée sur la génération de colonnes ainsi que la décomposition de Dantzig-Wolfe. Un algorithme de Branch-Price & Cut est proposé par Dayarian et Desaulniers (2019) pour le Rich PRP avec produits à courte durée de vie.

Vahdani et al. (2017) ont étudié le PRP pour les produits périssables avec contraintes de capacité et de fenêtre temporelle. Ils ont utilisé des algorithmes heuristiques et métaheuristiques pour résoudre le problème à savoir Large Neighborhood Search (LNS), Beam Search (BS) et NEH (Nawaz-Enscore-Ham).

Russell (2017) a exploré des heuristiques basées sur la programmation mathématique pour résoudre le PRP, mettant en avant l'efficacité de cette approche dans le contexte du PRP.

Un algorithme de Variable Neighborhood Search est proposé par Qiu et al. (2018c) mettant en avant la flexibilité de cette approche pour trouver des solutions efficaces.

Zou et al. (2018) ont Présenté un algorithme de coordination pour la planification intégrée de la production et du routage, mettant en avant la synchronisation des processus, en proposant un algorithme génétique qui a été comparé avec une heuristique à deux niveaux.

Senoussi et al. (2018) ont utilisé des heuristiques basées sur des algorithmes génétiques pour le problème de production et de distribution multi-produits avec véhicules multiples, montrant la pertinence des approches évolutives.

Dans (Miranda et al. 2018) les auteurs ont décomposé le Rich PRP multi-produit produit pour une entreprise de production sur commande, en deux sous problèmes qui ont résolu itérativement, où la recherche de solution est améliorée par un algorithme de recherche locale.

Une métaheuristique de Variable Neighborhood Descent (VND), a été utilisé dans (Qiu et al. 2018d) afin de résoudre le PRP avec logistiques inverses et remanufacturing. Un algorithme de Particle Swarm Optimization (PSO) par Salehi Sarbijan et Behnamian (2021) pour le PRP avec externalisation et avec considération des émissions de carbone.

Li et al. (2019) ont développé une heuristique de décomposition à trois niveaux pour le PRP avec externalisation basée sur la programmation mathématique, où le PRP classique représente un cas particulier du problème étudié. Cette heuristique combine une heuristique itérative à deux phases, une stratégie de réparation et une procédure de Fix & Optimize (F&O) pour améliorer la qualité de solution.

Darvish et al. (2019) ont proposé des modèles mathématiques qui minimisent le coût total ainsi et la distance totale parcourue par les véhicules, chaque objectif séparément. Puis un algorithme B&C ainsi qu'un algorithme de Variable MIP Neighborhood Descent (VMND) pour comparer les résultats.

Chitsaz et al. (2019) ont développé une matheuristique de décomposition unifiée pour les problèmes d'assemblage, de PRP, et de l'IRP. Leur approche intégrée offre une perspective holistique pour aborder ces problèmes de manière cohérente.

Avci et Yildiz ont apporté plusieurs contributions, notamment une heuristique basée sur la programmation mathématique pour le PRP avec transbordements (2020) et une approche matheuristique pour le PRP avec une politique d'espacement des visites (2019). Ces travaux illustrent la diversité des matheuristiques pouvant être appliquées au PRP selon les spécificités du problème.

Ramos et al. (2020) ont proposé un modèle de flux d'arc basé sur un graphe pour résoudre le PRP avec fenêtre temporelle, où dans le problème considéré une flotte homogène de véhicules est utilisée. Le même principe est adopté par Manousakis et al. (2023), une formulation dite « two-commodity flow formulation » basée sur le PRP classique est proposée avec des inégalités valides pour résoudre le PRP cyclique.

Golsefidi et Jokar (2020) ont adopté une approche d'optimisation robuste pour le PRP avec ramassage et livraison simultanés, montrant la capacité de résoudre des problèmes pratiques. Deux métaheuristiques ont été proposées : l'Algorithme Génétique (AG) et le Recuit Simulé (SA), où les résultats du AG sont meilleurs.

Shahmoradi-Moghadam et Schönberger (2021) ont exploré et résolu le problème de coordination d'allocation, de production et de distribution pour les chaînes d'approvisionnement avec usines partagées, en utilisant la métaheuristique du Recuit Simulé, illustrant des approches spécifiques à ces scénarios particuliers.

Zhang et al. (2021) ont développé une heuristique basée sur le principe de décomposition de Benders a été développée pour le PRP avec véhicules multiples. Cette heuristique sert à décomposer le problème global en un problème maître qui traite les décisions de production et de sélection des clients à visiter, et un problème esclave traitant les tournées des véhicules.

Une autre heuristique basée sur la décomposition de Benders a été proposée par Attar et al. (2022) en traitant une nouvelle variante du problème qui est le PRP avec véhicules électrique, où des flottes homogène et hétérogènes des véhicules ont été considérées avec possibilité de la recharger leurs batteries partiellement.

Plusieurs chercheurs s'ont inspiré de travail de Fumero et Vercellis (1999) en développant d'autres approches basées sur le même principe comme le travail de Afra et Behnamian, (2021), les auteurs ont traité le PRP multi-produit avec considération environnementales dans le contexte de la logistique inverse et avec remanufacturing. La relaxation lagrangienne est utilisée de la même manière dans (Agra et al. 2016).

Chekoubi et al. (2022) ont utilisé le principe de décomposition en problème de production et un autre de distribution pour investigué le PRP avec remanufacturing et avec ramassage et livraison simultanés.

Brekka et al. (2022) ont étudié le Problème de planification intégrée de production et de distribution des aliments pour les poissons, ce problème est une combinaison de problème d'ordonnancement de la production et de Rich VRP. Le PRP multi-produit avec plusieurs lignes de production, où plusieurs rotations des véhicules sont autorisées. Cette approche de décomposition est basée sur un algorithme de l'Adaptive Large Neighborhood Search (ALNS).

Ghasemkhani et al. (2022) ont traité le PRP pour les produits périssables sous incertitude en utilisant deux algorithmes évolutionnaires Hybrid Imperialist Competitive Algorithm (HICA) et Self-Adaptive Differential Evolution (SADE). Ils ont finalement investigué l'applicabilité de leurs approches à un cas d'étude réel.

Manousakis et al. (2022) ont introduit une matheuristique explorant l'espace des solutions infaisables pour le PRP. Leur approche novatrice vise à traiter les problèmes de PRP en explorant activement des solutions qui pourraient être considérées comme impossibles dans un contexte classique.

Fortes et al. (2022) ont proposé des matheuristiques efficaces pour résoudre un PRP riche en complexité. Leur travail met l'accent sur le développement d'approches efficaces capables de traiter des variantes du PRP impliquant des contraintes et des scénarios divers.

Wu et al. (2022) ont introduit une matheuristique guidée par l'apprentissage non supervisé pour les problèmes de production-distribution. Leur approche novatrice démontre l'application réussie de l'apprentissage non supervisé dans le domaine du PRP.

Wu et al. (2022) ont appliqué un algorithme Variable Neighborhood Search basé sur la recherche du cuckoo pour le PRP avec contraintes de fenêtres temporelles et de temps de configuration. La même métaheuristique a été utilisée par Mabrouk et al. (2021), illustrant l'efficacité des méthodes combinatoires.

Ahmed et al. (2023) se sont penchés sur l'impact de différentes formulations mathématiques sur les performances d'une matheuristique pour le PRP. Leur étude met en lumière l'influence cruciale de la modélisation mathématique sur l'efficacité des algorithmes matheuristiques.

Vadseth et al. (2023) ont proposé une matheuristique multi-départ visant à améliorer les itinéraires pour le PRP. Leur contribution met en avant l'importance de l'optimisation des itinéraires dans le contexte du PRP.

Rodrigues et al. (2023) ont présenté un algorithme mémétique pour le PRP multi-produits, démontrant l'efficacité des méthodes mémétiques dans la résolution de problèmes complexes tel que le PRP. Un autre algorithme mémétique similaire a été utilisé par Kayé et al. (2021) afin de résoudre le Production Routing Problem avec entrepôt externe. Les résultats du MA sont comparés avec ceux d'une heuristique de décomposition de deux phases où le MA a donné des meilleurs résultats.

Qiu et al. (2023) ont amélioré un algorithme mémétique pour les décisions intégrées de planification de production et de distribution, soulignant la nécessité de continuer à innover dans les méthodes métaheuristiques.

Sun et al. (2023) ont traité le PRP multi-objectif où les objectifs considérés étaient la minimisation des coûts totaux et les émissions totales de carbone pour un PRP avec des produits périssables, ils ont aussi développé un algorithme de PSO pour résoudre le problème. Un autre algorithme de PSO dont sa version multi-objectif a été développée par Chan et al. (2020) pour une chaîne logistique agro-alimentaire, où quatre objectifs ont été considérés avec leurs modèles mathématiques : minimisation du coût total, maximisation de la qualité des produits, minimisation des émissions de carbone du transport et de la production et enfin la minimisation du délai de livraison total pondéré.

Peivastehgar et al. (2023) présentent un problème bi-objectif de production et de routage visant à minimiser les émissions totales de gaz à effet de serre (GES) et les coûts, en prenant en compte des contraintes réelles et des données provenant d'une chaîne d'approvisionnement pharmaceutique gazeux avec une usine unique et plusieurs centres de distribution, ainsi qu'une flotte de livraison hétérogène. Une formulation mathématique est utilisée pour le problème, ainsi la méthode de B&C en combinaison avec une fuzzy Goal Programmig (GP) bi-objectif pour résoudre le problème.

Motivation

Le problème de planification intégrée de production et de distribution PRP reconnaît un intérêt croissant dans les dernières années. La planification intégrée représente un nouveau concept qui sert à connecter les décisions qui ont été traitées séparément auparavant. La planification intégrée sert à optimiser les coûts totaux qui englobent le coût de setup, de production, de stockage et de transport. La minimisation de ces coûts sert à optimiser le problème globale en obtenant la solution optimale, ce qui est différent de la planification séquentielle, où chaque sous problème est optimisé séparément, malgré que chaque décision est relative à l'autre, ayant une grande influence sur toutes les décisions et sur la qualité de solution globale.

Après l'analyse bibliographique effectué en terme de cette thèse, plus récemment, les chercheurs dans notre axe de recherche commencent à cibler l'aspect environnemental, surtout en ce qui concerne la minimisation des émissions de carbone, la prise en compte des chaînes logistiques agro-alimentaire et la périssabilité des produits qui semble des pistes de valeur dans le domaine de la recherche opérationnelle par leur applicabilité dans le monde réel. Nous avons trouvé un manque d'étude de l'aspect énergétique et environnemental dans les travaux existants sur le PRP, ce qui nous a motivé à entamer ce sujet dans le cadre du développement durable et la gestion verte de chaîne logistique.

1.3.2. Originalité et contribution

La contribution majeure de cette thèse s'agit de l'intégration de l'aspect environnemental et énergétique dans la résolution du problème de planification intégrée de production et de distribution, en prenant la réduction de la consommation énergétique ainsi que les émissions de CO₂ en considération. Le concept de réduction d'énergie et des émissions dans notre travail est représenté soit par la limitation de la quantité de puissance utilisée lors de la production et la quantité de carbone émise par tout le système, par des contraintes limitantes de l'utilisation de puissance et les émissions totale, ou par des coûts d'électricité qui sont inclus directement dans la fonction-objectif pour l'aspect énergétique. La deuxième option pour réduire l'effet des activités associées au PRP est la minimisation par des fonctions-objectif, dans le cadre de l'optimisation multi-objectif. A notre connaissance, nous sommes les premiers qui ont étudié le PRP avec considération énergétique et son influence au niveau décisionnel dans ce type de problème.

1.4. Conclusion

Ce premier chapitre de cette thèse fait l'objet de présenter le contexte général du travail effectué dans cette, les notions de base tel que des généralités sur la chaîne logistique, la planification intégrée, les problèmes de planification dans la littérature et leur formulation mathématiques et variantes. Nous avons mis l'accent sur le PRP, en indiquant sa formulation de base, en montrant un aperçu sur les travaux existant dans la littérature avec les méthodes de résolution proposées.

Optimisation mono-objectif du Production-Routing Problem 2

Sommaire

Chapitre 2 : Optimisation mono-objectif du Production-Routing Problem	43
2.1. Introduction.....	43
2.2. Le Production-Routing Problem mono-produit avec véhicules et lignes de production multiple	44
2.2.1. PRP mono-produit avec un seul véhicule.....	44
2.2.2. PRP mono-produit avec flotte hétérogène de véhicules.....	48
2.2.3. PRP mono-produit avec véhicules et lignes de production multiples	51
2.3. Considération de l'aspect écologique et énergétique.....	52
2.3.1. Considération énergétique	54
2.3.2. Considération environnemental.....	55
2.3.3. Résultats expérimentaux.....	56
2.4. Le Production-Routing Problem multi-produit avec véhicules compartimentés et contrat d'énergie.....	64
2.4.1. Description du problème	64
2.4.2. Contexte du contrat d'énergie	64
2.4.3. Formulation mathématique.....	65
2.4.4. Implémentation de l'heuristique Fix & Relax	69
2.4.5. Résultats expérimentaux.....	71
2.5. Conclusion	77

2.1. Introduction

L'essor de la conscience environnementale a modifié la conception de l'avantage concurrentiel. Il est désormais impératif pour les entreprises d'intégrer un certain équilibre entre les aspects économiques, environnementaux et sociaux dans leurs opérations. À cet égard, les pays européens ont entrepris des mesures d'urgence significatives pour réduire l'impact des activités industrielles sur l'environnement, telles que la régulation de la consommation énergétique et des émissions de gaz à effet de serre, ainsi que l'instauration de taxes liées à ces aspects.

Ce chapitre présente deux variantes de problèmes : le PRP mono-produit et le PRP multi-produit, en tenant compte des aspects écologiques et énergétiques.

Pour la première variante, trois sous-variantes du problème sont abordées : le PRP mono-produit mono-véhicule, le PRP mono-produit multi-véhicule et le PRP mono-produit multi-véhicule avec lignes de production multiples. La formulation mathématique est fournie pour chaque version. Ensuite, des stratégies visant à réduire la consommation d'énergie et les émissions de carbone sont proposées. Les résultats obtenus après avoir testé les différentes versions du modèle sont présentés et comparés.

Pour la deuxième variante, nous examinons le PRP avec plusieurs types de produits, en utilisant des véhicules compartimentés pour la livraison. Dans ce cas, nous introduisons le concept de contrat d'énergie, en supposant que l'énergie utilisée pour la production provient de plusieurs fournisseurs proposant différents types de sources d'énergie électrique (électricité traditionnelle et énergie renouvelable). Un modèle mathématique est développé ainsi qu'une heuristique de Fix & Relax pour résoudre le problème. Nous utilisons et comparons plusieurs configurations, puis présentons et comparons les résultats obtenus.

2.2. Le Production-Routing Problem mono-produit avec véhicules et lignes de production multiple

2.2.1. PRP mono-produit avec un seul véhicule

2.2.1.1. Description du problème

Le PRP consiste à un problème de planification intégrée de production, stockage, distribution et routage des véhicules. Il est défini dans une chaîne logistique par une entreprise de production qui constitue d'un atelier de production et un entrepôt de stockage. Dans un horizon à plusieurs périodes, cette entreprise assure simultanément la gestion des différentes étapes de transformation de ses produits, ainsi que le stockage qui implique le stock chez les entrepôts qui sont indiqués dans notre problème par « clients », et la gestion de la distribution.

Les différentes décisions qui doivent être prises dans le PRP sont les réponses aux questions suivantes :

- Quand et combien à produire ?
- Stocker ou livrer ? et combien ?
- Quels clients à servir ?
- Combien à livrer pour chaque client ?
- Quelles routes sont optimales pour la livraison ?

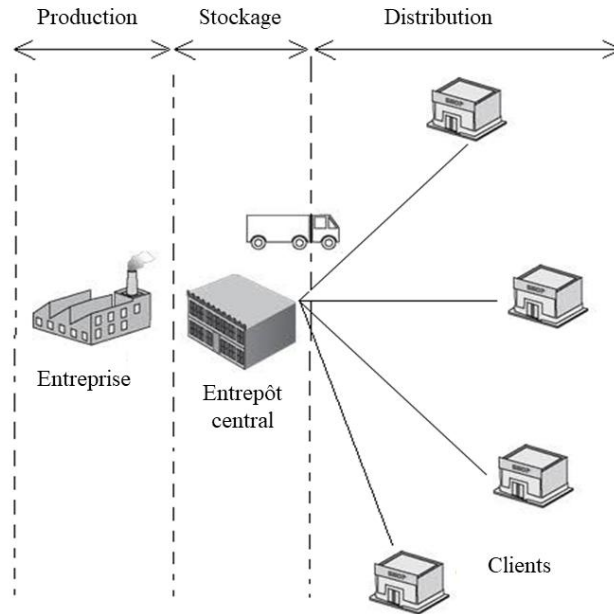


Figure 2. 1: la chaîne logistique étudiée

L'objectif dans un PRP est de minimiser le coût total qui englobe :

- Le coût de production.
- Le coût de lancement de production.
- Le coût de stockage chez l'usine et les clients.
- Le coût d'utilisation du véhicule.
- Le coût de transport.

2.2.1.2. Formulation mathématique du problème

Dans ce cas, un seul produit est fabriqué au niveau de l'atelier de production et livré aux clients en utilisant un seul véhicule. L'objectif est donc de déterminer dans chaque période quelle est la quantité à produire, les quantités à livrer aux clients et enfin le chemin optimal du véhicule.

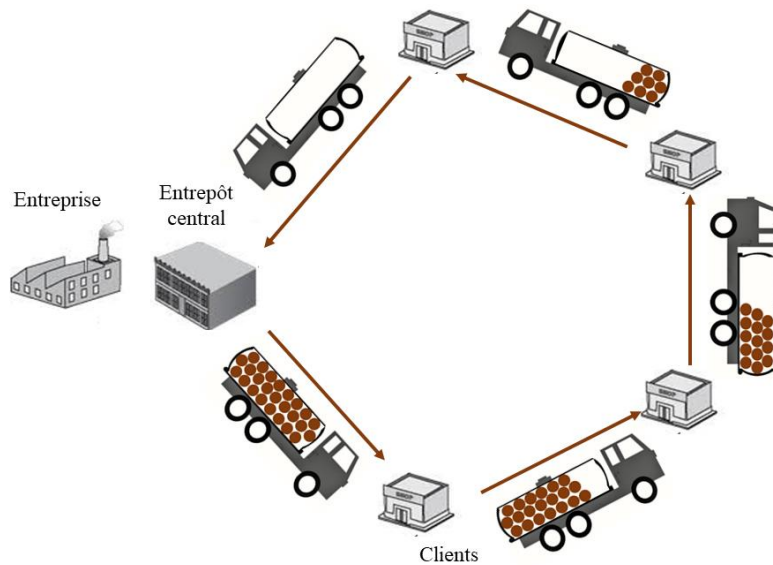


Figure 2. 2: La distribution avec un seul véhicule dans un réseau de PRP

- **Ensembles**

N Ensemble des nœuds (le nœud 1 représente l'entreprise)

CL Ensemble des clients

T Ensemble des périodes

- **Paramètres**

Pr_t Coût de production unitaire dans la période t .

h_i Coût de stockage unitaire dans la période t .

S_t Coût de lancement de production dans la période t .

CU_t Coût d'utilisation du véhicule dans la période t .

$CT_{i,j}$ Coût de transport entre le nœud i et le nœud j (entreprise et clients).

$Dem_{i,t}$ Demande du client i dans la période t .

$CapV$ Capacité du véhicule.

$CapS_i$ Capacité e stockage chez le nœud i .

$Stock_{i,0}$ Stockage initial chez le nœud i .

D_t Durée de la période t .

T_{prod} Temps de production d'une unité de produit.

T_{set} Temps nécessaire pour le lancement de production.

- Variables de décision

Z_t $\begin{cases} 1, \text{ s'il y'a de lancement de la production dans la période } t. \\ 0, \text{ sinon.} \end{cases}$

R_t : La quantité produite dans la période t .

$Q_{liv_{i,t}}$ La quantité livrée au client i dans la période t .

$Stock_{i,t}$ Le stock chez le nœud i à la fin de la période t .

$Y_{i,t}$ $\begin{cases} 1, \text{ si le noeud } i \text{ est visité dans la période } t. \\ 0, \text{ sinon.} \end{cases}$

$X_{i,j,t}$ $\begin{cases} 1, \text{ si le véhicule fait parcourir l'arc}(i,j)\text{ dans la période } t. \\ 0, \text{ sinon.} \end{cases}$

- Fonction- objectif

$$\text{Min} \sum_{i \in \mathbb{N}} \sum_{t \in T} h_i * Stock_{i,t} + \sum_{t \in T} S_t * Z_t + \sum_{t \in T} Pr_t * R_t + \sum_{i \in \mathbb{N}} \sum_{j \in \mathbb{N}} \sum_{t \in T} CT_{i,j} * X_{i,j,t} + \sum_{t \in T} CU_t * Y_{1,t} \quad (2.1).$$

L'équation (2.1) représente la fonction-objectif qui consiste à minimiser le coût total qui inclut le coût de stockage chez l'usine et les clients, le coût e lancement de production le coût de production, le coût d'utilisation du véhicule et le coût de transport, respectivement.

- Contraintes

$$Stock_{1,t} = Stock_{1,t-1} + R_t - \sum_{i \in CL} Q_{liv_{i,t}} \quad , \forall t \in T \quad (2.2).$$

$$Stock_{i,t} = Stock_{i,t-1} + Q_{liv_{i,t}} - Dem_{i,t} \quad , \forall i \in CL, \forall t \in T \quad (2.3).$$

$$Stock_{i,t} \leq CapS_i \quad , \forall i \in \mathbb{N}, \quad \forall t \in T \quad (2.4).$$

$$\sum_{t \in T} Q_{liv_{i,t}} = \sum_{t \in T} Dem_{i,t} \quad , \forall i \in CL \quad (2.5).$$

$$\sum_{i \in CL} Q_{liv_{i,t}} \leq CapV * Y_{1,t} \quad , \forall t \in T \quad (2.6).$$

$$R_t \leq Z_t * \sum_{i \in CL} \sum_{\substack{t' \in T \\ t'=t}} Dem_{i,t'} \quad , \forall t \in T \quad (2.7).$$

$$R_t * T_{prod} + Z_t * T_{set} \leq D_t \quad , \forall t \in T \quad (2.8).$$

$$X_{i,i,t} = 0 \quad , \forall i \in \mathbb{N}, \quad \forall t \in T \quad (2.9).$$

$$\sum_{i \in \mathbb{N}} X_{i,j,t} = Y_{j,t} \quad , \forall j \in \mathbb{N}, \forall t \in T \quad (2.10).$$

$$\sum_{j \in \mathbb{N}} X_{i,j,t} + \sum_{j \in \mathbb{N}} X_{j,i,t} = 2 * Y_{i,t} \quad , \forall i \in \mathbb{N}, \quad \forall t \in T \quad (2.11).$$

$$\sum_{i \in S} \sum_{j \in S - \{i\}} X_{i,j,t} \leq |S| - \sum_{i \in CL} Q_{liv_{i,t}} / CapV, \forall S \subseteq N, |S| \geq 2 \quad (2.12).$$

$$, \forall t \in T$$

$$X_{i,j,t}, Y_{j,t}, Z_t \in \{0,1\}, \forall i \in N, \forall j \in N, \quad (2.13).$$

$$\forall t \in T$$

$$Stock_{i,t}, R_t \geq 0, \forall i \in N, \forall t \in T \quad (2.14).$$

$$Q_{liv_{j,t}} \geq 0, \forall i \in CL, \forall t \in T \quad (2.15).$$

- L'équation (2.2) et (2.3) assurent l'équilibrage des flux chez l'usine et les clients, respectivement. La contrainte (2.4) signifie que la capacité du stock ne doit pas être dépassée.
- La contrainte (2.5) assure la satisfaction des demandes des clients sur l'horizon de planification.
- La contrainte (2.6) indique que les quantités chargées dans le véhicule pour être livrées ne doivent pas dépasser sa capacité.
- L'équation (2.7) assure que les quantités produites ne dépassent pas la demande totale des clients.
- La contrainte (2.8) indique que le temps de préparation de produit (lancement et production) ne doit pas dépasser la durée de la période.
- Les contraintes (2.9) à (2.11) sont des contraintes de route.
- L'équation (2.12) représente la contrainte d'élimination de subtour appelé : generalized fractional subtour elimination constraints.
- Les contraintes (2.13) à (2.15) indiquent la nature des variables de décision.

2.2.2. PRP mono-produit avec flotte hétérogène de véhicules

2.2.2.1. Description du problème

Dans ce cas un seul produit est fabriqué au niveau de l'atelier de production et livré aux clients à l'aide d'une flotte hétérogène (ensemble de véhicules avec capacités qui peuvent être différentes). Ici, le choix des véhicules à utiliser pour la livraison ainsi que l'affectation des véhicules aux clients dans chaque période représentent des décisions qui sont rajoutées par rapport au cas précédent (mono-véhicule).

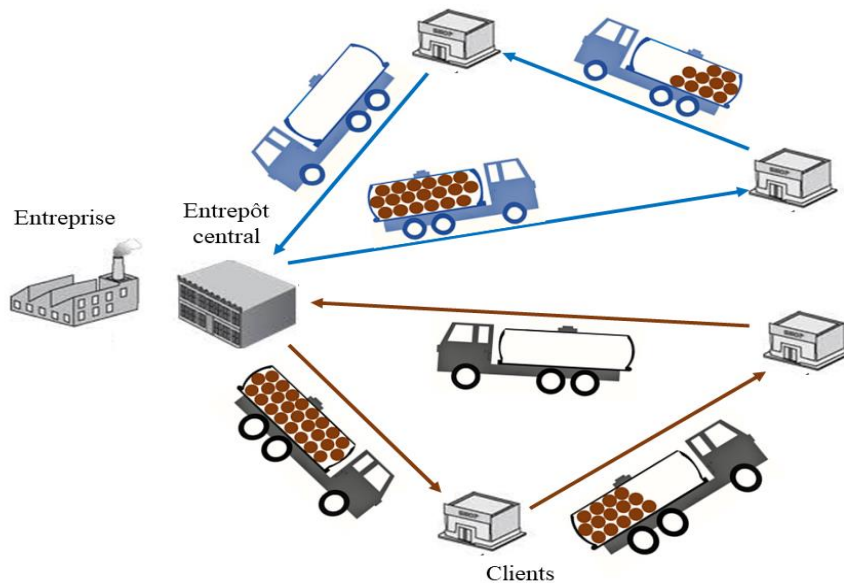


Figure 2. 3: La distribution avec plusieurs véhicules dans un réseau de PRP

2.2.2.2. Formulation mathématique du problème

La différence entre la formulation d'un PRP avec un seul véhicule et un PRP avec plusieurs véhicules consiste à l'ajout d'un ensemble des véhicules K et de leur indice k dans les variables de décision de livraison et de routage ainsi que les contraintes. Les modifications dans le modèle sont :

- Le paramètre $CapV$ est remplacé par $CapV_k$.
- Le paramètre CU_t est remplacé par $CU_{t,k}$.
- La variable $Q_{liv_{i,t}}$ est remplacée par $Q_{liv_{i,t,k}}$.
- La variable $Y_{j,t}$ est remplacée par $Y_{j,t,k}$.
- La variable $X_{i,j,t}$ est remplacée par $X_{i,j,t,k}$.

Où :

$CapV_k$ Capacité de véhicule k .

$CU_{t,k}$ Coût d'utilisation du véhicule k dans la période t .

$Q_{liv_{i,t,k}}$ La quantité livrée au client i dans la période t en utilisant le véhicule k .

$Y_{j,t,k} = \begin{cases} 1, & \text{si le noeud } i \text{ est visité dans la période } t \text{ par le véhicule } k. \\ 0, & \text{sinon.} \end{cases}$

$X_{i,j,t,k} = \begin{cases} 1, & \text{si le véhicule } k \text{ fait parcourir l'arc}(i, j) \text{ dans la période } t. \\ 0, & \text{sinon.} \end{cases}$

• Fonction-objectif

La fonction objectif (2.1) est remplacé par la fonction suivante :

$$\begin{aligned} \text{Min } & \sum_{i \in N} \sum_{t \in T} h_i * \text{Stock}_{i,t} + \sum_{t \in T} S_t * Z_t + \sum_{t \in T} Pr_t * R_t + \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{t \in T} \sum_{k \in K} CT_{i,j} * X_{i,j,t,k} \\ & + \sum_{t \in T} \sum_{k \in K} CU_{t,k} * Y_{1,t,k} \end{aligned} \quad (2.16).$$

• **Contraintes**

Les contraintes liées à la livraison et au routages des véhicules sont modifiées :

$$\text{Stock}_{1,t} = \text{Stock}_{1,t-1} + R_t - \sum_{i \in CL} \sum_{k \in K} Qliv_{i,t,k} \quad , \forall t \in T \quad (2.17).$$

$$\text{Stock}_{i,t} = \text{Stock}_{i,t-1} + \sum_{k \in K} Qliv_{i,t,k} - Dem_{i,t} \quad , \forall i \in CL, \forall t \in T \quad (2.18).$$

$$\sum_{t \in T} \sum_{k \in K} Qliv_{i,t,k} = \sum_{t \in T} Dem_{i,t} \quad , \forall i \in CL \quad (2.19).$$

$$\sum_{i \in CL} Qliv_{i,t,k} \leq CapV_k * Y_{1,t,k} \quad , \forall t \in T, \forall k \in K \quad (2.20).$$

$$X_{i,i,t,k} = 0 \quad , \forall i \in N, \forall t \in T, \forall k \in K \quad (2.21).$$

$$\sum_{i \in N} X_{i,j,t,k} = Y_{j,t,k} \quad , \forall j \in N, \forall t \in T, \forall k \in K \quad (2.22).$$

$$\sum_{j \in N} X_{i,j,t,k} + \sum_{j \in N} X_{j,i,t,k} = 2 * Y_{i,t,k} \quad , \forall i \in N, \forall t \in T, \forall k \in K \quad (2.23).$$

$$\sum_{i \in S} \sum_{j \in S - \{i\}} X_{i,j,t,k} \leq |S| - \sum_{i \in C} Qliv_{i,t,k} / CapV_k \quad , \forall S \subseteq N, |S| \geq 2 \quad (2.24).$$

$$X_{i,j,t,k}, Y_{j,t,k}, Z_t \in \{0,1\} \quad , \forall i \in N, \forall j \in N, \quad (2.25).$$

$$Qliv_{i,t,k} \geq 0 \quad , \forall i \in CL, \forall t \in T, \quad (2.26).$$

$$\sum_{k \in K} Y_{i,t,k} \leq 1 \quad , \forall i \in N, \forall t \in T \quad (2.27).$$

Contrainte PRP- véhicule unique	(2.2)	(2.3)	(2.5)	(2.6)	(2.9)	(2.10)	(2.11)	(2.12)	(2.13)	(2.15)
Contrainte remplaçante	(2.17)	(2.18)	(2.19)	(2.20)	(2.21)	(2.22)	(2.23)	(2.24)	(2.25)	(2.26)

Tableau 2. 1: Modifications pour le passage d'un modèle de PRP à véhicule unique vers véhicules multiples

La contrainte (2.27) est rajoutée au nouveau modèle, signifie que le seul client ne peut être visité que par un seul véhicule au plus. Cette contrainte est incluse dans la majorité des travaux de recherche qui traitent le même problème.

2.2.3. PRP mono-produit avec véhicules et lignes de production multiples

2.2.3.1. Description du problème

Dans le PRP avec lignes de production (ou machines) multiples qu'on suppose qu'elles sont disposées en parallèles, les décisions suivantes doivent être prises :

- Les quantités à produire au niveaux de chaque ligne.
- Les quantités à livrer aux clients.
- L'affectation des véhicules aux clients.
- Le routage optimal des véhicules.

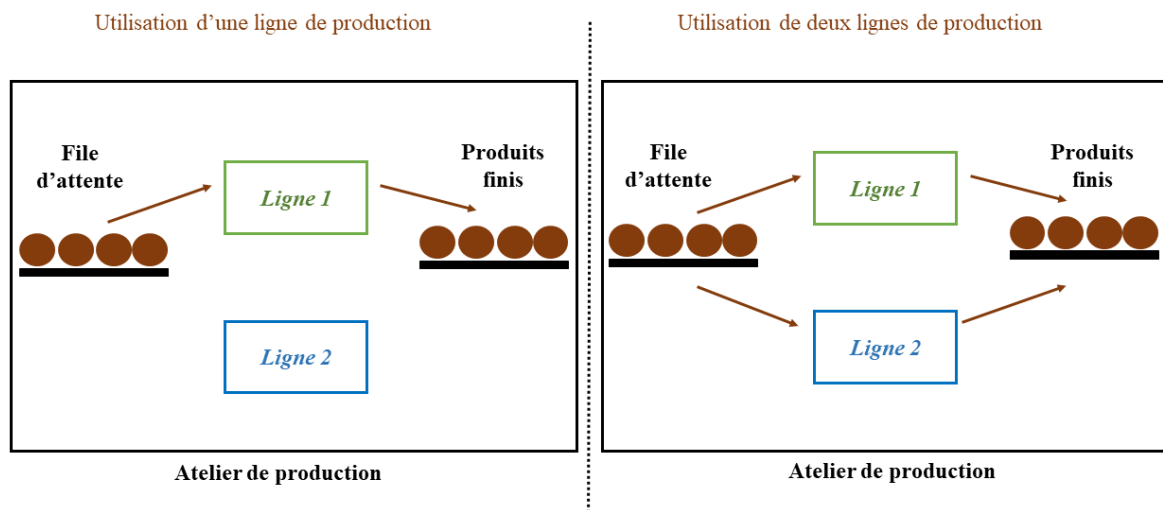


Figure 2. 4: Exemple de l'affectation des quantités produites aux lignes de production

La Figure 2. 4 représente un exemple d'un atelier de production constitué de deux lignes de production, ces lignes peuvent traiter le même produit. Dans le premier cas à gauche, les produit ont passé tous par la première ligne, alors que la deuxième ligne a resté inoccupée. Le deuxième cas représenté par la partie à droite de la même figure, montre l'utilisation des deux lignes où les quantités de produit ont été divisées sur les deux lignes.

2.2.3.2. Formulation mathématique du problème

Des modifications sont apporté au dernier modèle (PRP avec flotte hétérogène de véhicules). L'ensemble des lignes L est ajouté à la liste des ensembles, et l'indice l est ajouté aux paramètres et variables liées à l'activité de production comme suit :

- Le paramètre P_t est remplacé par $P_{t,l}$.
- Le paramètre S_t est remplacé par $S_{t,l}$.
- Le paramètre T_{prod} est remplacé par $T_{prod,l}$.
- Le paramètre T_{set} est remplacé par $T_{set,l}$.

- La variable Z_t est remplacée par $Z_{t,l}$.
- La variable R_t est remplacée par $R_{t,l}$.

Où :

- $P_{t,l}$ Coût de production unitaire dans la période t au niveau de la ligne l .
 $S_{t,l}$ Coût de lancement de la ligne de production l dans la période t .
 $T_{prod,l}$ Temps de production d'une unité de produit au niveau de la ligne l .
 $T_{set,l}$ Temps nécessaire pour le lancement de la ligne production l .
 $Z_{t,l} = \begin{cases} 1, & \text{s'il y'a de production au niveau de la ligne } l \text{ dans la période } t. \\ 0, & \text{sinon.} \end{cases}$
 $R_{t,l}$ La quantité produite au niveau de la ligne l dans la période t .

- **Fonction-objectif**

La fonction objectif (2.16) est remplacé par la fonction suivante :

$$\begin{aligned} \text{Min} \sum_{i \in N} \sum_{t \in T} h_i * Stock_{i,t} + \sum_{t \in T} \sum_{l \in L} S_{t,l} * Z_{t,l} + \sum_{t \in T} \sum_{l \in L} Pr_{t,l} * R_{t,l} + \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{t \in T} \sum_{k \in K} CT_{i,j} \\ * X_{i,j,t,k} + \sum_{t \in T} \sum_{k \in K} CU_{t,k} * Y_{1,t,k} \end{aligned} \quad (2.28).$$

- **Contraintes**

Les contraintes liées à la production (2.17), (2.7), (2.8), (2.14) et (2.25) sont remplacées par (2.29) à (2.33) respectivement :

$$Stock_{1,t} = Stock_{1,t-1} + \sum_{l \in L} R_{t,l} - \sum_{i \in CL} \sum_{k \in K} Q_{liv,i,t,k}, \forall t \in T \quad (2.29).$$

$$R_{t,l} \leq Z_{t,l} * \sum_{i \in CL} \sum_{t' \in T} Dem_{i,t'}, \forall t \in T, \forall l \in L \quad (2.30).$$

$$R_{t,l} * T_{prod,l} + Z_{t,l} * T_{set,l} \leq D_t, \forall t \in T, \forall l \in L \quad (2.31).$$

$$Stock_{i,t}, R_{t,l} \geq 0, \forall t \in T, \forall l \in L \quad (2.32).$$

$$X_{i,j,t,k}, Y_{j,t,k}, Z_{t,l} \in \{0,1\}, \forall t \in T, \forall l \in L \quad (2.33).$$

La contrainte suivante est ajoutée au modèle :

$$\sum_{l \in L} R_{t,l} \leq \sum_{l \in C} Dem_{i,t}, \forall t \in T, \forall l \in L \quad (2.34).$$

La contrainte (2.34) assure que les quantités produites dans une période au niveau de toutes les lignes de production ne dépassent pas les quantités demandées.

2.3. Considération de l'aspect écologique et énergétique

L'intégration de l'aspect écologique est devenue une préoccupation majeure dans tous les domaines de recherche, y compris dans la gestion de la chaîne logistique, dans le cadre du programme de développement durable. Dans ce contexte, de nombreuses études se sont

concentrées sur l'élaboration de stratégies respectueuses de l'environnement pour aborder les divers problèmes à tous les niveaux de décisionnels et dans les différentes activités industrielles de la chaîne logistique. Cela peut se traduire par la réduction de la consommation énergétique, la diminution des émissions de gaz à effet de serre ou encore la gestion des déchets.

Dans le domaine de l'industrie manufacturière, les ateliers de production peuvent renfermer diverses ressources exigeant une consommation énergétique considérable, et générer d'importantes quantités de gaz à effet de serre. Cela a incité les chercheurs à aborder les divers problèmes évoqués dans la littérature tout en tenant compte de ces facteurs.

Absi et al. (2016) ont étudié le problème de dimensionnement des lots pour un seul type de produit en tenant compte des émissions de carbone, en introduisant des contraintes périodiques pour fixer ces émissions, et pour résoudre ce problème, ils ont proposé des algorithmes de programmation dynamique. Wu et al. (2018) ont proposé une formulation mathématique ainsi qu'une relaxation lagrangienne, l'heuristique de génération de colonne et décomposition de Dantzig–Wolfe pour réduire les émissions de carbone pour le LSP avec plusieurs types de produit et machines parallèles. D'autres travaux qui présentent des contraintes de limitation des émissions de carbone pour le problème de planification de production ont été effectués, tel que : LSP avec sélection de fournisseurs (Zouadi et al. 2018), LSP dynamique d'un produit froid présentant une demande discrète variable (As'ad et al. 2020), LSP mono-produit avec plusieurs ressources (Koca et Koksalan, 2023) et plusieurs autres études.

Pour ce qui concerne l'aspect énergétique dans la production, Rapine et al. (2017) ont étudié le LSP mono-produit avec des machines parallèles identiques, des contraintes de limitations de l'énergie consommée par les machines pendant chaque période. Rodoplu et al. (2020) ont proposé une heuristique Fix & Relax pour résoudre le problème de dimensionnement des lots d'un seul produit, dans un Flow shop, où ils ont proposé des contraintes énergétiques en utilisant le programme TOU (Time Of Use). Des études similaires ont été établies : LSP dans un atelier de type Flow shop (Masmoudi et al. 2017), LSP avec optimisation de la maintenance et sous-traitance (Kammoun et al. 2020), LSP dans un atelier de type Job shop (Giglio et al. 2017) et d'autres travaux.

Dans le secteur du transport qui représente une source majeure de la pollution, le transport des marchandises en particulier, des travaux de recherche ont focalisé sur la réduction de l'impact de cette activité sur l'environnement, soit par la réduction des émissions de carbone, soit par la réduction de la consommation énergétique (carburant). Ce problème est aussi nommé Green Vehicle Routing Problem (GVRP), parmi les travaux sur le GVRP : Elbouzekri et al. (2013) ont proposé un algorithme hybride de colonie de fourmis pour estimer et minimiser les émissions de carbone. Rao et al. (2016) ont proposé un algorithme de recherche locale pour résoudre le problème de tournée de véhicule en minimisant la consommation énergétique. Niu et al. (2018) ont proposé une formulation mathématique pour le VRP avec des contraintes liées à la limitation de consommation du carburant. Messaoud et al. (2018) ont développé une approche qui combine entre le VRP dynamique et le GVRP en proposant un algorithme de colonie de fourmis. Autre variantes de problème ont été étudiées avec considération de l'aspect environnemental : le VRP multi-dépôt avec minimisation des émissions de CO₂ (Zhang et al.

2020), le VRP des produits agroalimentaires en tenant compte des émissions de carbone ainsi que la fraîcheur des produits (Yao et al. 2022), ainsi que le problème récent de tournée de véhicule électrique dans (Pelletier et al. 2019), (Zhang et al. 2018), (Basso et al. 2019) et (Kim et Do Chung, 2023).

Dans cette partie du chapitre, nous exposons le PRP en tenant compte de l'aspect énergétique et environnemental, en formulant des contraintes visant à restreindre l'incidence négative des opérations de production et de transport sur l'environnement.

Le problème à considérer dans cette partie de chapitre est le PRP avec véhicules et lignes de production multiple exprimé par la fonction-objectif (2.28) sous les contraintes : (2.4), (2.18) à (2.24), (2.26), (2.27) et (2.29) à (2.34).

2.3.1. Considération énergétique

La considération énergétique peut être abordée à travers deux méthodes : méthode de plafonnement d'utilisation d'énergie et la méthode visant à optimiser les coûts énergétiques.

Les paramètres et les variables de décisions ajoutés au modèle sont :

- **Paramètres**

- PP_l Puissance utilisée par la ligne l pour la production.
- PS_l Puissance utilisée par la ligne l pour le lancement de production.
- $Maxp_t$ Puissance maximale autorisée dans la période t .
- CE_t Coût d'électricité dans la période t .
- CP_t Coût de puissance dans la période t .

- **Variables de décision**

- $CmP_{l,t}$ Consommation énergétique unitaire de la ligne l dans la période t pendant la production.
- $CmS_{l,t}$ Consommation énergétique de la ligne l dans la période t pendant le lancement de la production.
- E_{max_t} Energie utilisée dans la période t .

2.3.1.1. Méthode de plafonnement d'utilisation d'énergie

Cette méthode sert à calculer et limiter la puissance totale utilisée par le système de production.

Les contraintes suivantes sont ajoutées au modèle :

$$E_{max_t} \geq \sum_{l \in L} (PP_l + PS_l) * Z_{t,l} \quad , \forall t \in T \quad (2.35).$$

$$E_{max_t} \leq Maxp_t \quad , \forall t \in T \quad (2.36).$$

$$E_{max_t} \geq 0 \quad , \forall t \in T \quad (2.37).$$

- La contrainte (2.35) calcule la puissance totale requise pour le lancement et la production.

- La contrainte (2.36) sert à limiter la puissance totale par une valeur maximale à ne pas dépasser.
- La contrainte (2.37) indique la nature de la variable e décision E_{max_t} .

2.3.1.2. Méthode d'optimisation des coûts énergétiques

Dans cette méthode, la consommation énergétique dans chaque période est calculée, puis les coûts associés sont inclus dans la fonction-objectif.

$$\begin{aligned} \text{Min} \sum_{i \in N} \sum_{t \in T} h_i * Stock_{i,t} + \sum_{t \in T} \sum_{l \in L} S_{t,l} * Z_{t,l} + \sum_{t \in T} \sum_{l \in L} Pr_{t,l} * R_{t,l} + \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{t \in T} \sum_{k \in K} CT_{i,j} \\ * X_{i,j,t,k} + \sum_{t \in T} \sum_{k \in K} CU_{t,k} * Y_{1,t,k} + \sum_{t \in T} \sum_{l \in L} (CmP_{l,t} + CmS_{l,t}) * CE_t \\ + \sum_{t \in T} E_{max_t} * CP_t \end{aligned} \quad (2.38).$$

$$CmP_{l,t} = PP_l * TP_l * R_{t,l} \quad , \forall t \in T, \forall l \in L \quad (2.39).$$

$$CmS_{l,t} = PS_l * TS_l * Z_{t,l} \quad , \forall t \in T, \forall l \in L \quad (2.40).$$

$$CmP_{l,t}, CmS_{l,t} \geq 0 \quad , \forall t \in T, \forall l \in L \quad (2.41).$$

- La fonction-objectif actualisée (2.38) sert à minimiser le coût total où le coût d'électricité et le coût de puissance sont inclus.
- Les contraintes (2.39) et (2.40) calcule la consommation électrique pendant la phase de production et de lancement des lignes de production, respectivement.
- La contrainte (2.41) indique la nature des variables de décision $CmP_{l,t}$, et $CmS_{l,t}$.

2.3.2. Considération environnemental

Dans cette section, nous présentons une méthode de plafonnement des émissions de CO₂ par la modélisation mathématique. Les paramètres et les variables ajouté au modèle sont les suivants :

- **Paramètres**

- Dist_{i,j} Distance entre le nœud i et le nœud j.
- Hc_i Emissions CO₂ de stockage d'une unité de produit chez le nœud i.
- Sc_l Emissions CO₂ de lancement de production dans la ligne l.
- Ps_l Emissions CO₂ de production d'une unité de produit dans la ligne l.
- Ef_k Emissions CO₂ du véhicule k lorsqu'il est plein.
Exemple d'un camion HDV : Ef= 1.0936 kg/km. (Karagul et al., 2019)
- Ee_k Emissions CO₂ du véhicule k à vide. Exemple d'un camion HDV : Ee= 0.772 kg/km. (Karagul et al., 2019)
- MaxC_t Valeur maximale des émission CO₂ autorisée par période t.

- **Variables de décision**

- LV_{i,j,k,t} La charge de véhicule k en traversant le l'arc (i,j) dans la période t.

• **Contraintes**

La fonction-objectif reste la même (2.28), seulement des contraintes sont ajoutées :

$$LV_{l,1,k,t} = 0 \quad , \forall i \in N, \forall t \in T, \forall k \in K \quad (2.42).$$

$$\sum_{i \in CL} LV_{1,j,t,k} = \sum_{i \in CL} Qliv_{j,t,k} \quad , \forall t \in T, \forall k \in K \quad (2.43).$$

$$\sum_{i \in N} LV_{i,j,t,k} - \sum_{i \in N} LV_{j,i,t,k} = Qliv_{j,t,k} \quad , \forall j \in N, \forall t \in T, \forall k \in K \quad (2.44).$$

$$LV_{i,j,t,k} \leq X_{i,j,t,k} * CapV_k \quad , \forall i \in N, \forall j \in N, \forall t \in T, \forall k \in K \quad (2.45).$$

$$LV_{i,j,t,k} \geq 0 \quad , \forall i \in N, \forall j \in N, \forall t \in T, \forall k \in K \quad (2.46).$$

$$\left(\begin{array}{l} \sum_{i \in N} Hc_i * Stock_{i,t} + \sum_{l \in L} Sc_l * Z_{t,l} + \sum_{l \in L} Pc_l * R_{t,l} \\ + \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{k \in K} Dist_{i,j} * \left(\frac{Ef_k - Ee_k * LV_{i,j,t,k}}{CapV_k} + Ee_k * X_{i,j,t,k} \right) \end{array} \right) \leq MaxC_t \quad , \forall t \in T \quad (2.47).$$

- La contrainte (2.42) indique que chaque véhicule doit retourner vers l'entreprise vide.
- La contrainte (2.43) calcule la valeur de la charge du véhicule au début de la tournée (lors de sortir de l'entreprise).
- La contrainte (2.44) calcule la valeur de la charge restante dans le véhicule à chaque fois une quantité est livrée.
- La contrainte (2.45) assure le lien entre les variables $LV_{i,j,t,k}$ et $X_{i,j,t,k}$.
- La contrainte (2.46) indique la nature de la variable $LV_{i,j,t,k}$.
- La contrainte (2.47) sert à calculer la valeur totale des émissions de CO₂ provenant des activités de stockage, production, lancement des lignes de production et de transport, et la limiter par une valeur maximale à ne pas dépasser.

2.3.3. Résultats expérimentaux

Dans cette section, les modèles mathématiques développés sont testés suivant un ensemble d'instances. Ces instances sont générées en s'inspirant des travaux de Absi et al. (2016), Masmoudi et al. (2017) et Karagul et al. (2019). Nous avons étudié cinq cas pour chaque instance :

- Minimisation du coût total sans considération écologique et énergétique.
- Minimisation du coût total avec contraintes liées à la limitation de la consommation énergétique.
- Minimisation du coût total avec considération des coûts énergétiques.
- Minimisation du coût total avec contraintes liées à la limitation des émissions de carbone.
- Minimisation du coût total avec considération écologique et énergétique : contraintes de limitation de consommation énergétique et des émissions de carbone.

Les résultats présentés sont obtenus après l'implémentation du modèle mathématiques sur le solveur CPLEX 12.8 sur un PC Intel® Core™ i3-2348M CPU @ 2.30 GHz, où le temps de calcul a été limité par 1 heure.

Pour les tests, le nombre des périodes, des clients, des véhicules et des lignes de production a été fixé pour chaque instance. L'atelier de production est supposé de contenir deux lignes de production, où l'une d'elle est nouvelle de technologie récente mais consomme plus d'énergie et coute plus cher, l'autre est une ligne ancienne où le temps de production est plus long et fait plus des émissions de CO₂.

Les données utilisées liées aux lignes de production, stockage, énergie et les différents coûts utilisés sont générés par estimation, alors que les demandes des clients et les distances entre eux sont générés aléatoirement.

Instance	Nombre de lignes	Nombre de véhicule	Nombre de périodes	Nombre de clients	Coût total	Energie totale	Emissions totales	CPU
I1	2	5	2	5	25435.54	96.32	186.45	32
I2	2	5	2	10	35878.58	112.65	227.34	58
I3	2	5	3	5	27550.21	104.34	193.01	84
I4	2	5	3	10	40654.42	123.11	249.38	93
I5	2	5	4	10	58425.85	142.36	304.42	124
I6	2	5	4	15	75138.73	167.97	416.94	168
I7	2	5	5	10	63781.15	170.43	367.32	149
I8	2	5	5	15	80924.88	179.05	390.37	171
I9	2	5	7	15	90087.69	201.31	480.69	230
I10	2	5	7	20	94878.79	283.19	573.08	281
I11	2	5	10	10	93540.25	191.32	814.51	314
I12	2	5	10	15	100997.54	238.94	889.64	503
I13	2	5	10	20	115091.33	267.27	1397.16	751
I14	2	5	15	15	120976.16	256.61	1970.38	1082
I15	2	5	15	20	147084.38	278.35	2601.49	1512
I16	2	5	15	25	150934.08	304.68	2978.13	2157
I17	2	5	20	15	180648.62	316.09	3680.29	2804
I18	2	5	20	20	215770.68	380.74	3891.17	3089
I19	2	5	20	25	232989.34	452.31	4147.32	3600
I20	2	5	20	30	250731.14	490.58	4619.81	3600

Tableau 2. 2: Résultats du modèle sans considération écologique et énergétique

Instance	Nombre de lignes	Nombre de véhicule	Nombre de périodes	Nombre de clients	Coût total	Energie totale	Emissions totales	CPU
I1	2	5	2	5	26841.35	89.35	186.45	49
I2	2	5	2	10	36915.14	98.54	231.15	78
I3	2	5	3	5	28049.07	90.65	199.47	108
I4	2	5	3	10	41197.89	109.04	249.38	127
I5	2	5	4	10	59613.71	120.63	311.54	152
I6	2	5	4	15	75917.25	135.97	416.94	193
I7	2	5	5	10	64179.09	151.31	367.32	220
I8	2	5	5	15	89120.14	169.75	378.13	316
I9	2	5	7	15	91083.53	192.81	480.69	487
I10	2	5	7	20	93071.24	248.36	591.11	619
I11	2	5	10	10	94576.68	167.27	814.23	794
I12	2	5	10	15	120018.9	209.08	877.19	1025
I13	2	5	10	20	126379.15	239.64	1387.27	1432
I14	2	5	15	15	130978.54	230.73	1960.22	1907
I15	2	5	15	20	151943.42	267.31	2601.49	2440
I16	2	5	15	25	170093.17	281.07	2927.87	2723
I17	2	5	20	15	195907.43	289.19	3680.29	3117
I18	2	5	20	20	236570.59	347.31	3801.40	3600
I19	2	5	20	25	240627.46	397.46	4147.32	3600
I20	2	5	20	30	274171.21	427.28	4556.41	3600

Tableau 2. 3: Résultats du modèle avec contrainte énergétique

Instance	Nombre de lignes	Nombre de véhicule	Nombre de périodes	Nombre de clients	Coût total	Energie totale	Emissions totales	CPU
I1	2	5	2	5	26915.42	87.42	178.26	41
I2	2	5	2	10	36878.54	94.31	210.54	39
I3	2	5	3	5	28946.12	90.65	179.21	106
I4	2	5	3	10	41688.36	100.77	229.40	132
I5	2	5	4	10	59575.27	117.36	289.14	123
I6	2	5	4	15	75351.38	135.97	392.37	214
I7	2	5	5	10	64874.74	137.32	359.16	202
I8	2	5	5	15	89364.53	148.43	337.73	298
I9	2	5	7	15	91135.07	168.05	419.27	388
I10	2	5	7	20	93294.98	248.36	501.92	703
I11	2	5	10	10	94496.84	167.27	779.13	751
I12	2	5	10	15	120157.94	178.32	800.45	982
I13	2	5	10	20	126293.44	197.54	973.78	1317
I14	2	5	15	15	161997.65	184.40	1512.07	1773
I15	2	5	15	20	161064.57	227.94	2498.22	2102
I16	2	5	15	25	186265.63	281.07	2563.09	2510
I17	2	5	20	15	198761.14	251.61	3016.31	3025
I18	2	5	20	20	222584.08	297.42	3199.45	3493
I19	2	5	20	25	279578.49	346.13	3701.68	3600
I20	2	5	20	30	283900.34	427.28	4217.71	3600

Tableau 2. 4: Résultats du modèle avec coûts énergétiques

Instance	Nombre de lignes	Nombre de véhicule	Nombre de périodes	Nombre de clients	Coût total	Energie totale	Emissions totales	CPU
I1	2	5	2	5	29654.24	96.32	153.12	52
I2	2	5	2	10	37347.65	112.65	191.25	102
I3	2	5	3	5	30099.41	104.34	159.34	98
I4	2	5	3	10	42348.55	123.11	201.98	159
I5	2	5	4	10	60395.13	142.36	248.01	210
I6	2	5	4	15	76831.04	176.12	359.61	193
I7	2	5	5	10	65970.4	170.43	338.95	288
I8	2	5	5	15	90323.25	187.14	301.17	348
I9	2	5	7	15	92791.31	201.31	380.57	436
I10	2	5	7	20	94682.42	283.19	479.29	599
I11	2	5	10	10	95536.66	191.32	698.58	829
I12	2	5	10	15	130265.77	241.15	729.30	1008
I13	2	5	10	20	127463.98	267.27	883.01	1426
I14	2	5	15	15	152306.12	256.61	980.14	1887
I15	2	5	15	20	160931.47	278.35	2017.84	2504
I16	2	5	15	25	173630.35	318.78	2197.51	2663
I17	2	5	20	15	200133.55	312.35	2436.01	3531
I18	2	5	20	20	241964.27	380.74	2421.89	3600
I19	2	5	20	25	260343.65	455.67	2792.07	3600
I20	2	5	20	30	262046.18	490.58	3353.82	3600

Tableau 2. 5: Résultats du modèle avec contrainte de carbone

Instance	Nombre de lignes	Nombre de véhicule	Nombre de périodes	Nombre de clients	Coût total	Energie totale	Emissions totales	CPU
I1	2	5	2	5	27621.64	88.65	178.26	69
I2	2	5	2	10	29487.71	95.11	210.54	92
I3	2	5	3	5	42770.54	91.07	159.34	138
I4	2	5	3	10	60642.21	100.77	229.40	151
I5	2	5	4	10	76347.01	120.06	289.14	179
I6	2	5	4	15	66813.63	135.97	392.37	227
I7	2	5	5	10	90340.74	138.16	359.16	273
I8	2	5	5	15	92681.45	148.43	337.73	352
I9	2	5	7	15	94906.05	168.05	419.27	529
I10	2	5	7	20	95891.23	248.36	380.57	670
I11	2	5	10	10	130746.38	167.27	779.13	863
I12	2	5	10	15	128553.51	180.09	800.45	1107
I13	2	5	10	20	150660.07	197.54	973.78	1601
I14	2	5	15	15	160872.15	184.40	1512.07	2206
I15	2	5	15	20	169322.64	229.68	2017.84	2678
I16	2	5	15	25	202094.32	281.07	2197.51	3321
I17	2	5	20	15	250679.19	251.61	2436.01	3600
I18	2	5	20	20	261394.81	300.94	2421.89	3600
I19	2	5	20	25	310170.25	346.13	3701.68	3600
I20	2	5	20	30	379604.03	431.99	3353.82	3600

Tableau 2. 6: Résultats du modèle avec contraintes de consommation énergétique et de carbone

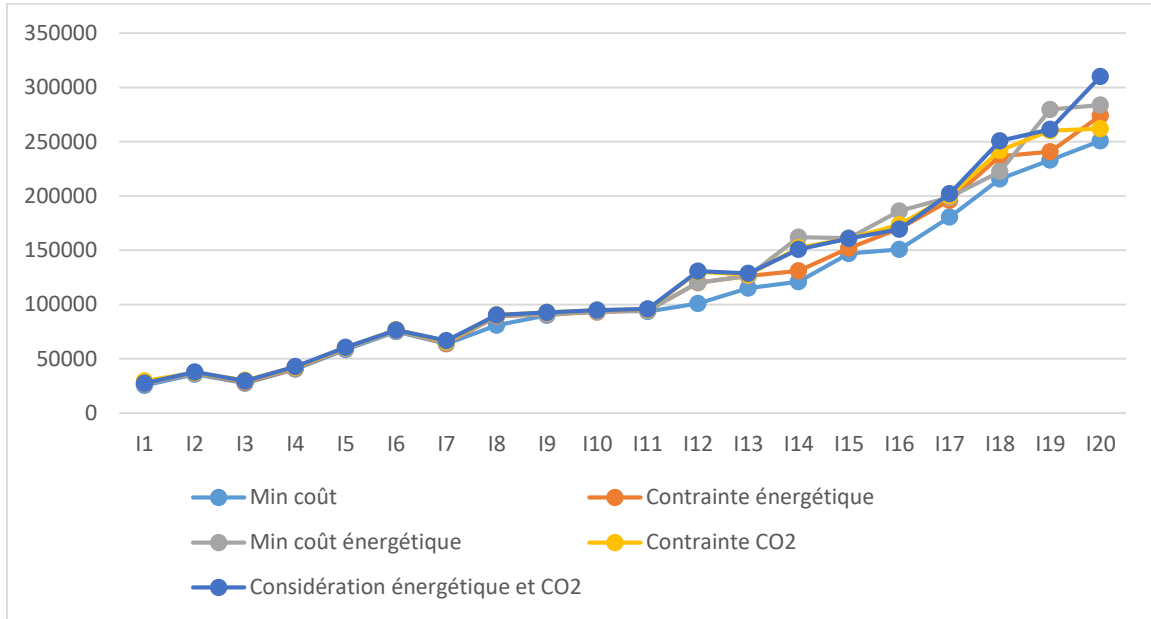


Figure 2. 5: Variation du coût total pour les cinq versions du modèle

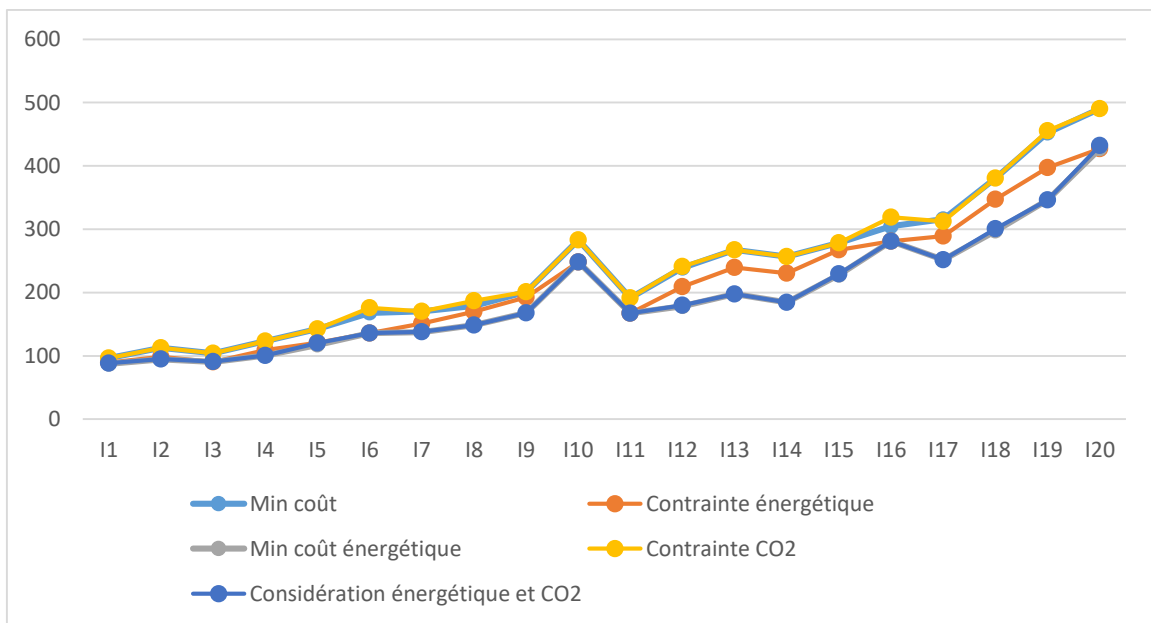


Figure 2. 6: Variation de la consommation énergétique pour les cinq versions du modèle

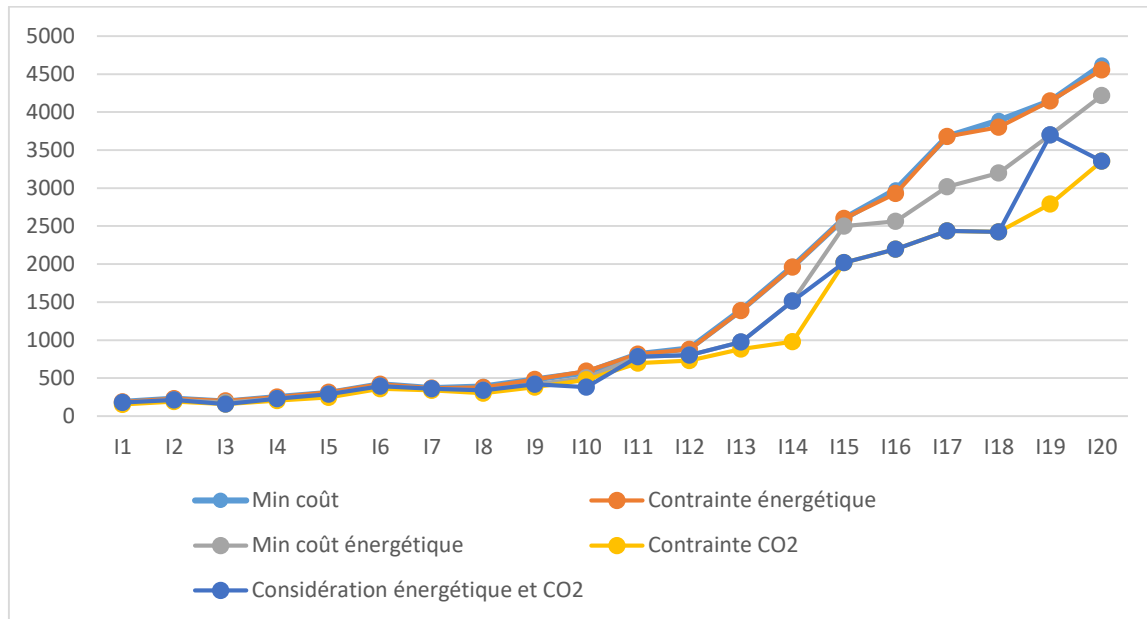


Figure 2. 7: Variation des émissions de carbone pour les cinq versions du modèle

Les résultats sont présentés dans les tableaux 2.2 à 2.6, ainsi que les figures 2.5 à 2.7, où chaque tableau représente l'un des cinq cas décrit au début de cette section. Pour chaque cas, le coût total qui est valeur-objectif et présenté, ainsi que le total de la consommation énergétique et des émissions CO₂.

Pour le contexte du coût, comme il montré dans les tableaux des résultats, le coût le plus réduit est obtenu par le premier modèle (sans considération écologique et énergétique), ce coût augmente de plus en plus à travers les instances, car à chaque fois le nombre de périodes ou de clients augmente. Ce modèle tend à choisir l'ancienne ligne à sa capacité maximale dans chaque période de production car elle est moins chère, et la deuxième ligne est utilisée seulement pour couvrir le manque de produit. La livraison de produit aux clients est effectuée dans chaque période de production pour minimiser le coût de stockage chez les clients.

Dans quatre cas restants, la valeur de la fonction-objectif est plus élevée (le coût total) car la considération de l'aspect écologique et énergétique impose la limitation de l'utilisation de ressource qui cause l'augmentation de l'énergie ou des émissions de carbone par rapport à la valeur maximale prédéfinie à respecter. Parmi les quatre cas, le coût le plus est résulté du modèle de considération des coûts énergétiques et le modèle qui considère l'énergie et les émissions de carbone simultanément.

Dans le cadre énergétique, les modèles qui le considère ainsi que le modèle orienté coût résultent à moins de consommation énergétique, car l'utilisation de l'ancienne ligne qui a un coût de production moins cher et une consommation énergétique plus basse.

Pour les émissions de CO₂, le modèle du coût total et ceux qui considère que l'aspect énergétique (contrainte de limitation d'énergie et coûts énergétique) résultent de plus des émissions, à cause l'utilisation de l'ancienne ligne pour la production. Dans la partie de transport, les modèles qui considèrent les émissions de carbone résultent de choisir les plus

courts chemins pour les véhicules, ainsi que le chargement des véhicules à pleine capacité pour livrer des quantités qui dépassent la demande de la période actuelle, afin d'éviter d'autres rotations qui peuvent causer une augmentation de la quantité de carbone émise.

En ce qui concerne le temps de calcul, nous pouvons remarquer que ce dernier augmente considérablement à chaque fois la taille de l'instance est plus grande, et dans quelque instance le temps d'exécution maximal était atteint, ce qui signifie que la solution trouvée peut ne pas représenter la solution optimale du problème.

2.4. Le Production-Routing Problem multi-produit avec véhicules compartimentés et contrat d'énergie

2.4.1. Description du problème

Le PRP multi-produit c'est le problème de planification de production et de transport de plusieurs produits, les clients effectuent des demandes d'un ou de plusieurs produits, ces produits sont fabriqués dans l'atelier de production qui est composés de plusieurs lignes de production et avec les quantités correspondantes, qui sont par la suite livrées aux clients.

En ajoutant la notion des véhicules compartimentés, le PRP étudié sera dédié beaucoup plus aux industries agroalimentaires, chimiques ou même pétrolières qui possèdent des variantes des produits sensibles qui ne doivent pas être mélangés.

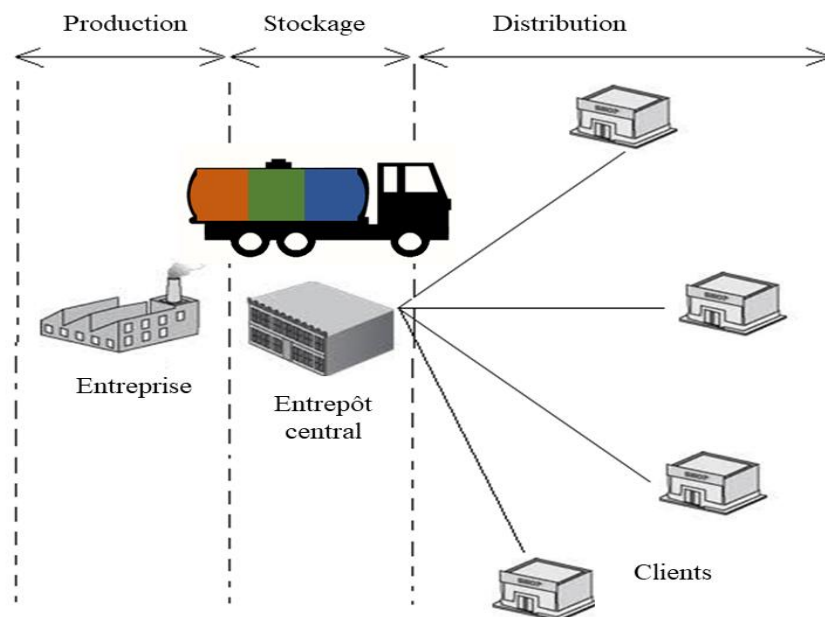


Figure 2. 8: Chaîne logistique d'un PRP multi-produit multi-compartiment

2.4.2. Contexte du contrat d'énergie

Ce terme représente une hypothèse qui a été introduite par Masmoudi et al. (2017) et implémentée par Rodoplu et al. (2020) dans le problème de dimensionnement des lots mono-produit dans un système de production de type flow shop avec des contraintes énergétiques.

Cette hypothèse peut être décrite par un ensemble de fournisseurs d'énergie électrique possédants des sources qui peuvent être traditionnelle ou renouvelable. Chaque fournisseur offre des différentes capacités avec des coûts associés toutes les offres.

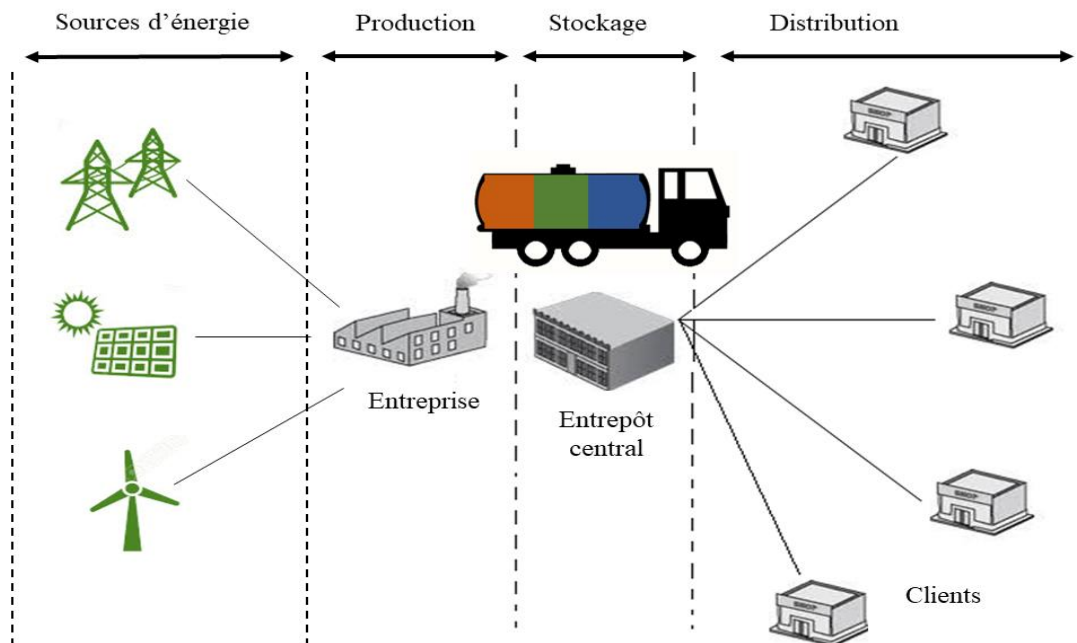


Figure 2. 9: Chaîne logistique d'un PRP multi-produit étudié

L'intérêt de cette partie est de cette partie est l'intégration de la notion des fournisseurs d'énergie au problème de planification intégrée de production et de transport, en supposant que l'énergie consommée par les lignes de production qui ne dépasse pas le seuil prédéfini, doit être obtenue de ces fournisseurs dans chaque période de l'horizon de planification. Ces fournisseurs offrent plusieurs choix de contrat, chacun de ces choix contient une certaine quantité d'énergie, où un coût est associé pour chaque offre. L'objectif est de minimiser le coût total qui inclut le coût de l'énergie fournie.

2.4.3. Formulation mathématique

- **Ensembles**

- T Ensemble des périodes.
- N Ensemble des nœuds, nœud 1 représente l'entreprise.
- CL Ensemble des clients.
- L Ensemble des lignes de production.
- K Ensemble des véhicules.
- CM Ensemble des compartiments des véhicules.
- P Ensemble des produits.
- F Ensemble des sources d'énergie.

O Ensemble des options du contrat d'énergie.

• **Paramètres**

$Pr_{t,p,l}$ Coût de production unitaire du produit p dans la ligne l dans la période t.

$h_{i,p}$ Coût de stockage unitaire du produit p dans la période t.

$S_{t,l}$ Coût de lancement de production dans la ligne l pendant la période t.

$CU_{t,k}$ Coût d'utilisation du véhicule k dans la période t.

$CT_{i,j}$ Coût de transport entre le nœud i et le nœud j (entreprise et clients).

$Dem_{i,p,t}$ Demande du client i de produit p dans la période t.

$CapC_{k,c}$ Capacité du compartiment c du véhicule k.

$CapS_i$ Capacité e stockage chez le nœud i.

$Stock_{i,p,0}$ Stockage initial du produit p chez le nœud i.

D_t Durée de la période t.

$T_{prod,p,l}$ Temps de production d'une unité de produit p dans la ligne l.

$T_{set,l}$ Temps nécessaire pour le lancement de production dans la ligne l.

Pow_l Puissance de la ligne l.

CE_t Coût d'électricité dans la période t.

$Maxp_t$ Puissance maximale autorisée dans la période t.

$V_{o,f}$ Quantité d'énergie à fournir dans l'option o de la source d'énergie f.

$CV_{o,f}$ Coût d'inscription pour l'option o de la source d'énergie f

• **Variables de décisions**

$Z_{t,p,l} = \begin{cases} 1, & \text{s'il y'a de lancement de la production du produit p dans la ligne l dans la période t.} \\ 0, & \text{sinon.} \end{cases}$

$R_{t,p,l}$: La quantité produite de produit p dans la ligne l dans la période t.

$Q_{liv,i,p,t,c,k}$ La quantité de produit p livrée au client i dans la période t par le véhicule k dans le compartiment c.

$Stock_{i,p,t}$ Le stock de produit p chez le nœud i à la fin de la période t.

$Y_{i,t,k} = \begin{cases} 1, & \text{si le noeud i est visité dans la période t par le véhicule k.} \\ 0, & \text{sinon.} \end{cases}$

$X_{i,j,t,k} = \begin{cases} 1, & \text{si le véhicule k fait parcourir l'arc(i, j) dans la période t.} \\ 0, & \text{sinon.} \end{cases}$

$W_{p,t,c,k} = \begin{cases} 1, & \text{si le produit p est affecté au compartiment c du véhicule k dans la période t.} \\ 0, & \text{sinon.} \end{cases}$

$E_{max,t}$ Quantité d'énergie utilisée dans la période t

$A_{o,f,t} = \begin{cases} 1, & \text{si l'option } o \text{ est de la source d'énergie } f \text{ est choisie dans la période } t. \\ 0, & \text{sinon.} \end{cases}$

• **Modèle mathématique**

$$\begin{aligned}
 \text{Min} \quad & \sum_{i \in N} \sum_{t \in T} \sum_{p \in P} h_{i,p} * \text{Stock}_{i,p,t} + \sum_{t \in T} \sum_{l \in L} \sum_{p \in P} S_{t,l} * Z_{t,p,l} + \sum_{t \in T} \sum_{l \in L} \sum_{p \in P} Pr_{t,p,l} * R_{t,p,l} \\
 & + \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{t \in T} \sum_{k \in K} CT_{i,j} * X_{i,j,t,k} + \sum_{t \in T} \sum_{k \in K} CU_{t,k} * Y_{1,t,k} \\
 & + \sum_{t \in T} \sum_{l \in L} \sum_{p \in P} (Pow_l * Tprod_{p,l} * R_{t,p,l}) * CE_t + \sum_{o \in O} \sum_{f \in F} CV_{o,f} * A_{o,f}
 \end{aligned} \quad (2.48).$$

$$\begin{aligned}
 \text{Stock}_{1,p,t} = \text{Stock}_{1,p,t-1} + \sum_{l \in L} R_{t,p,l} \\
 - \sum_{i \in CL} \sum_{c \in CM} \sum_{k \in K} Qliv_{i,p,t,c,k} \quad , \forall t \in T, \forall p \in P
 \end{aligned} \quad (2.49).$$

$$\text{Stock}_{i,p,t} = \text{Stock}_{i,p,t-1} + \sum_{c \in CM} \sum_{k \in K} Qliv_{i,p,t,c,k} - Dem_{i,pt} \quad , \forall i \in CL, \forall t \in T, \forall p \in P \quad (2.50).$$

$$\sum_{p \in P} \text{Stock}_{i,p,t} \leq CapS_i \quad , \forall i \in N, \forall t \in T \quad (2.51).$$

$$\sum_{c \in CM} \sum_{k \in K} \sum_{t \in T} Qliv_{i,p,t,c,k} = \sum_{t \in T} Dem_{i,p,t} \quad , \forall i \in CL, \forall p \in P \quad (2.52).$$

$$R_{t,p,l} \leq Z_{t,p,l} * \sum_{i \in CL} \sum_{t' \in T} Dem_{i,p,t'} \quad , \forall t \in T, \forall p \in P \quad (2.53).$$

$$\sum_{t \in T} \sum_{l \in L} R_{t,p,l} \geq \sum_{i \in CL} \sum_{t \in T} Dem_{i,p,t} \quad , \forall p \in P \quad (2.54)$$

$$\sum_{p \in P} R_{t,p,l} * Tprod_{p,l} + \sum_{p \in P} Z_{t,p,l} * Tset_l \leq D_t \quad , \forall t \in T, \forall l \in L \quad (2.55).$$

$$X_{i,i,t,k} = 0 \quad , \forall i \in N, \forall t \in T, \forall k \in K \quad (2.56).$$

$$\sum_{i \in N} X_{i,j,t,k} = Y_{j,t,k} \quad , \forall j \in N, \forall t \in T, \forall k \in K \quad (2.57).$$

$$\sum_{j \in N} X_{i,j,t,k} + \sum_{j \in N} X_{j,i,t,k} = 2 * Y_{i,t,k} \quad , \forall i \in N, \forall t \in T, \forall k \in K \quad (2.58).$$

$$\begin{aligned}
 \sum_{i \in S} \sum_{j \in S - \{i\}} X_{i,j,t,k} \leq |S| \\
 - \sum_{i \in CL} \sum_{c \in CM} \sum_{p \in P} Qliv_{i,p,t,c,k} / \sum_{c \in CM} CapC_{k,c} \quad , \forall S \subseteq N, |S| \geq 2 \\
 , \forall t \in T, \forall k \in K
 \end{aligned} \quad (2.59).$$

$$\sum_{t \in T} \sum_{i \in CL} \sum_{k \in K} \sum_{c \in CM} Q_{liv_{i,p,t,c,k}} \geq \sum_{t \in T} \sum_{l \in L} R_{t,p,l} \quad , \forall p \in P \quad (2.60).$$

$$\sum_{p \in P} \sum_{i \in CL} Q_{liv_{i,p,t,c,k}} \leq CapC_{k,c} \quad , \forall t \in T, \forall k \in K \quad (2.61).$$

$$\sum_{i \in CL} Q_{liv_{i,p,t,c,k}} \leq CapC_{k,c} * W_{p,t,c,k} \quad , \forall t \in T, \forall k \in K \quad (2.62).$$

$$\sum_{p \in P} W_{p,t,c,k} \leq 1 \quad \forall t \in T, \forall k \in K \quad (2.63).$$

$$E_{max_t} = \sum_{l \in L} \left(Pow_l * \sum_{p \in P} Z_{t,p,l} \right) \quad , \forall t \in T \quad (2.64).$$

$$E_{max_t} \leq Maxp_t \quad , \forall t \in T \quad (2.65).$$

$$\sum_{o \in O} \sum_{f \in F} V_{o,f} * A_{o,f,t} \geq E_{max_t} \quad , \forall t \in T \quad (2.66).$$

$$\sum_{o \in O} A_{o,f,t} \leq 1 \quad , \forall f \in F, \forall t \in T \quad (2.67).$$

$$X_{i,j,t,k} \in \{0,1\} \quad , \forall i \in N, \forall j \in N \quad (2.68).$$

$$Y_{i,t,k} \in \{0,1\} \quad , \forall t \in T, \forall k \in K, \forall i \in N \quad (2.69).$$

$$E_{max_t} \geq 0 \quad , \forall t \in T \quad (2.70).$$

$$A_{o,f,t} \in \{0,1\} \quad , \forall f \in F, \forall t \in T, \forall o \in O \quad (2.71).$$

$$Z_{t,p,l} \in \{0,1\} \quad , \forall t \in T, \forall p \in P, \forall l \in L \quad (2.72).$$

$$R_{t,p,l} \geq 0 \quad , \forall t \in T, \forall p \in P, \forall l \in L \quad (2.73).$$

$$W_{p,t,c,k} \in \{0,1\} \quad \forall t \in T, \forall k \in K \quad (2.74).$$

$$Q_{i,p,t,c,k} \geq 0 \quad , \forall c \in CM, \forall p \in P \quad (2.75).$$

$$Stock_{i,p,t} \geq 0 \quad , \forall i \in N, \forall t \in T, \forall p \in P \quad (2.76).$$

- La fonction-objectif (2.48) sert à minimiser le coût total qui inclus le coût total qui englobe le coût de stockage, de lancement des lignes, de production, du transport, d'utilisation des véhicules, du coût d'électricité et enfin le coût de contrat d'énergie, respectivement.
- Les contraintes (2.49) et (2.50) assurent l'équilibrage des flux.
- La contrainte (2.51) assure que la capacité de stockage ne soit pas dépassée.
- La contrainte (2.52) indique que les quantités livrées satisfont les demandes des clients.

- Les contraintes (2.53) à (2.55) bornent la quantité produite par les demande des clients et par la capacité de temps.
- Les contraintes (2.56) à (2.59) sont des contraintes d'acheminement des véhicules.
- Les contraintes (2.60) à (2.62) sont des contraintes des quantités livrées par rapport à la quantité produite, capacité des véhicules et l'affectation des produits aux compartiments des véhicules.
- La contrainte (2.63) indique que chaque compartiment utilisé ne doit contenir qu'un seul produit.
- Les contraintes (2.64) et (2.65) déterminent l'énergie demandée par le système de production et la borne par la valeur maximale prédéfinie.
- La contrainte (2.66) assure que les quantités d'énergie obtenues des fournisseurs ne dépasse pas l'énergie demandées par le système de production.
- La contrainte (2.67) impose la sélection d'une option de chaque fournisseur d'énergie, au plus.
- Les contraintes (2.68) à (2.76) indiquent la nature des variables de décision.

2.4.4. Implémentation de l'heuristique Fix & Relax

Dès que le problème de planification intégrée des activités de production et de transport est un problème NP- difficile, car il combine deux problèmes qui sont déjà NP-difficile, en plus de la variété des décisions qui doivent être optimisées pour trouver un bon compromis, tout en minimisant le coût total. La résolution exacte du problème par la formulation mathématique proposée tend à trouver la solution optimale en tenant compte de toute les contraintes et les exigences de problème.

Cette approche de résolution exacte est efficace seulement des petites à moyennes tailles de problème est considérées, cependant, la modélisation mathématique n'est plus efficace lorsque des tailles importantes du PRP sont considérées, le solver peut prendre un temps de calcul important pour la résolution, sans atteindre la solution optimale.

A cet effet, des méthodes approchées sont adaptées pour la résolution des grandes instances des problèmes de la recherche opérationnelle, qui aident à l'obtention des solutions de qualité satisfaisante, pendant des délais raisonnables. Pour ce faire, dans notre cas, l'heuristique Fix & Relax est proposée pour résoudre cette variante de PRP.

2.4.4.1. Principe de fonctionnement

Le concept central de cette méthode heuristique repose sur le fait qu'en assouplissant une partie du problème, nous obtenons une version simplifiée qui devient plus facile à résoudre de manière optimale.

L'approche heuristique de Fix & Relax vise à trouver une solution satisfaisante au problème initial en ajustant de manière itérative les variables et les contraintes. Elle est fréquemment utilisée pour résoudre des problèmes d'optimisation à grande échelle ou très complexes, pour lesquels trouver une solution exacte est techniquement difficile voire impossible. Cette méthode heuristique peut fournir des solutions quasi-optimales dans un délai raisonnable.

Il est important de noter que les applications spécifiques et les techniques utilisées dans cette approche heuristique de Fix & Relax peuvent varier en fonction de la nature du problème d'optimisation et de l'algorithme mis en œuvre.

Cette heuristique a été utilisée pour résoudre les différents types de problèmes de Recherche opérationnelle dans la littérature tel que : la gestion des projets (Escudero et Salmeron, 2005), planification de production (Masmoudi et al. 2017), (Bensmain et al. 2019) et (Rodoplu et al. 2020), problème intégré de gestion de stock et de tournée de véhicule (Uggen et al. 2013) et (Friske et al. 2022), problème de location-allocation (Albareda-Sambola et al. 2013) et (Chouksey et al. 2022) et autres problèmes.

Le principe le plus utilisé surtout dans la résolution du problème de dimensionnement des lots dans l'algorithme du Fix & Relax est le principe de l'horizon glissant, en décomposant le problème à plusieurs sous problèmes de taille réduite. Cela permet de parcourir tout le l'horizon de planification en obtenant la solution optimale pour chaque sous-problème, qui peut représenter une solution de bonne qualité pour le problème global. Ce principe est appliqué à l'aide d'une stratégie de décomposition :

- Fenêtre d'observation (OW) sert à réduire la taille de problème en un nombre réduit de périodes. Le problème est donc résolu par la modélisation mathématique exacte pour le nouvel horizon.
- Fenêtre d'approximation (AW) représente l'ensemble de périodes où le problème n'a pas été encore optimisé, les variables de décision dans cette fenêtre sont soit relâchées soit exclues pendant la résolution du sous problème de la fenêtre d'observation.
- Fenêtre fixée (FW) représente les périodes dont les solutions sont enregistrées. Après la sauvegarde des variables de la fenêtre fixée, la fenêtre d'observation se glisse vers la fenêtre d'approximation en excluant les périodes dont les solutions sont enregistrées. L'algorithme se répète jusqu'à la fin de l'horizon de planification.

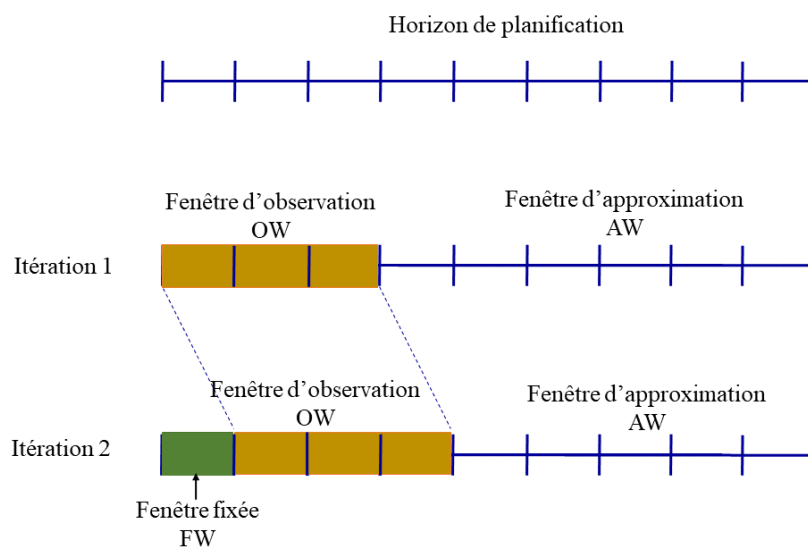


Figure 2. 10: Principe de l'heuristique F&R pour les premières itérations

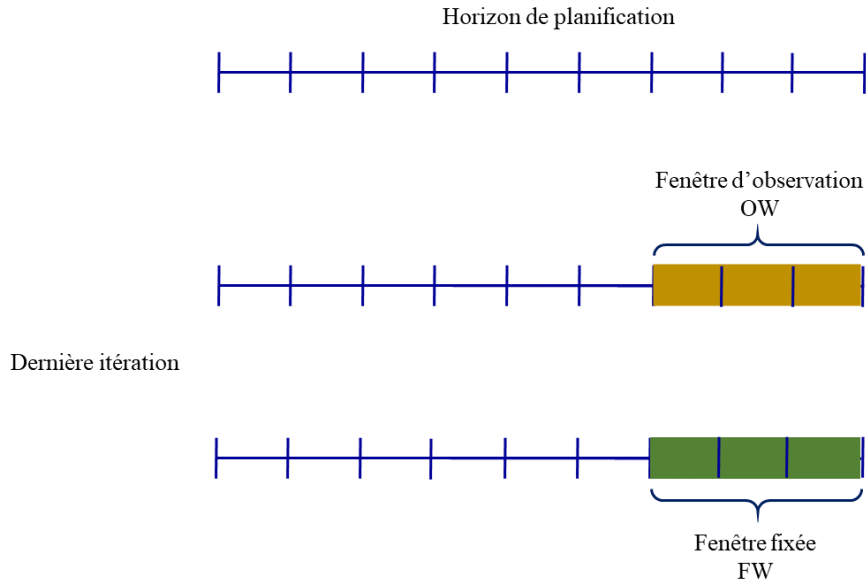


Figure 2. 11: Principe de l'heuristique F&R pour la dernière itération

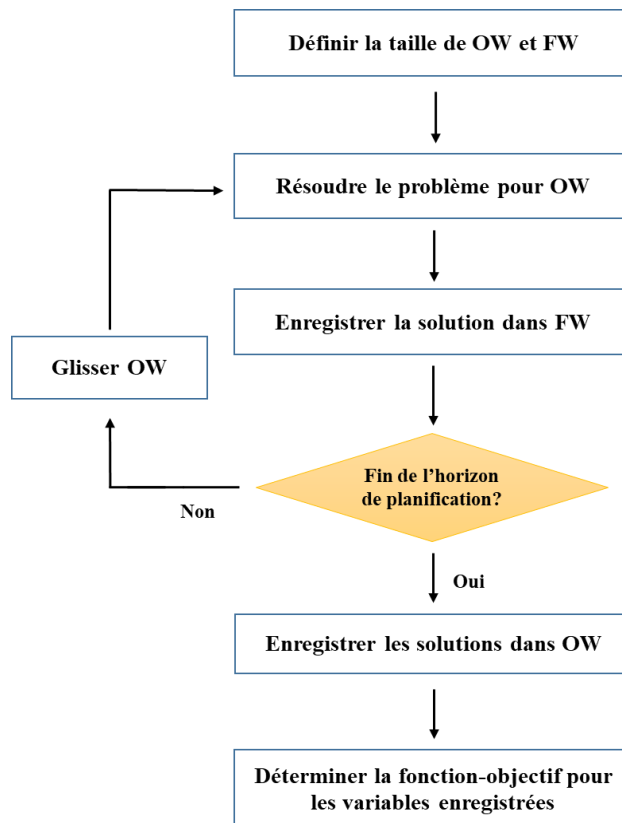


Figure 2. 12: Schéma de fonctionnement de l'algorithme de F&R

2.4.5. Résultats expérimentaux

Dans cette section, nous représentons les résultats des expérimentations du modèle mathématique ainsi que l'heuristique Fix & Relax pour le problème de planification de production et de transport multi-produit, avec flotte de véhicules compartimentés et avec

plusieurs sources d'énergie. Les données liées à l'aspect énergétique ainsi que les configurations de l'heuristique F&R sont inspirées des travaux de Rodoplu et al. (2020) avec trois types de sources d'énergie, et Masmoudi et al. (2017). Les données restantes sont générées aléatoirement.

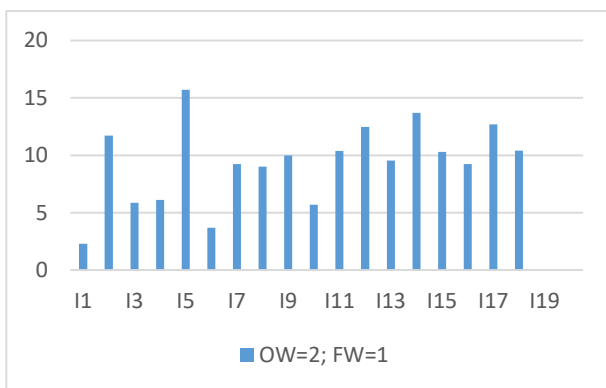
Options	Energie traditionnelle		Energie solaire		Energie éolienne	
	Quantité (KWh)	Coût (\$)	Quantité (KWh)	Coût (\$)	Quantité (KWh)	Coût (\$)
1	6	50	3	75	3	62.5
2	9	55	4	82.5	4	68.75
3	12	80	5	120	5	100
4	15	90	6	135	6	112.5
5	18	100	7	150	7	125
6	24	200	8	300	8	250
7	36	250	9	375	9	312.5

Tableau 2. 7: Options de contrat d'énergie (Rodoplu et al. 2020)

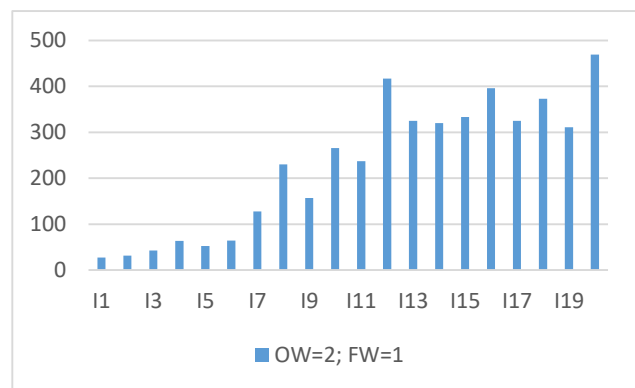
La résolution du modèle mathématique est faite par le solver CPLEX, et l'adaptation de l'heuristique Fix & Relax est faite en JAVA, et pour résoudre chaque sous problème, nous faisons appel à CPLEX pour le résoudre d'une manière optimale. Le temps de calcul du modèle mathématique est limité par 2 heures (7200s) car la majorité des instances n'ont pas pu être résolues au bout d'une heure (3600s) comme nous avons fait dans le PRP mono-produit, et cela est dû à la complexité du problème.

Instances	T	N	P	K	CM	L	F	O	CPLEX	
									CPU	Valeurs objectif
I1	3	5	2						286	98646.25
I2	3	10	2						431	106790.14
I3	4	5	2						448	176843.47
I4	4	10	2						680	191267.32
I5	4	15	2						936	209513.28
I6	5	10	2						1061	183489.09
I7	5	15	2						2093	219721.85
I8	5	20	3						3918	273560.74
I9	7	10	3						3241	259714.01
I10	7	15	3	6	3	4	3	7	4302	278613.25
I11	7	20	3						6157	305014.22
I12	10	10	3						5971	325457.35
I13	10	15	3						6579	356907.64
I14	10	20	3						7200	406508.55
I15	15	15	4						7200	389391.14
I16	15	20	4						7200	413793.79
I17	15	30	4						7200	472981.37
I18	20	10	4						7200	519670.45
I19	20	20	4						/	/
I20	20	30	4						/	/

Tableau 2. 8: Résultats du modèle mathématique

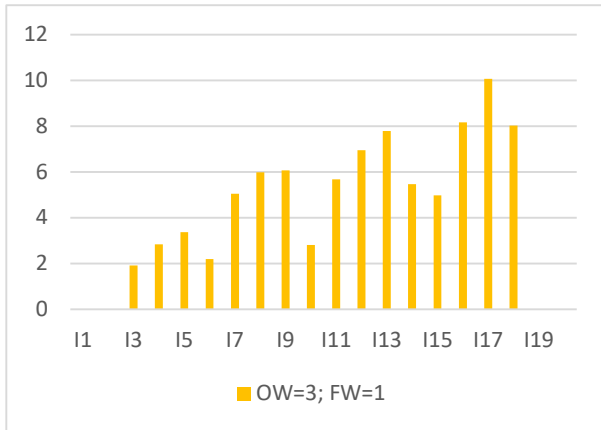


(a)

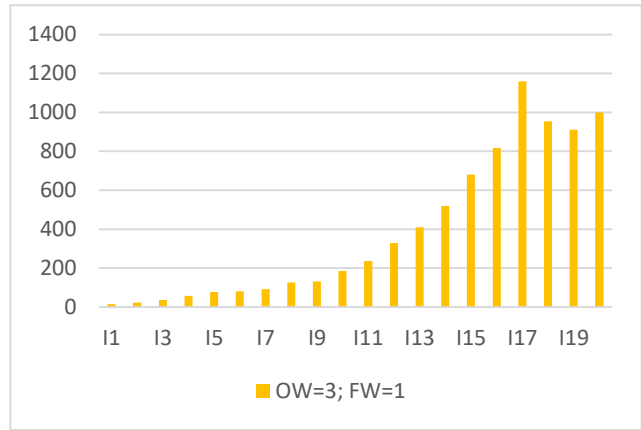


(b)

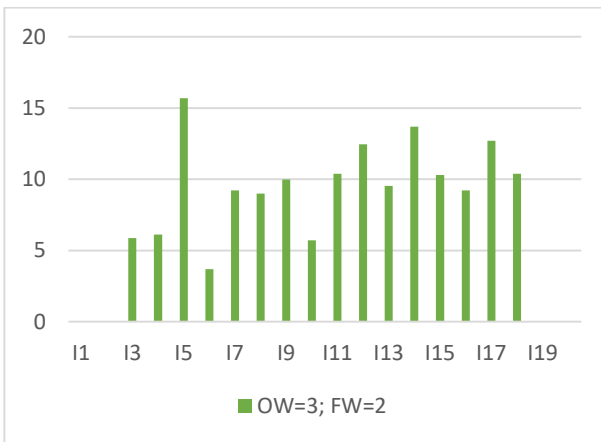
Figure 2. 13: Résultats de gap (a) et de CPU (b) de la configuration avec OW=2



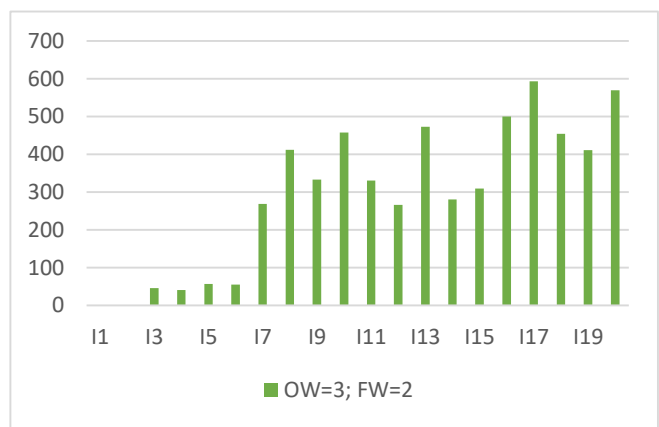
(a)



(b)

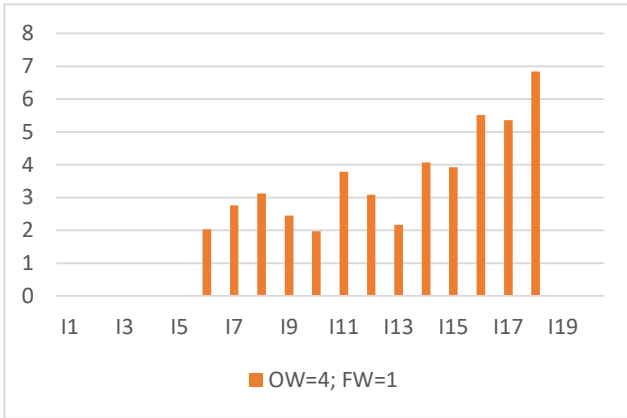


(a)

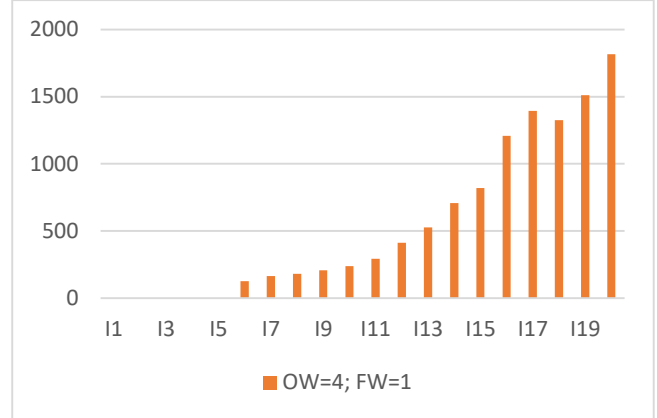


(b)

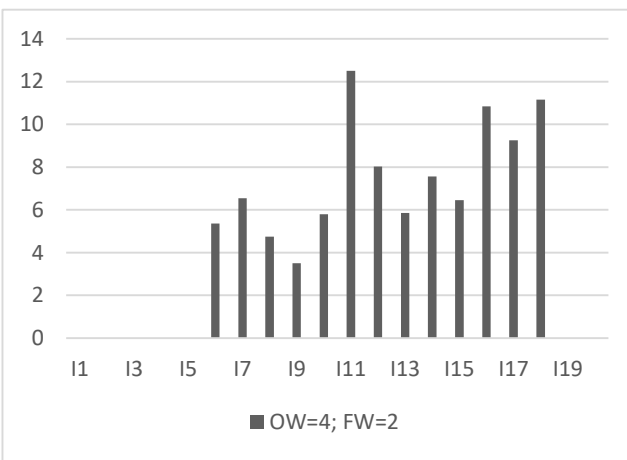
Figure 2. 14: Résultats de gap (a) et de CPU (b) des configurations avec OW=3



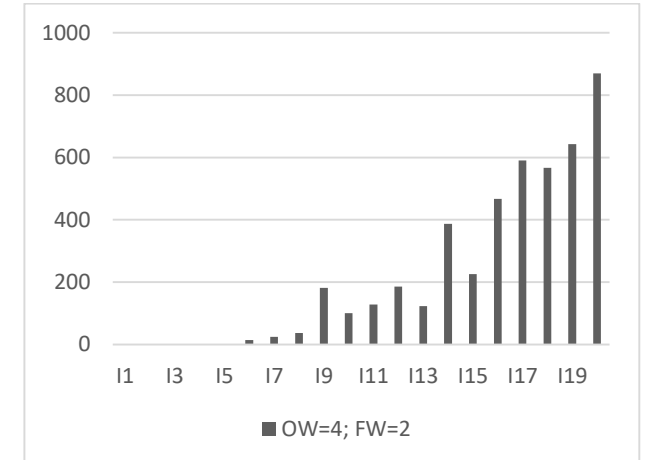
(a)



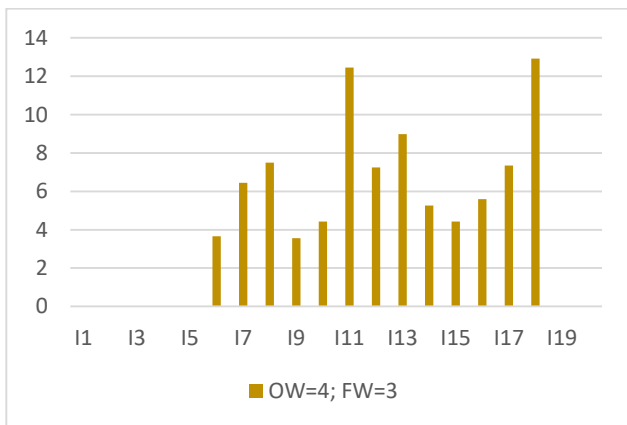
(b)



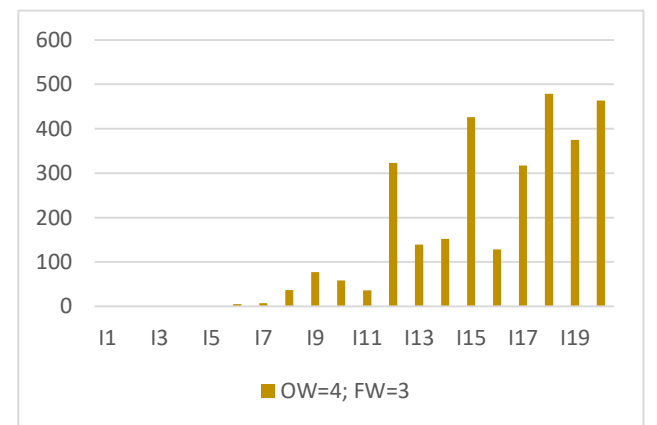
(a)



(b)



(a)



(b)

Figure 2. 15: Résultats de gap (a) et de CPU (b) des configurations avec OW=4

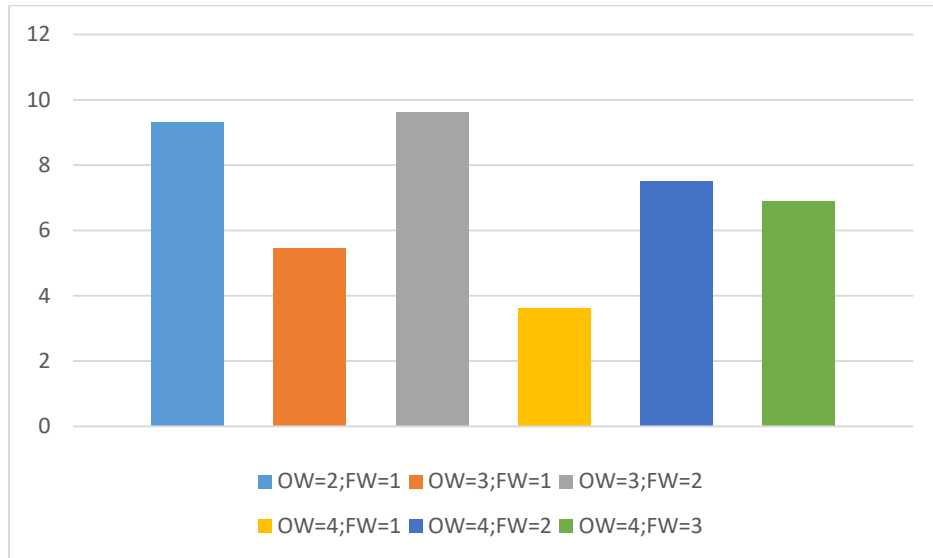


Figure 2. 16: Gap moyen des six configurations de F&R proposées

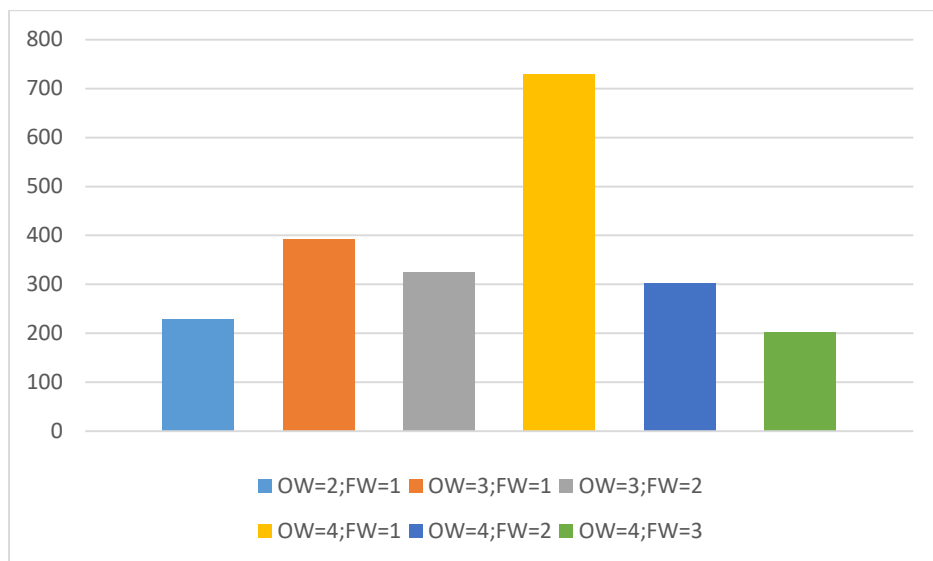


Figure 2. 17: CPU moyen des six configurations de F&R proposées

Le tableau 2.8 ainsi que les figures 2.13 à 2.17 représentent les résultats obtenus après avoir testé le modèle mathématique ainsi que l'heuristique proposée sur vingt instances. Plusieurs configurations sont testées pour l'heuristique Fix & Relax, en variant la taille de la fenêtre d'observation et de la fenêtre fixée. Au total, six tests ont été effectués pour chaque instance, ce qui donne un total de 120 solutions pour l'heuristique F&R.

Les problèmes dans les vingt instances sont de différentes tailles. Le nombre de lignes de production, de véhicules, de compartiments, de sources d'énergies et les options des fournisseurs d'énergie est le même pour toutes les instances, tandis que le nombre de périodes, de clients et de produits varie pour tester les différents cas possibles.

Le temps de calcul de CPLEX pour le modèle mathématique est plus élevé par rapport aux configurations de F&R. Pour les instances I14 à I18, le solver a atteint la limite de temps de calcul, et la solution n'est pas toujours optimale. Pour les instances I19 et I20, la limite de temps de calcul n'était pas suffisante pour que CPLEX puisse générer des solutions faisables.

Le temps de calcul pour l'heuristique F&R est plus court que celui de CPLEX, en raison de la réduction de la complexité grâce à l'utilisation de l'horizon glissant, qui décompose l'horizon de planification en des petits intervalles, facilitant ainsi la résolution du problème. Par exemple, les deux dernières instances qui n'ont pas été résolues par CPLEX en deux heures ont été résolues par F&R en 1817 secondes pour la dernière instance (environ 30 minutes).

En ce qui concerne les valeurs de la fonction-objectif, les solutions des instances I1 et I2 pour les configurations avec $OW=3$ et des instances I1 à I5 pour les configurations avec $OW=4$ n'ont pas pu être obtenues, car la taille de l'horizon est inférieure ou égale à la taille de OW , ce qui empêche l'application de l'heuristique F&R.

Les résultats montrent que l'écart entre le résultat trouvé et la solution optimale n'était pas très important pour les petites à moyennes instances, mais il a commencé à diverger pour quelques moyennes à grandes instances et pour toutes les configurations.

En comparant les résultats des six configurations de la méthode approchée, les résultats avec le plus petit écart sont obtenus à partir de la configuration : $OW=4$ et $FW=1$. Cela peut s'expliquer par le fait que la taille des sous-problèmes est plus grande que celle des autres, et donc la taille de la fenêtre fixée est la plus petite (1). Lorsque la fenêtre d'observation est de plus grande taille et combinée avec une fenêtre fixée de plus petite taille, cela crée généralement des solutions de meilleure qualité, alors que le contraire crée des solutions de moindre qualité, comme dans le cas de la première configuration $OW=2$ ou la configuration $OW=3$ et $FW=2$.

D'autre part, on remarque que les configurations qui donnent les meilleurs résultats sont celles avec le temps de calcul le plus élevé, ce qui peut s'expliquer par la taille des sous-problèmes ainsi que le nombre d'itérations nécessaires pour parcourir tout l'horizon de planification. On peut donc conclure que plus la taille des sous-problèmes est grande, plus les résultats se rapprochent de la solution optimale en termes de qualité, mais le temps de calcul est également plus élevé.

2.5. Conclusion

Dans ce chapitre, le problème de planification intégrée des activités de production, de stockage et de transport est étudié. Ce problème est une combinaison du problème de dimensionnement des lots et du problème de tournée de véhicules, dans un horizon de planification composé de plusieurs périodes. L'objectif dans le problème classique est de minimiser le coût total de toutes les activités en trouvant un compromis entre les décisions de production, de stockage, de livraison et de transport dans tout l'horizon de planification.

Dans une première partie, trois variantes du problème PRP mono-produit sont présentées dans ce chapitre : le PRP mono-produit, mono-véhicule, le PRP mono-produit multi-véhicule et enfin le PRP mono-produit multi-véhicule avec lignes de production multiples, où le modèle

développé devient de plus en plus compliqué en passant d'une variante à une autre. En plus de la minimisation des coûts, l'aspect écologique et énergétique est considéré en adoptant une stratégie de plafonnement des émissions de carbone par des contraintes limitant ces dernières, ainsi que la consommation énergétique, soit par des contraintes, soit par l'inclusion des coûts associés à la fonction-objectif. Enfin, les résultats des différentes versions du modèle sont présentés et comparés pour montrer l'impact de la considération écologique et énergétique sur le PRP.

Dans la deuxième partie, le PRP multi-produit, avec des véhicules compartimentés et la considération de plusieurs sources d'énergie, est présenté. Un modèle mathématique est développé pour la résolution exacte du problème, puis une méthode approchée de l'heuristique Fix & Relax avec le principe de l'horizon glissant est proposée. 120 tests ont été effectués en comparant les différentes configurations de l'heuristique. Enfin, les résultats du modèle mathématique et de l'approche heuristique sont présentés et comparés.

Travaux réalisés :

Le travail effectué dans ce chapitre a fait l'objet trois conférences internationales, où l'une est une conférence IEEE :

Zeddami, B., Belkaid, F., & Bennekrouf, M. Integrated production and distribution planning with energy consideration. ICMEMIS'19, Djelfa, Algeria.

Zeddami, B., Belkaid, F., & Bennekrouf, M. The integrated Production-Routing Problem in food supply chain with energy contract options. CIMOCL'2020, Settat, Morocco.

Zeddami, B., Belkaid, F., & Bennekrouf, M. (2020, December). Solving the Production-Routing Problem with energy consideration: A case study from the furniture industry. In *2020 IEEE 13th International Colloquium of Logistics and Supply Chain Management (LOGISTIQUA)* (pp. 1-6). IEEE.

Optimisation multi-objectif du Production-Routing Problem

3

Sommaire

Chapitre 3 : Optimisation multi-objectif du Production-Routing Problem	79
3.1. Introduction.....	79
3.2. Description du problème.....	80
3.3. Formulation mathématique	81
3.3.1. Ensembles, paramètres et variables de décision	81
3.3.2. Contraintes.....	82
3.3.3. Fonctions-objectif.....	84
3.4. Méthodes d'optimisation multi-objectif	84
3.4.1. Méthode Lp-metric	85
3.4.2. Combinaison de l'heuristique Fix & Relax avec la méthode Lp-metric	86
3.5. Résultats expérimentaux	87
3.6. Conclusion	91

3.1. Introduction

Dans ce chapitre nous adressons le problème de planification intégrée de production et de transport dans une contexte multi-objectif. L'optimisation multi-objectif, également connue sous le nom d'optimisation multicritère, vise à trouver un ensemble de solutions qui représentent les meilleurs compromis entre plusieurs objectifs souvent contradictoires.

Le problème à considérer dans ce chapitre est le PRP mono-produit, où le système de production comprenant plusieurs lignes de production qui peuvent fonctionner suivant plusieurs modes de vitesse. La livraison dans ce problème se fait par une flotte hétérogène de véhicules non-compartmentés.

Pour résoudre le problème multi-objectif, plusieurs approches sont proposées selon la méthode appliquée :

- La méthode Lp-metric.
- L'heuristique Fix & Relax.

Pour chaque méthode, plusieurs configurations de problème selon l'objectif à optimiser sont testées :

- Minimisation du coût total et consommation d'énergie sous contraintes des émissions de CO₂.
- Minimisation du coût total et émissions de CO₂ sous des contraintes énergétiques.
- Minimisation du coût total et émissions de CO₂ consommation d'énergie.

Enfin les résultats des combinaisons des méthodes et des configurations sont présentés et comparés.

3.2. Description du problème

Le problème de planification intégrée des services de production et de transport abordé dans cette section est désigné par l'acronyme PRP mono-produit où le système de production se compose de plusieurs lignes, qui peuvent être soit des nouvelles lignes utilisant des technologies récentes, nécessitant une grande quantité d'énergie électrique et présentant des coûts de fonctionnement élevés, soit des lignes plus anciennes avec des coûts de fonctionnement et une consommation d'énergie moindres, mais générant une importante quantité d'émissions de CO₂. Chaque ligne du système de production propose différents modes de fonctionnement en termes de vitesse : à mesure que l'on passe à des niveaux de vitesse supérieurs, les coûts, la consommation d'énergie et les émissions de carbone augmentent, tandis que le temps de production diminue. En ce qui concerne la livraison, une flotte de véhicules hétérogène en termes de capacité est prise en compte.

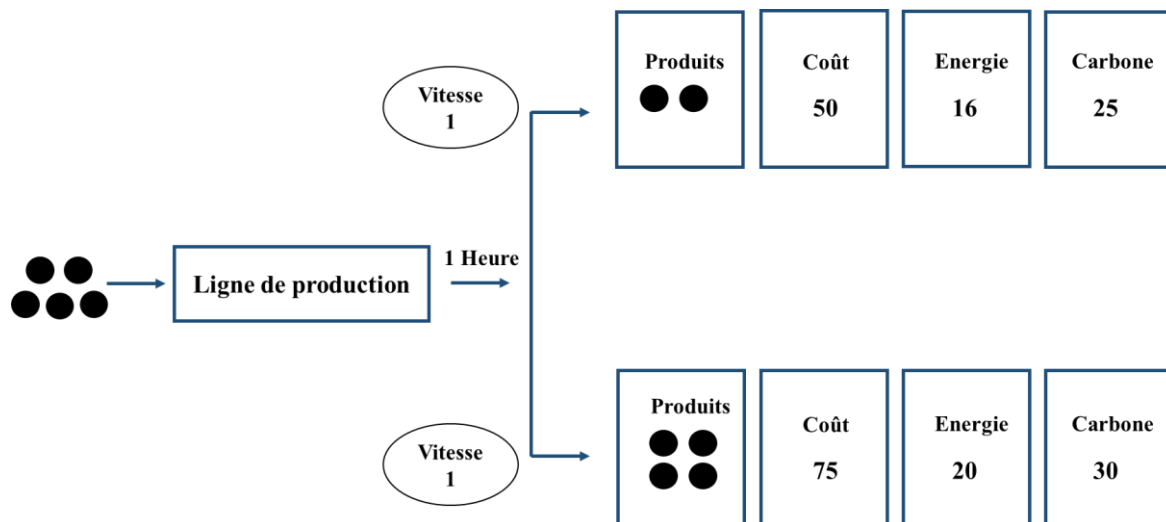


Figure 3. 1: Exemple d'une ligne de production avec deux modes de fonctionnement

La Figure 3. 1 représente un exemple de production avec deux niveaux de vitesse, où la deuxième vitesse est plus grande que la première.

Cet exemple vise à illustrer l'impact de l'utilisation de deux niveaux de vitesse après une heure de fonctionnement de la ligne de production dans notre situation. Le deuxième mode de production, qui utilise la vitesse 2, permet de produire des quantités de produit plus importantes que le premier mode. En effet, le temps de production unitaire associé à la deuxième vitesse est réduit, bien que cela ne se fasse pas de manière linéaire. En ce qui concerne les coûts, l'énergie

et les émissions de carbone, les valeurs associées au deuxième mode de vitesse sont supérieures à celles du premier.

3.3. Formulation mathématique

3.3.1. Ensembles, paramètres et variables de décision

- Ensembles

N	Ensemble des nœuds (le nœud 1 représente l'entreprise).
CL	Ensemble des clients.
T	Ensemble des périodes.
L	Ensemble des lignes de production.
V	Ensemble des vitesses.
K	Ensembles des véhicules.

- Paramètres

$Pr_{t,l,v}$	Coût de production unitaire dans la période t dans la ligne l en utilisant la vitesse v .
h_i	Coût de stockage unitaire dans la période t .
$S_{t,l,v}$	Coût de lancement de production dans la ligne l en utilisant la vitesse v pendant la période t .
$CU_{t,k}$	Coût d'utilisation du véhicule k dans la période t .
$CT_{i,j}$	Coût de transport entre le nœud i et le nœud j (entreprise et clients).
$Dem_{i,t}$	Demande du client i dans la période t .
$CapV_k$	Capacité du véhicule k .
$CapS_i$	Capacité e stockage chez le nœud i .
$Stock_{i,0}$	Stockage initial chez le nœud i .
D_t	Durée de la période t .
$T_{prod_{l,v}}$	Temps de production d'une unité de produit dans la ligne l en utilisant la vitesse v .
$T_{set_{l,v}}$	Temps nécessaire pour le lancement de production dans la ligne l en utilisant la vitesse v .
$Pow_{l,s}$	Puissance de la ligne l quand utiliser la vitesse v .
$Maxp_t$	Puissance maximale autorisée dans la période t .
$Dist_{i,j}$	Distance entre le nœud i et le nœud j .
Hc_i	Emissions CO ₂ de stockage d'une unité de produit chez le nœud i .
$Sc_{l,v}$	Emissions CO ₂ de lancement de production dans la ligne l en utilisant la vitesse v .
$Ps_{l,v}$	Emissions CO ₂ de production d'une unité de produit dans la ligne l en utilisant la vitesse v .

- Ef_k Emissions CO₂ du véhicule k lorsqu'il est plein.
Exemple d'un camion HDV : $Ef= 1.0936$ kg/km. (Karagul et al., 2019).
- Eek Emissions CO₂ du véhicule k à vide. Exemple d'un camion HDV : $Ee= 0.772$ kg/km. (Karagul et al., 2019).
- $MaxC_t$ Valeur maximale des émission CO₂ autorisée par période t

• **Variables de décision**

- $Z_{t,l,v}$ $= \begin{cases} 1, \text{ s'il y'a de lancement de la production dans la ligne l en utilisant la vitesse v dans la période t.} \\ 0, \text{ sinon.} \end{cases}$
- $R_{t,l,v}$ La quantité produite dans la ligne l en utilisant la vitesse v dans la période t.
- $Qliv_{i,t,k}$ La quantité de produit livrée au client i dans la période t par le véhicule k.
- $Stock_{i,p,t}$ Le stock de produit p chez le nœud i à la fin de la période t.
- $Y_{i,t,k}$ $= \begin{cases} 1, \text{ si le noeud i est visité dans la période t par le véhicule k.} \\ 0, \text{ sinon.} \end{cases}$
- $X_{i,j,t,k}$ $= \begin{cases} 1, \text{ si le véhicule k fait parcourir l'arc(i, j) dans la période t.} \\ 0, \text{ sinon.} \end{cases}$
- $LV_{i,j,k,t}$ La charge de véhicule k en traversant le l'arc (i,j) dans la période t.
- E_{max_t} Quantité d'énergie utilisée dans la période t

3.3.2. Contraintes

$$Stock_{1,t} = Stock_{1,t-1} + \sum_{l \in CL} \sum_{v \in V} R_{t,l,v} - \sum_{k \in K} Qliv_{i,t,k}, \forall t \in T \quad (3.1).$$

$$Stock_{i,t} = Stock_{i,t-1} + \sum_{k \in K} Qliv_{i,t,k} - Dem_{i,t}, \forall i \in CL, \forall t \in T \quad (3.2).$$

$$Stock_{i,t} \leq CapS_i, \forall i \in N, \forall t \in T \quad (3.3).$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{t \in T} Qliv_{i,t,k} = \sum_{t \in T} Dem_{i,t}, \forall i \in CL \quad (3.4).$$

$$\sum_{i \in CL} Qliv_{i,t,k} \leq CapV_k * Y_{1,t,k}, \forall t \in T, \forall k \in K \quad (3.5).$$

$$R_{t,l,v} \leq Z_{t,l,v} * \sum_{i \in CL} \sum_{\substack{t' \in T \\ t'=t}} Dem_{i,p,t'}, \forall t \in T, \forall v \in V \quad (3.6).$$

$$\sum_{t' \in T} \sum_{l \in L} \sum_{v \in V} R_{t,l,v} \geq \sum_{i \in CL} \sum_{t \in T} Dem_{i,p,t}, \forall p \in P \quad (3.7)$$

$$\sum_{p \in P} \sum_{v \in V} R_{t,l,v} * Tprod_{l,v} + \sum_{p \in P} \sum_{v \in V} Z_{t,l,v} * Tset_{l,v} \leq D_t, \forall t \in T, \forall l \in L \quad (3.8).$$

$$X_{i,i,t,k} = 0 \quad , \forall i \in N, \forall t \in T, \forall k \in K \quad (3.9).$$

$$\sum_{i \in N} X_{i,j,t,k} = Y_{j,t,k} \quad , \forall j \in N, \forall t \in T, \forall k \in K \quad (3.10).$$

$$\sum_{j \in N} X_{i,j,t,k} + \sum_{j \in N} X_{j,i,t,k} = 2 * Y_{i,t,k} \quad , \forall i \in N, \forall t \in T, \forall k \in K \quad (3.11).$$

$$\sum_{i \in S} \sum_{j \in S - \{i\}} X_{i,j,t,k} \leq |S| - \sum_{i \in CL} Qliv_{i,t,k} / CapV_k \quad , \forall S \subseteq N, |S| \geq 2 \quad (3.12).$$

$$\quad , \forall t \in T, \forall k \in K$$

$$LV_{l,1,k,t} = 0 \quad , \forall i \in N, \forall t \in T, \forall k \in K \quad (3.13).$$

$$\sum_{i \in CL} LV_{1,j,t,k} = \sum_{i \in CL} Qliv_{j,t,k} \quad , \forall t \in T, \forall k \in K \quad (3.14).$$

$$\sum_{i \in N} LV_{i,j,t,k} - \sum_{i \in N} LV_{j,i,t,k} = Qliv_{j,t,k} \quad , \forall j \in N, \forall t \in T, \forall k \in K \quad (3.15).$$

$$LV_{i,j,t,k} \leq X_{i,j,t,k} * CapV_k \quad , \forall i \in N, \forall j \in N, \forall t \in T, \forall k \in K \quad (3.16).$$

$$LV_{i,j,t,k} \geq 0 \quad , \forall i \in N, \forall j \in N, \forall t \in T, \forall k \in K \quad (3.17).$$

$$X_{i,j,t,k} \in \{0,1\} \quad , \forall i \in N, \forall j \in N, \forall t \in T, \forall k \in K \quad (3.18).$$

$$Y_{i,t,k} \in \{0,1\} \quad , \forall t \in T, \forall k \in K \quad (3.19).$$

$$Emax_t \geq 0 \quad , \forall t \in T \quad (3.20).$$

$$Z_{t,l,v} \in \{0,1\} \quad , \forall t \in T, \forall v \in V, \forall l \in L \quad (3.21).$$

$$R_{t,l,v} \geq 0 \quad , \forall t \in T, \forall v \in V, \forall l \in L \quad (3.22).$$

$$Qliv_{i,t,k} \geq 0 \quad , \forall i \in CL, \forall t \in T, \quad (3.23).$$

$$Stock_{i,t} \geq 0 \quad , \forall i \in N, \forall t \in T \quad (3.24).$$

- Les contraintes (3.1) et (3.2) assurent l'équilibrage des flux.
- La contrainte (3.3) assure que la capacité de stockage ne soit pas dépassée.
- La contrainte (3.4) et (3.5) indiquent que les quantités livrées satisfont les demandes des clients, et respectent la capacité du véhicules, respectivement.
- Les contraintes (3.6) à (3.8) bornent la quantité produite par les demande des clients et par la capacité de temps.
- Les contraintes (3.9) à (3.12) sont des contraintes d'acheminement des véhicules..
- Les contraintes (3.13) à (3.16) calculent la charge du véhicule pour chaque chemin de transport.
- Les contraintes (3.17) à (3.24) indiquent la nature des variables de décision.

- **Les contraintes énergétiques :**

$$Emax_t \leq Maxp_t, \forall t \in T \quad (3.25).$$

$$Emax_t = \sum_{v \in V} \sum_{l \in L} (Pow_{l,v} * Z_{t,l,v}), \forall t \in T \quad (3.26).$$

- **La contrainte des émissions de carbone :**

$$\left(\sum_{t \in T} \sum_{i \in N} Hc_i * Stock_{i,t} + \sum_{l \in L} \sum_{v \in V} Sc_{l,v} * Z_{t,l,v} + \sum_{l \in L} \sum_{v \in V} Pc_{l,v} * R_{t,l,v} + \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{k \in K} Dist_{i,j} * \left(\frac{Ef_k - Ee_k * LV_{i,j,t,k}}{CapV_k} + Ee_k * X_{i,j,t,k} \right) \right) \leq MaxC_t, \forall t \in T \quad (3.27).$$

3.3.3. Fonctions-objectif

3.3.3.1. Minimisation du coût total

$$OB1 = \sum_{i \in N} \sum_{t \in T} h_i * Stock_{i,t} + \sum_{t \in T} \sum_{l \in L} \sum_{v \in V} S_{t,l,v} * Z_{t,l,v} + \sum_{t \in T} \sum_{l \in L} \sum_{v \in V} Pr_{t,l,v} * R_{t,l,v} + \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{t \in T} \sum_{k \in K} CT_{i,j} * X_{i,j,t,k} + \sum_{t \in T} \sum_{k \in K} CU_{t,k} * Y_{1,t,k} \quad (3.28).$$

La première fonction-objectif **OB1** (3.28) sert à minimiser le coût total qui englobe le coût de stockage, de production, de lancement, de transport et d'utilisation es véhicules.

3.3.3.2. Minimisation de la consommation énergétique

$$OB2 = \sum_{t \in T} \sum_{l \in L} \sum_{v \in V} Pow_{l,v} * Tprod_{l,v} * R_{t,l,v} + \sum_{t \in T} \sum_{l \in L} \sum_{v \in V} Pow_{l,v} * Tset_{l,v} * Z_{t,l,v} \quad (3.29).$$

La deuxième fonction-objectif **OB2** (3.29) sert à minimiser la consommation énergétique totale pour le lancement des lignes et de la production des produits.

3.3.3.3. Minimisation des émissions de CO₂

$$OB3 = \sum_{t \in T} \sum_{i \in N} Hc_i * Stock_{i,t} + \sum_{t \in T} \sum_{l \in L} \sum_{v \in V} Sc_{l,v} * Z_{t,l,v} + \sum_{t \in T} \sum_{l \in L} \sum_{v \in V} Pc_{l,v} * R_{t,l,v} + \sum_{t \in T} \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{k \in K} Dist_{i,j} * \left(\frac{Ef_k - Ee_k * LV_{i,j,t,k}}{CapV_k} + Ee_k * X_{i,j,t,k} \right) \quad (3.30).$$

La dernière fonction-objectif **OB3** (3.30) sert à minimiser les émissions totales de CO₂ pendant le stockage, le lancement des lignes, production et de transport.

3.4. Méthodes d'optimisation multi-objectif

Dans cette section, nous exposons les configurations que nous avons employées pour résoudre le PRP multi-objectif énoncé. Trois alternatives de fonction-objectif sont prises en compte afin

de comparer l'incidence de l'intégration de l'aspect écologique et énergétique, que ce soit sous forme de fonction-objectif ou de contraintes :

- Minimisation du coût total et consommation d'énergie sous contraintes des émissions de CO₂.
- Minimisation du coût total et émissions de CO₂ sous des contraintes énergétiques.
- Minimisation du coût total et émissions de CO₂ consommation d'énergie.

3.4.1. Méthode Lp-metric

La méthode Lp-metric est une approche mathématique qui fait partie des méthodes d'agrégation dans le contexte de l'optimisation multi-objectif qui consiste à fusionner et combiner plusieurs fonctions-objectif en une seule fonction agrégée. Elle est aussi considérée parmi les méthodes d'aide à la décision multicritère (Mirzapour Al-E-Hashem, et al., 2011). A multi-objective robust optimization model for multi-product multi-site aggregate production planning in a supply chain under uncertainty. *International journal of production economics*, 134(1), 28-42. Elle repose sur le calcul de distances entre les performances objectives des solutions dans l'espace des objectifs, cette méthode est basée sur une métrique p choisie.

Cette méthode est utilisée dans plusieurs domaines surtout au mathématique et géométrie Hung et Yang, 2007), (Huang et Wu, 2018), (Yang et al., 2022), etc.

Lp-metric est aussi utilisée pour résoudre les problèmes multi-objectif ou multicritère dans le domaine de la chaîne logistique, tel que l'optimisation de réseau de chaîne logistique des vaccins (Goodarzia.n et al., 2023), le problème de tournée de véhicule (Asadi-Gangraj et Nayeri, 2018), location hiérarchique pour le problème de soins de santé (Davoodi et al., 2022), ordonnancement dans un système à une machine avec critères multiples (Aryanezhad et al., 2009), optimisation de réseau de production de poulets de chair (Tahraoui et al., 2022), optimisation multi-objectif de problème de localisation et distribution dans une chaîne logistique en boucle fermée (Goli et Golmohammadi, 2022), optimisation du réseau logistiques des produits périssables (Tirkolae et Aydin, 2022). Secours aux sinistrées dans la gestion des opérations. Ordonnancement dans les systèmes de type flow-shop (Ghodratnama et al., 2023) et (Sekkal et Belkaid, 2023), et plusieurs autres domaines de recherche.

La méthode Lp-metric propose un cadre systématique pour gérer les défis d'optimisation impliquant de multiples objectifs qui peuvent être contradictoires. Elle permet l'identification d'un éventail de solutions qui englobent les compromis les plus favorables parmi ces objectifs. Cela donne aux décideurs le pouvoir de prendre des décisions qui correspondent à leurs préférences et priorités, grâce aux facteur de pondération dédiés pour chaque objectif.

$$\text{Min } f_1 \tag{3.31}$$

$$\text{Min } f_2 \tag{3.32}$$

$$\text{Max } f_3 \tag{3.33}$$

$$\text{Min } w_1 \left(\frac{f_1 - f_1^*}{f_1^*} \right)^p + w_2 \left(\frac{f_2 - f_2^*}{f_2^*} \right)^p - w_3 \left(\frac{f_3 - f_3^*}{f_3^*} \right)^p \tag{3.34}$$

La fonction-objectif de la méthode Lp-metric est décrite par la formule (3.34), où trois sous fonctions-objectif (3.31), (3.32) et (3.33) sont optimisées simultanément, où les deux premières

sont des fonctions à minimiser et la dernière est à maximiser, ce qui explique le signe négatif de cet objectif dans la fonction de Lp-metric. Les facteurs de pondération de chaque sous fonction sont notés par w_1 , w_2 et w_3 . Les paramètres f_1^* , f_2^* et f_3^* représentent les valeurs-objectif des sous fonctions f_1 , f_2 et f_3 , respectivement ou $\sum_i w_i = 1$. Le paramètre p est appelé Lp-norm ou la norme métrique qui indique le degré attribué aux divergences existantes, ou $1 < p < \infty$. Lorsque la métrique $p=1$, la solution recherchée se trouve à partir d'une distance qui s'appelle distance de Manhattan. Lorsque $p=2$, elle s'appelle distance euclidienne, et pour $p= \infty$, elle représente la distance de Chebyshev ou distance maximale. Le choix de la norme p a une grande influence sur l'espace de recherche de solution, plus p est élevé, les solutions sont de bonne qualité.

3.4.1.1. Adaptation de la méthode Lp-metric pour le PRP multi-objectif

Dans notre problème, nous utilisons la norme $p=1$, pour éviter la complexité de la non linéarité du modèle mathématique et du problème. Les fonctions-objectif de la méthode Lp-metric utilisées pour chaque alternative est d écrites comme suit :

- Minimisation du coût total et consommation d'énergie sous contraintes des émissions de CO₂.

$$\text{Min } w_1 \left(\frac{OB1 - OB1^*}{OB1^*} \right) + w_2 \left(\frac{OB2 - OB^*}{OB2^*} \right) \quad (3.35)$$

Sous les contraintes : (3.1) à (3.26), (3.28) et (3.29).

- Minimisation du coût total et émissions de CO₂ sous des contraintes énergétiques.

$$\text{Min } w_1 \left(\frac{OB1 - OB1^*}{OB1^*} \right) + w_2 \left(\frac{OB3 - O3^*}{OB3^*} \right) \quad (3.36)$$

Sous les contraintes : (3.1) à (3.24) et (3.27) , (3.28) et (3.30).

- Minimisation du coût total et émissions de CO₂ et la consommation d'énergie.

$$\text{Min } w_1 \left(\frac{OB1 - OB1^*}{OB1^*} \right) + w_2 \left(\frac{OB2 - OB2^*}{OB2^*} \right) + w_3 \left(\frac{OB3 - OB3^*}{OB3^*} \right) \quad (3.37)$$

Sous les contraintes : (3.1) à (3.24) et (3.28) à (3.30).

3.4.2. Combinaison de l'heuristique Fix & Relax avec la méthode Lp-metric

Cette méthode repose sur le couplage de la méthode Lp-metric décrite dans la section 3.4.1 et la méthode Fix & Relax est décrite dans la section 2.4.4 .

Pour la résolution du problème PRP multi-objectif traité dans ce chapitre, l'heuristique F&R est appliquée pour le problème, ou dans chaque itération le modèle mathématique est utilisé pour résoudre le sous problème avec la fonction multi-objectif.

Algorithme : combinaison entre Fix & Relax et Lp-metric

```

1   Définir : N, OW, FW, i=0;
2   Tant que  $i \leq N - OW$  faire
3       Pour  $i=i \dots i + OW$  faire
4           Résoudre le modèle du coût;
5           Enregistrer la valeur objective;
6           Résoudre le modèle de consommation électrique;
7           Enregistrer la valeur objective;
8           Résoudre le modèle des émissions de carbone;
9           Enregistrer la valeur objective;
10          Résoudre le modèle de Lp-metric;
11          Fixer et enregistrer les variables dans  $i=i \dots i < i + FW$  ;
12      Fin Pour
13       $i = i + FW$ ;
14  Fin Tant que
15  Déterminer la solution à partir des variables enregistrer
16  Retourner la solution

```

Cette méthode de combinaison de l'heuristique Fix & Relax avec la méthode Lp-metric est appliquée pour les trois configurations proposées et avec les mêmes fonctions-objectif et les contraintes de la méthode Lp-metric.

3.5. Résultats expérimentaux

Dans cette section, nous présentons les résultats des méthodes multi-objectif proposées, qui sont :

- La méthode Lp-metric.
- La méthode combinant l'heuristique Fix & Relax avec Lp-metric.

Et pour chacune des méthodes, les trois configurations multi-objectif sont proposée :

- Minimisation du coût total et consommation d'énergie sous contraintes des émissions de CO₂.
- Minimisation du coût total et émissions de CO₂ sous des contraintes énergétiques.
- Minimisation du coût total et émissions de CO₂ consommation d'énergie.

Les données de problème PRP utilisées dans les tests que nous avons effectués sont inspirées des travaux de (Rodoplu et al., 2020), (Masmoudi et al., 2017) et de (Karagul et al., 2019). Les coefficients de pondération des objectifs sont considérés d'avoir des valeurs égales (0.333 pour la fonction à trois objectifs et 0.5 pour les fonctions à deux objectifs). Pour la méthode F&R la configuration utilisée c'est {OW=4 ; FW=1} car elle a donnée meilleures résultats par rapport aux configurations.

Instances	T	N	L	V	K
I1	5	5			
I2	5	10			
I3	10	10			
I4	10	20			
I5	15	10			
I6	20	10	4	3	6
I7	20	20			
I8	25	20			
I9	25	25			
I10	30	25			

Tableau 3. 1: Taille des instances testées

En combinant les méthodes avec les configurations des objectifs de PRP multi-objectif, nous obtenons six approches de résolution, nous fournissons ci-dessous une notation simple pour chaque approche :

	Méthode	Configuration
A(1,1)	Lp-metric	Min(OB1+OB2+OB3)
A(1,2)	Lp-metric	Min(OB1+OB2) + contrainte d'énergie
A(1,3)	Lp-metric	Min(OB1+OB3) + contrainte de carbone
A(2,1)	Fix & Relax + Lp-metric	Min(OB1+OB2+OB3)
A(2,2)	Fix & Relax + Lp-metric	Min(OB1+OB2) + contrainte d'énergie
A(2,3)	Fix & Relax + Lp-metric	Min(OB1+OB3) + contrainte de carbone

Tableau 3. 2: Notation des approches de résolution proposées

Pour A(1,1), A(1,2) et A(1,3), le modèle mathématique de la méthode Lp-metric est implémenté sur le solveur CPLEX 12.8. Pour chaque instance, les problèmes mono-objectif sont résolus séparément pour obtenir les valeurs objectives pour la résolution du problème multi-objectif.

Pour A(2,1), A(2,2) et A(2,3), la méthode sert à décomposer le problème en un ensemble de sous problèmes qui vont être résolus, le code source est implémenté sur JAVA, et les sous problèmes sont résolus par Lp-metric en utilisant CPLEX 12.8.

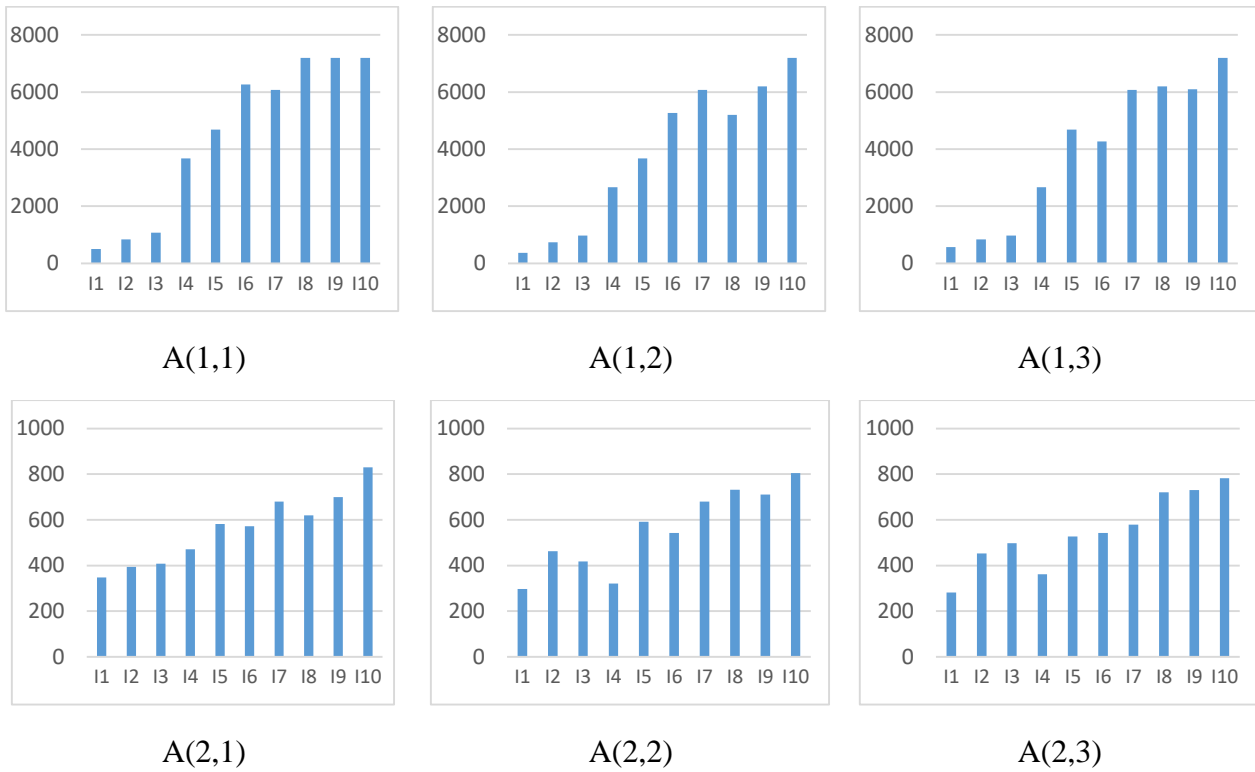


Figure 3. 2: CPU des différentes approches proposées

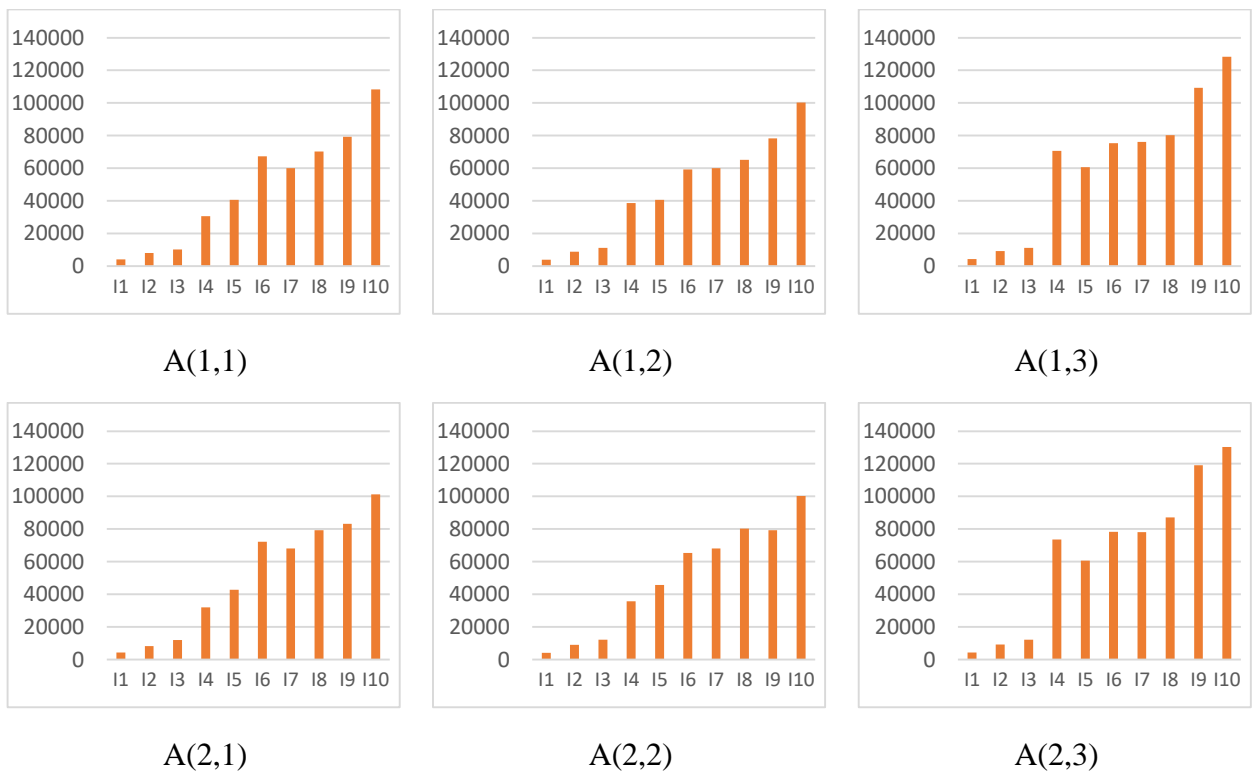


Figure 3. 3: Le coût total obtenu par les approches proposées

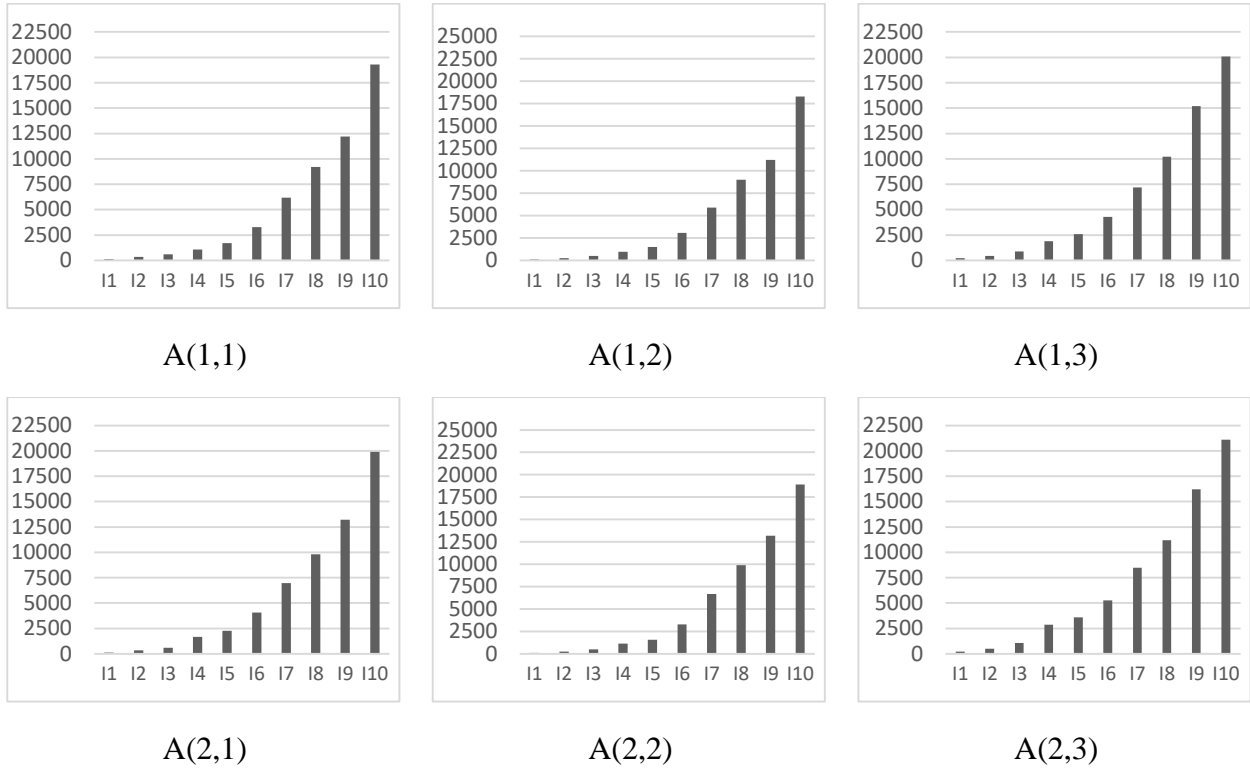


Figure 3. 4: La consommation énergétique obtenue par les approches proposées

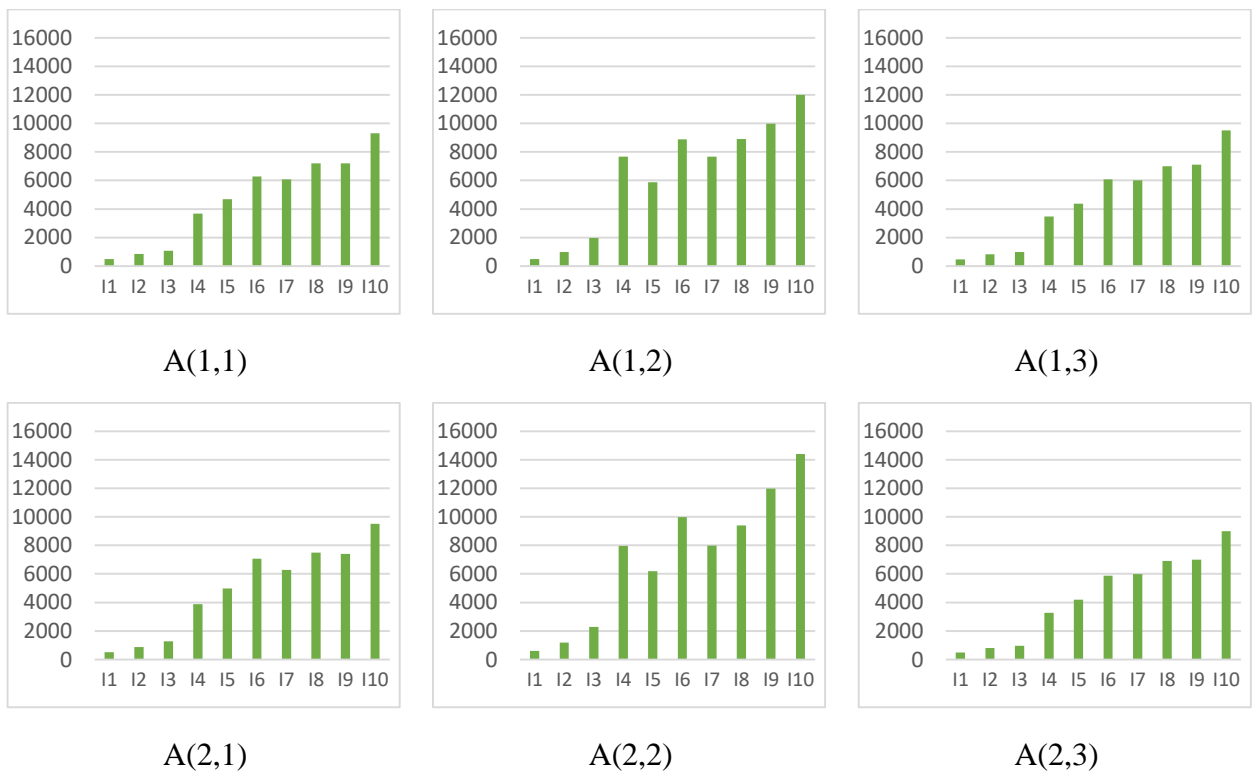


Figure 3. 5: Les émissions de carbone obtenues par les approches proposées

Les Figures 3.2 à 3.5 représentent les résultats des tests que nous avons effectués pour évaluer la performance des approches multi-objectif proposées. Les tests ont été réalisés sur dix instances de différentes tailles.

Pour chaque instance, les neuf approches ont été appliquées, et les temps de calcul, les valeurs du coût total, la consommation totale d'énergie ainsi que les émissions de carbone ont été enregistrés pour être comparés, comme présenté dans les figures 3.2, 3.3, 3.4 et 3.5 respectivement.

La figure 3.2 présente le temps de calcul pour chaque approche. On remarque que les approches de la méthode Lp-metric ont le plus grand temps de calcul, en raison de la complexité du problème d'optimisation du PRP et de son modèle mathématique. Les approches de l'heuristique Fix & Relax ont un temps de calcul plus faible par rapport à celui de Lp-metric, malgré qu'elles utilisent le même principe. Cela peut s'expliquer par la méthode de recherche de solution : Lp-metric cherche une solution optimale pour l'ensemble du problème et de l'horizon de planification, tandis que Fix & Relax décompose le problème en un ensemble de sous-problèmes de taille réduite, ce qui réduit la complexité et le temps de calcul. L'approche ayant le temps de calcul le plus faible est la méthode Fix & Relax.

Le coût total des approches de résolution est présenté dans la figure 3.3. On peut remarquer que le coût le plus faible est obtenu par la méthode Lp-metric, surtout pour l'approche de minimisation du coût et de la consommation énergétique sous des contraintes des émissions de CO₂. Cela est dû au fait que le modèle mathématique, dans ce cas, choisit de produire au niveau des lignes anciennes, où le coût de production et la consommation d'énergie électrique sont moindres. Par contre, pour l'approche de minimisation du coût et des émissions de carbone, les coûts les plus élevés sont observés, car le conflit entre les objectifs influence le choix des lignes de production et la valeur du coût total.

En ce qui concerne l'aspect écologique et énergétique, les approches ayant les taux d'émissions de CO₂ les plus faibles sont celles notées A(1,3) et A(2,3) (minimisation du coût et des émissions sous contraintes énergétiques) dans la figure 3.5. Cependant, cela entraîne une augmentation du coût total ainsi que de la consommation d'énergie, comme indiqué dans les mêmes approches de la figure 3.4, en raison de l'utilisation des nouvelles lignes et de vitesses élevées. Pour la consommation énergétique, les approches ayant les quantités les plus faibles d'énergie sont A(1,2) et A(2,2) (minimisation du coût et de la consommation énergétique sous contraintes des émissions de carbone), car le conflit entre les objectifs n'est pas très important.

En conclusion, les solutions de bonne qualité pour chaque configuration de problème sont obtenues par la méthode Lp-metric en raison de sa résolution par un modèle mathématique exact, tandis que les solutions de qualité moyenne sont obtenues à partir de la méthode Fix & Relax.

3.6. Conclusion

Dans ce chapitre, le problème d'optimisation multi-objectif de production et de transport dans la chaîne logistique est adressé. En proposant deux méthodes de résolution avec trois configurations de problème pour pouvoir comparer les résultats de chaque approche.

Les résultats montrent que la méthode Lp-metric donne de meilleures solutions par rapport à la qualité de solutions, mais elle tend vers un temps de calcul très élevé, où les problèmes de

grande taille peuvent ne pas être résolus à optimalité. La méthode F&R a donné des solutions satisfaisantes en temps de calcul plus réduit que celui de Lp-metric.

Travaux réalisés

Ce chapitre représente une combinaison de plusieurs travaux à savoir :

- **Deux publications :**

Zeddami, B., Belkaid, F., & Bennekrouf, M. (2020). An efficient approach for solving integrated production and distribution planning problems: Cost vs. Energy. *International Journal of Applied Logistics (IJAL)*, 10(2), 25-44.

Zeddami, B., Belkaid, F., & Bennekrouf, M. (2023). An efficient approach for the petrol station replenishment problem: An Algerian case study. *International Journal of Operational Research*, 47(1), 51-80.

- **Un chapitre de livre :**

Zeddami, B., Belkaid, F., & Bennekrouf, M. (2022). Combining Fix and Relax Heuristic and Lp-metric Method to Solve the Multi-Objective Integrated Production-Routing Problem. In *Logistics and Supply Chain Management in the Globalized Business Era* (pp. 244-265). IGI Global.

- **Deux conférences :**

Zeddami, B., Belkaid, F., & Bennekrouf, M. Multi-objective modeling for the integrated production and distribution planning: Cost vs. Energy. IAM'19, Guelma, Algeria

Zeddami, B., Belkaid, F., & Bennekrouf, M. (2019, November). Bi-objective optimization for the Production-Routing problem Cost vs Environment with energy consideration. In *2019 International Conference on Advanced Electrical Engineering (ICAEE)* (pp. 1-6). IEEE.

Optimisation du PRP à l'aide des métaheuristiques

4

Sommaire

Chapitre 4: Optimisation du PRP à l'aide des métaheuristiques	93
4.1. Introduction.....	93
4.2. Recuit Simulé pour le PRP mono-objectif.....	94
4.2.1. Définition et principe.....	94
4.2.2. Adaptation du Recuit simulé	95
4.2.3. Résultats expérimentaux.....	99
4.3. MOSA pour le PRP multi-objectif.....	106
4.3.1. Définition et principe.....	106
4.3.2. Adaptation du MOSA.....	108
4.3.3. Résultats expérimentaux.....	110
4.4. Conclusion	115

4.1. Introduction

Le Production-Routing problem représente l'un des problèmes de la planification intégrée de la chaîne logistique qui vise à optimiser simultanément les décisions production, stockage et de distribution des marchandises dans le secteur industriel et logistique. Puisque le PRP est un problème NP-difficile, sa résolution par des méthodes exactes tel que la modélisation mathématique, garantie l'optimalité des solutions prenant en considération toutes les contraintes et les exigences de problème pour les petites tailles du problème, mais ce dernier ne peut plus être résolvable par la modélisation mathématique, à cause de la puissance limitée des solveurs mathématiques. Cela exige le développement des méthodes approchées tel que les métaheuristiques pour pouvoir résoudre le problème en obtenant des solutions faisables et satisfaisantes en un temps de résolution raisonnable.

Dans ce chapitre, nous introduisons une métaheuristique du recuit simulé (Simulated Annealing SA en anglais), elle fait parties des métaheuristiques les plus utilisées pour traiter le problème de tournée de véhicules, nous proposons de plus sa version multi-objectif (Multi Objective Simulated Annealing MOSA) pour résoudre le PRP avec plusieurs objectifs (objectif économique et environnemental). Chaque méthode est appliquée à un problème déjà traité avec la modélisation mathématique et leurs résultats sont enfin présentés et comparés.

4.2. Recuit Simulé pour le PRP mono-objectif

4.2.1. Définition et principe

Le recuit simulé, s'inspirant du processus de refroidissement des métaux, s'est imposé comme une métaheuristique efficace dans le contexte de l'optimisation de la chaîne logistique. À la base de son fonctionnement se trouve le principe de simuler le refroidissement d'un matériau fondu, où la souplesse et l'adaptabilité du matériau évoluent en fonction de la température. Ce processus d'optimisation se caractérise par l'acceptation probabiliste de solutions sous-optimales, favorisant une exploration étendue de l'espace des solutions et contournant les optimums locaux.

L'approche du recuit simulé commence par l'initialisation d'une solution candidate, suivie de transitions entre des solutions voisines. Contrairement à une recherche locale conventionnelle, le recuit simulé intègre une composante stochastique en acceptant des solutions moins performantes avec une probabilité décroissante. Cette particularité permet d'éviter les écueils des optimums locaux, ouvrant la voie à la découverte de solutions globalement optimales.

Dans le cadre de l'optimisation de la chaîne logistique, le recuit simulé trouve des applications variées. Il est fréquemment utilisé pour résoudre des problèmes complexes tels que l'optimisation des itinéraires de livraison, la gestion des stocks et la planification de la production. Sa capacité à équilibrer l'exploration et l'exploitation se révèle particulièrement précieuse dans des environnements logistiques dynamiques, où les conditions opérationnelles peuvent connaître des variations significatives.

Les applications du recuit simulé dans la chaîne logistique s'étendent également à la résolution de problèmes de routage de véhicules, où la recherche de solutions optimales nécessite une coordination efficace des flux de transport. En ajustant la température du recuit simulé, les praticiens peuvent moduler la probabilité d'acceptation de solutions moins performantes, permettant ainsi une exploration approfondie des possibilités de routage.

L'algorithme SA commence avec une température initiale élevée T et une seule solution initiale déterminant sa qualité (valeur de la fonction objectif). À chaque itération, la température diminue et une autre solution doit être générée de manière aléatoire avec une modification élémentaire de la solution précédente, ce qui influe sur la qualité présentée comme l'énergie E , et la variation d'énergie $\Delta E = \text{nouvelle qualité} - \text{qualité précédente}$. Ici, deux possibilités se présentent :

- Si la solution est meilleure que la précédente (a une meilleure valeur de qualité), cette solution est automatiquement acceptée.
- Si la solution est moins bonne que la précédente, elle pourrait être acceptée avec une probabilité : $e^{-\Delta E/T}$. Cette opération ne s'arrête pas tant que l'équilibre thermodynamique n'est pas atteint, c'est-à-dire $T = T_{\min}$; à chaque itération, la solution est sauvegardée et la meilleure solution est choisie. La Figure 4. 1 présente le diagramme de flux des étapes de l'algorithme de Recuit Simulé.

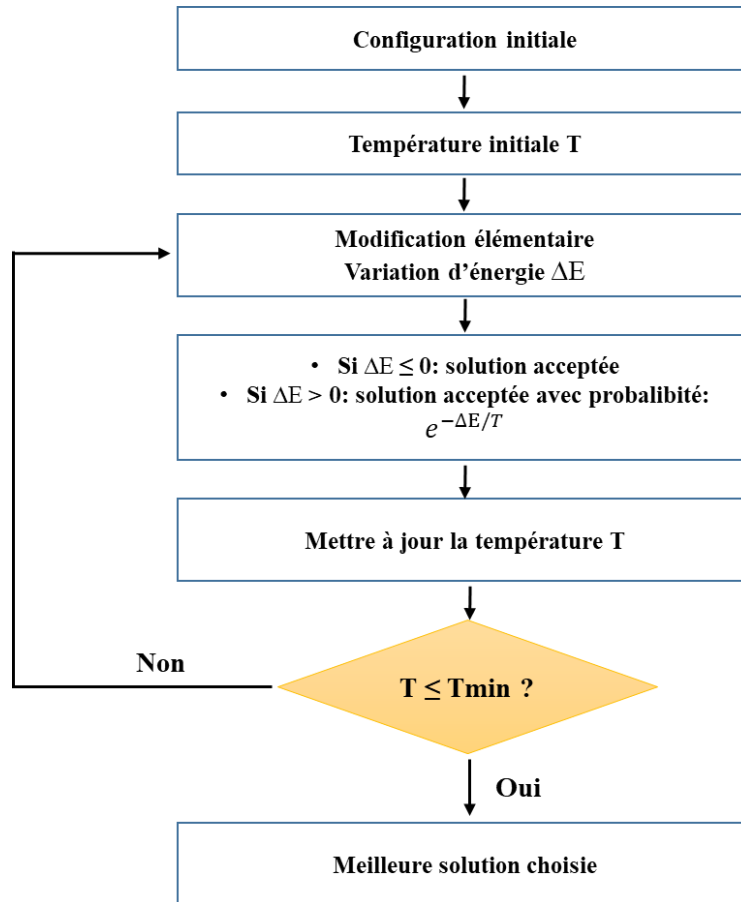


Figure 4. 1: Algorithme du Recuit Simulé

4.2.2. Adaptation du Recuit simulé

Dans cette section, nous expliquons l'application du recuit simulé au PRP. Le problème considéré est le PRP mono-produit avec lignes de production et véhicules de distribution multiples. C'est la variante traitée dans la section 2.2.3.

4.2.2.1. Représentation de la Solution

Les solutions doivent être représentées dans un format adapté au problème. Cela pourrait être un vecteur de variables de décision dans un problème simple, mais puisque notre problème est complexe, contient plusieurs variables où chaque variable est une matrice qui peut être de deux jusqu'à quatre dimensions.

Une solution dans notre problème ne peut pas représenter par un vecteur ou une matrice, mais avec un ensemble de matrices représentant quelques variables de décision :

- Les variables de décision considérées sont : $Z_{t,l}$, $R_{t,l}$, et $Q_{liv_{i,t,k}}$, plus d'une matrice $YY'_{t,k,i}$ indiquant les routes des véhicules.
- Les autres variables sont considérées comme outputs, et sont calculées à partir des variables d'entrée.

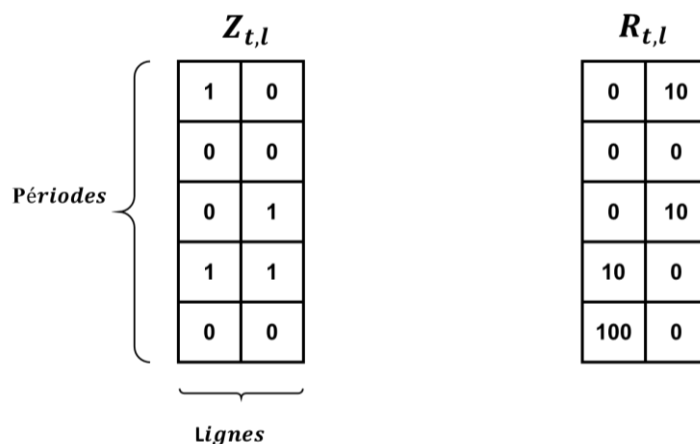


Figure 4. 2: Représentation des variables de production

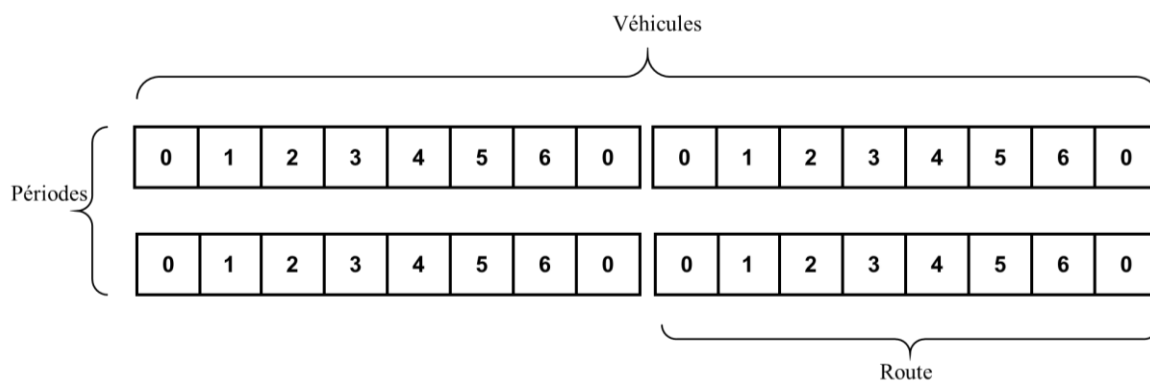


Figure 4. 3: Représentation de la variable de route

4.2.2.2. Solution Initiale

La génération d'une solution initiale peut se faire de manière aléatoire, en utilisant des heuristiques, ou par d'autres méthodes en fonction du problème. Dans notre cas les solutions sont générées aléatoirement, en commençant par la variable de lancement de production $Z_{t,l}$ puis à partir ses valeurs de, les quantités produites $R_{t,l}$ sont générés dans les périodes et les lignes où il y a de production. Les quantités livrées sont aussi générées aléatoirement, ainsi que la variable des routes $YY_{t,k,i}$.

Les variables sont ensuite mises dans un processus de correction :

- Les quantités produites sont générées dans les période où une ou des lignes sont lancées, ensuite seront corrigées selon la capacité de production et la demande des clients. La correction pour cette variable se fait lorsque la matrice de quantité produite ne correspond pas à la matrice de lancement.
- Les quantités livrées seront corrigées selon les quantités produite, la demande des clients et la capacité des véhicules.
- La variable des routes $YY_{t,k,i}$ est corrigée à selon la variables $Qliv_{t,k,i}$ (si le client est servi ou pas selon la quantité livrée). Et pour les clients qui ne sont pas servis, la

case correspondante prend la valeur de client dans la case précédente, comme montré dans la figure 4.7.

- Les variables binaires sont corrigées par 0 ou 1 jusqu'à quelles correspondent aux quantités associées et les contraintes du modèle. Alors que les variables des quantités dans chaque itération sont modifiées par +1 ou -1 jusqu'à atteindre la quantité voulu).
- La valeur de la fonction-objectif ainsi que les valeurs des variables $Stock_{i,t}$, $LV_{i,j,t,k}$ et E_{max_t} et quantité de carbone émie sont ensuite calculées à partir des variables de décision générées.

Pendant la procédure de création et de correction, une solution peut prendre beaucoup de temps pour être corrigée selon les exigences de problème, et parfois une solution est infaisable, nous avons fixé le temps de correction pour une solution à 5 secondes, si le temps de correction dépasse les 5 secondes, cette solution est annulée et une autre est créée, et puis toutes les étapes se répètent.

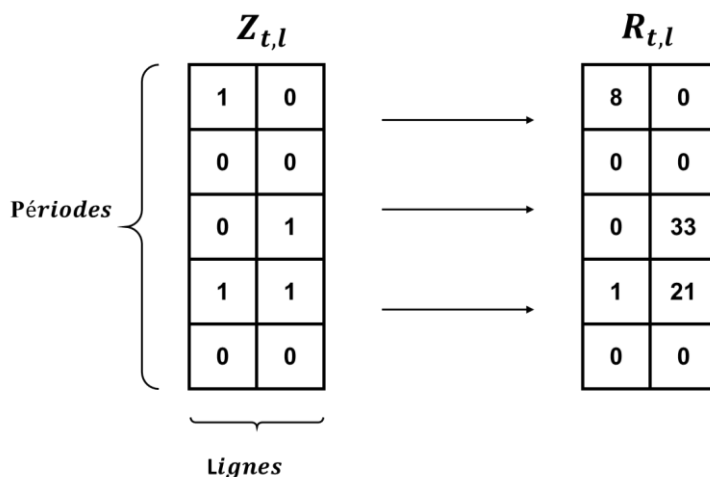


Figure 4. 4: Exemple des variables de production

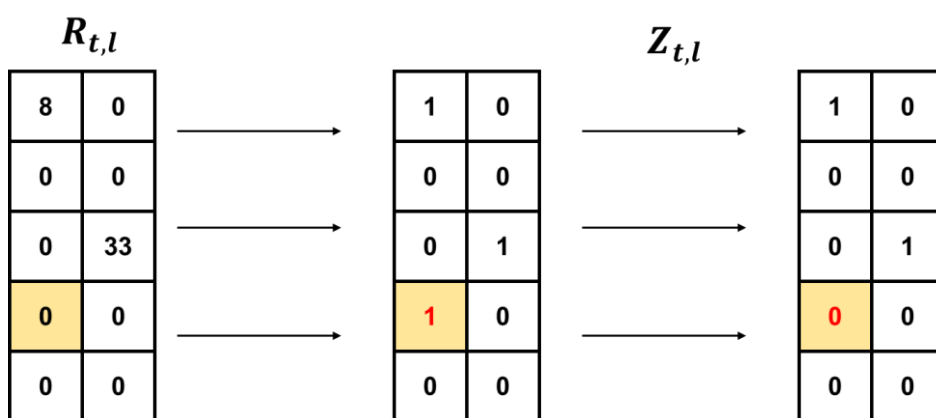


Figure 4. 5: Procédure de correction de la variable de lancement par rapport aux quantités produites

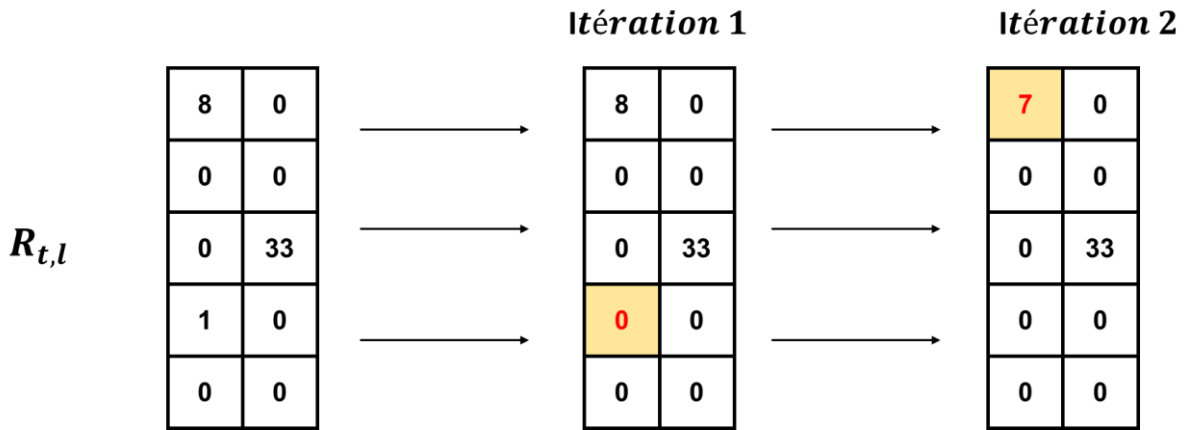


Figure 4. 6: Procédure de correction des quantités produites par rapport aux demandes

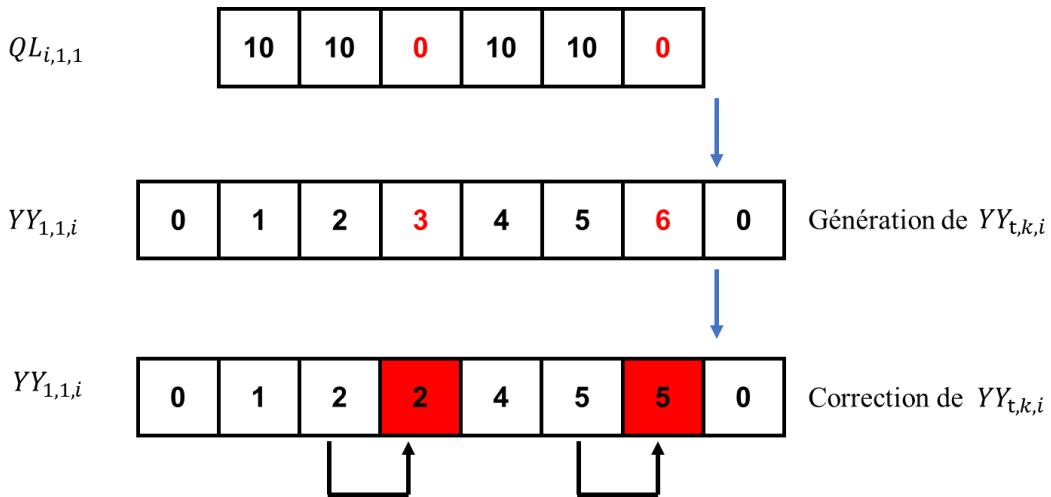


Figure 4. 7: Procédure de création et la correction de la variable de route

4.2.2.3. Génération de Voisinage

Le processus de génération de voisinage se commence par la variable de lancement $Z_{t,l}$, Pour générer la nouvelle solution, il faut faire une modification élémentaire dans la solution précédente, cela est fait au niveau de la nouvelle variable de lancement $Z'_{t,l}$ qui est supposée initialement égale à $Z_{t,l}$, puis un élément est choisi aléatoirement et sa valeur est changée : si $Z_{t1,l} = 1$ donc si $Z'_{t1,l} = 0$ et si $Z_{t1,l} = 0$ donc si $Z'_{t1,l} = 1$. Pour la nouvelle variable de route $YY'_{t,k,i}$, elle est générée suivant une technique de permutation des éléments dans des cases choisies aléatoirement, puis cette variables est corrigée comme fait avec la variable initiale $YY_{t,k,i}$. La figure 4.9 présente la technique utilisée pour générer la nouvelle variable de route.

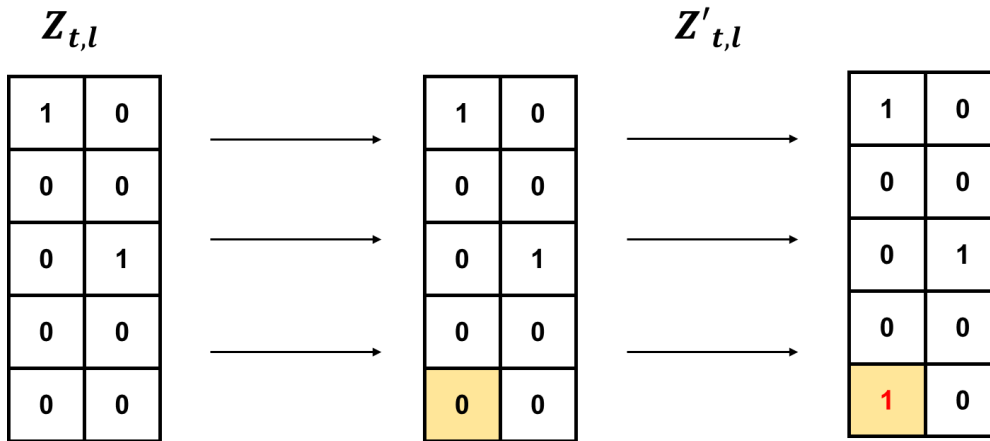


Figure 4. 8: Technique de génération de la nouvelle variable voisine de lancement

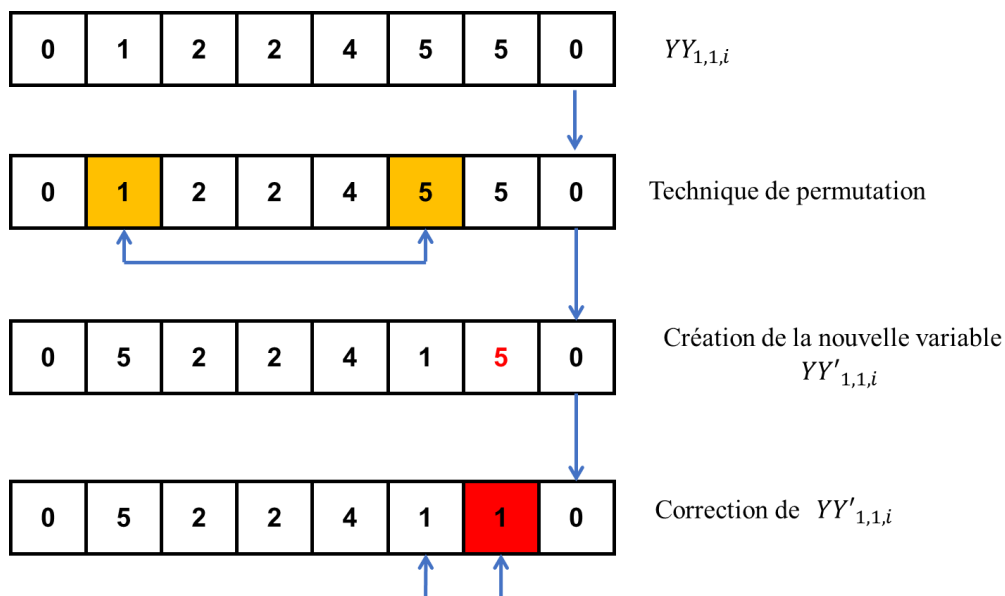


Figure 4. 9: Technique de génération et correction de la variable de route

De la même manière les autres variables sont générées, puis corrigées comme indiqué pour la solution initiale.

En plus de toutes ces étapes, lors de la considération des contraintes de énergétiques et environnementales, les variables de calcul de la consommation énergétique et des émissions de carbone sont ajoutées à l'algorithme, sachant que dans chaque étape, les valeurs de ces variables sont comparées avec les valeurs maximales à ne pas dépasser. Lorsque la contrainte n'est pas vérifiée l'algorithme de correction se répète jusqu'à atteindre une solution faisable.

4.2.3. Résultats expérimentaux

Dans cette section, nous exposons les résultats obtenus de l'utilisation de du recuit simulé pour résoudre le problème de planification intégrée de production, stockage et de transport. Le recuit simulé est appliqué pour le même problème et les mêmes instances et pour chacun des cas traités dans la section 2.3.3. Le problème s'agit d'un PRP mono-produit, avec lignes de

production et véhicules de distribution multiples, les cinq cas dont le recuit simulé est testé sont :

- Minimisation du coût total sans considération écologique et énergétique.
- Minimisation du coût total avec contraintes liées à la limitation de la consommation énergétique.
- Minimisation du coût total avec considération des coûts énergétiques.
- Minimisation du coût total avec contraintes liées à la limitation des émissions de carbone.
- Minimisation du coût total avec considération écologique et énergétique : contraintes de limitation de consommation énergétique et des émissions de carbone, et avec considération des coûts énergétiques.

Pour les données relatives à notre SA, Les paramètres de l'algorithme de recuit simulé sont fixés comme suit : la température initiale $T_0= 500$, la température finale $T_{\min}= 1$ et le taux de refroidissement $\alpha= 0.99$. Trois tests sont effectués pour chaque instance, et la meilleure solution parmi les trois est considérée.

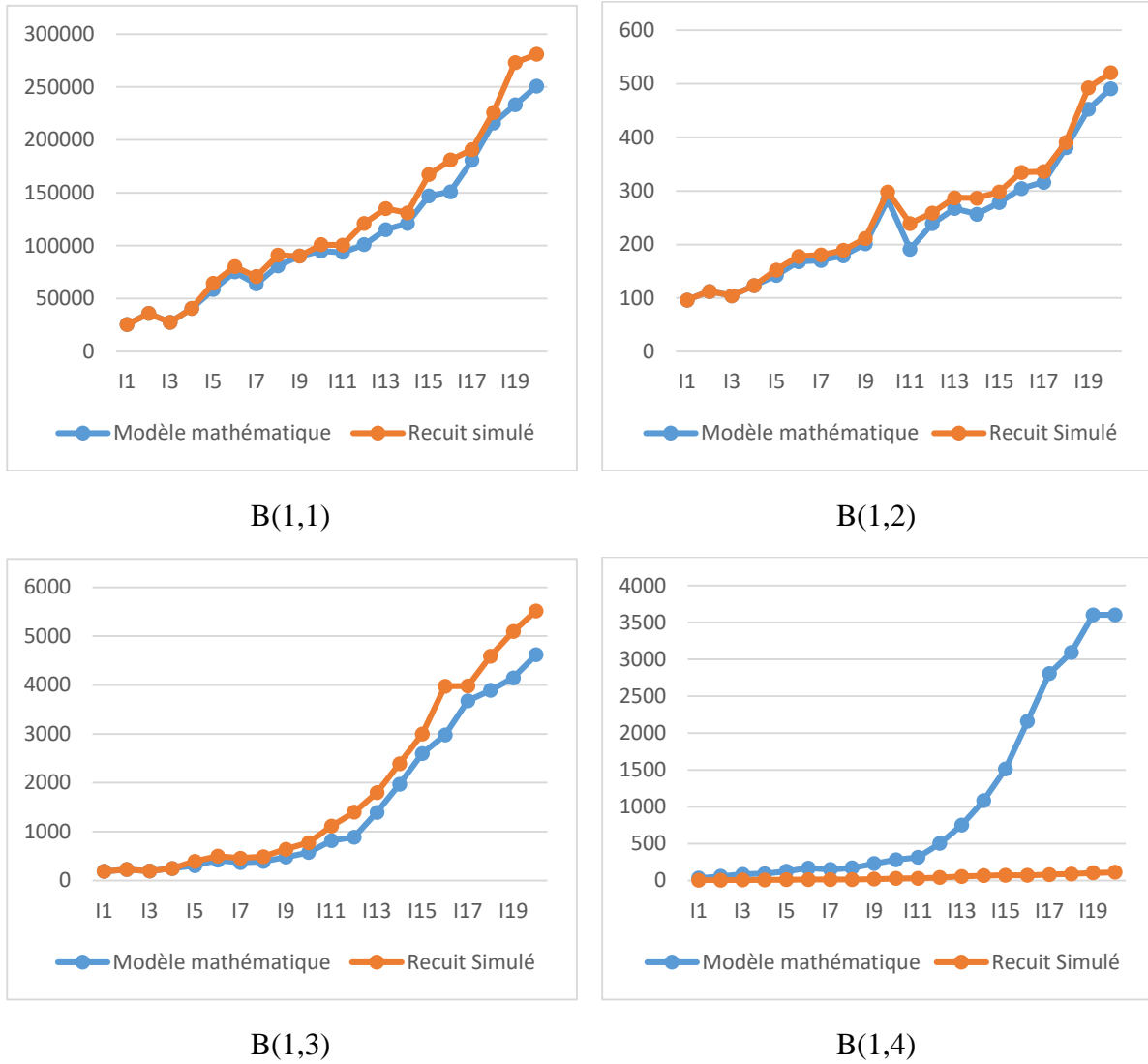


Figure 4. 10: Résultats comparatifs pour l'approche de minimisation des coûts sans considération écologique et énergétique

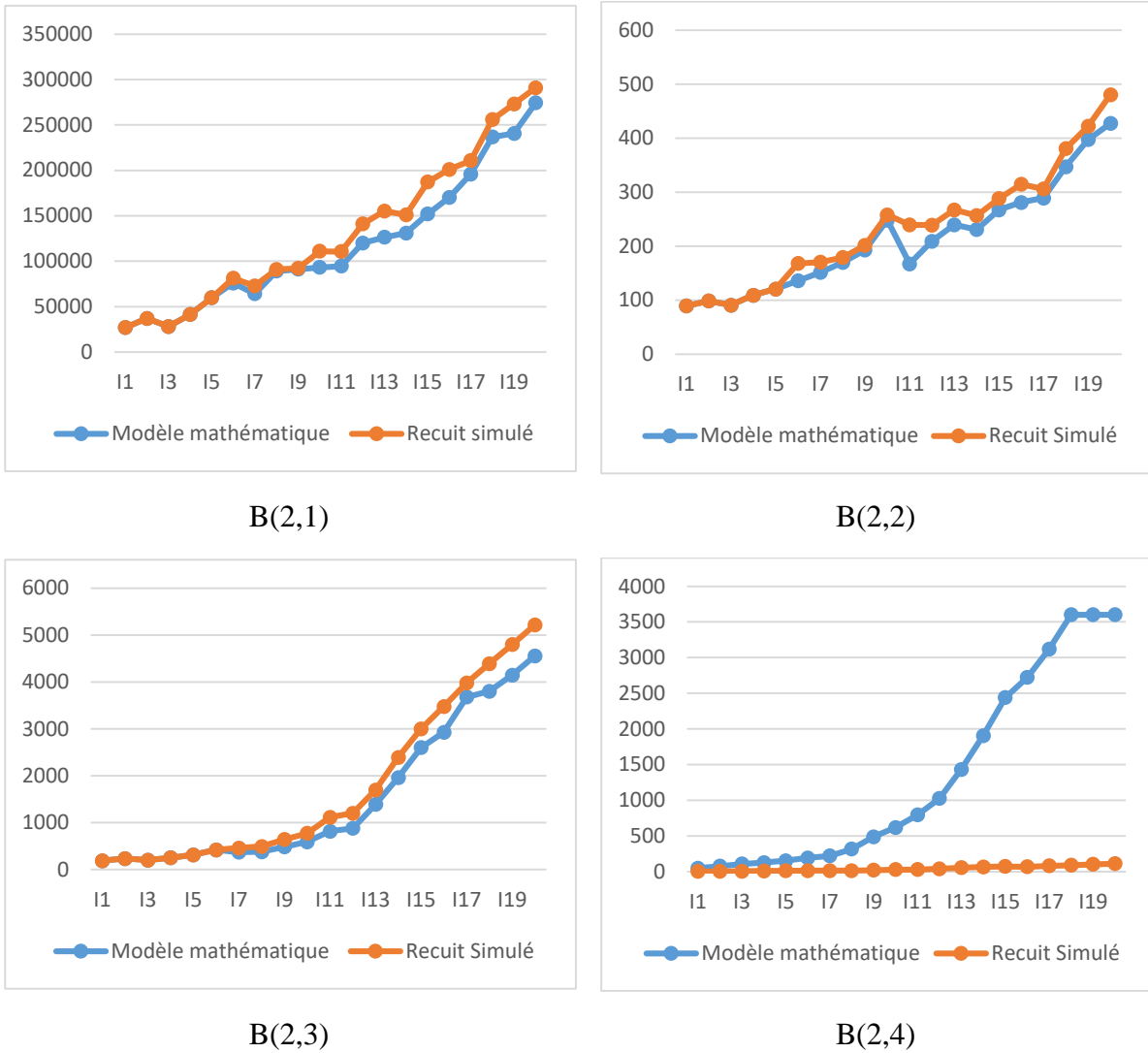


Figure 4. 11: Résultats comparatifs pour l'approche de minimisation des coûts avec contraintes énergétiques

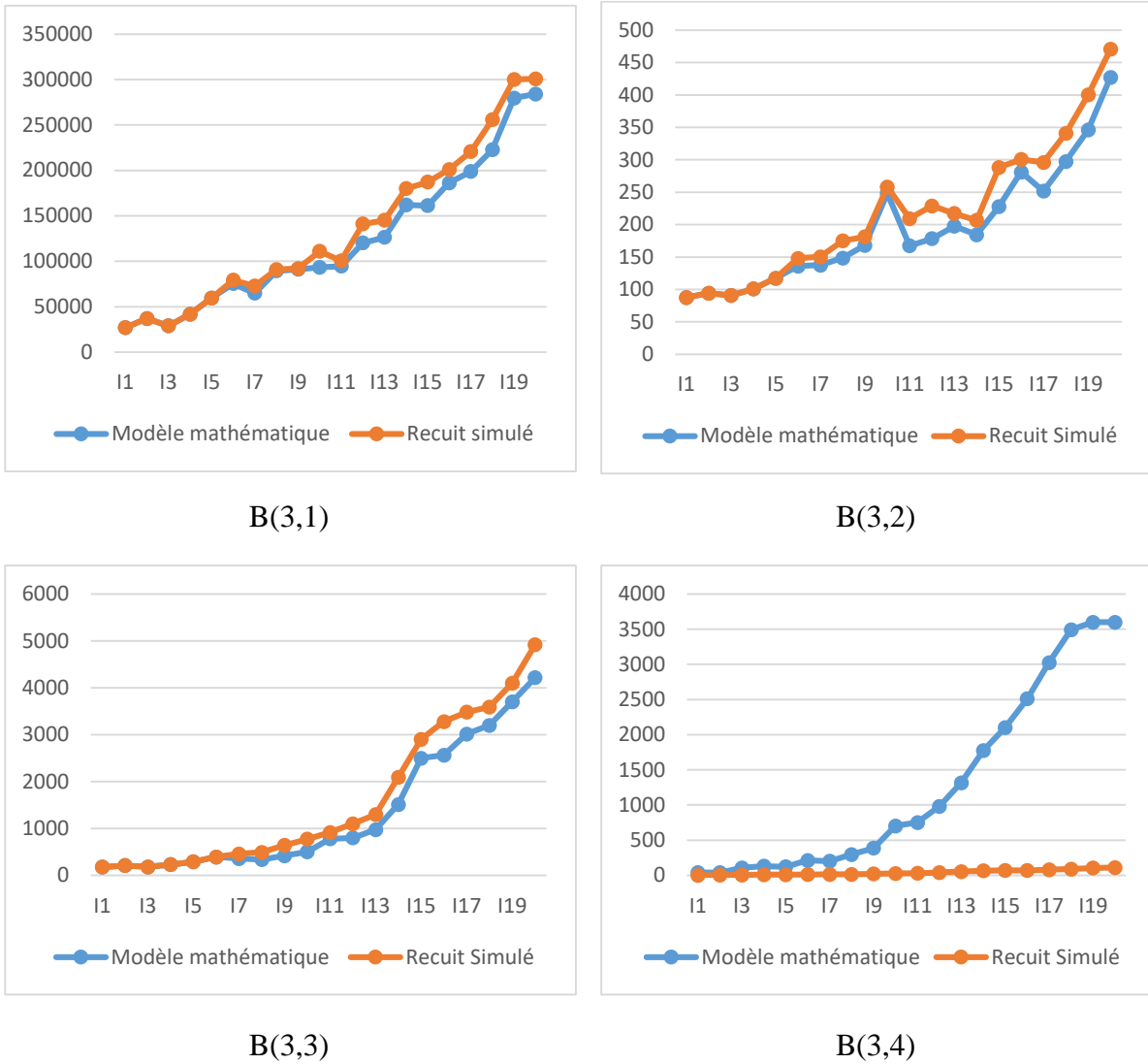


Figure 4. 12: Résultats comparatifs pour l'approche de minimisation des coûts avec coûts énergétiques

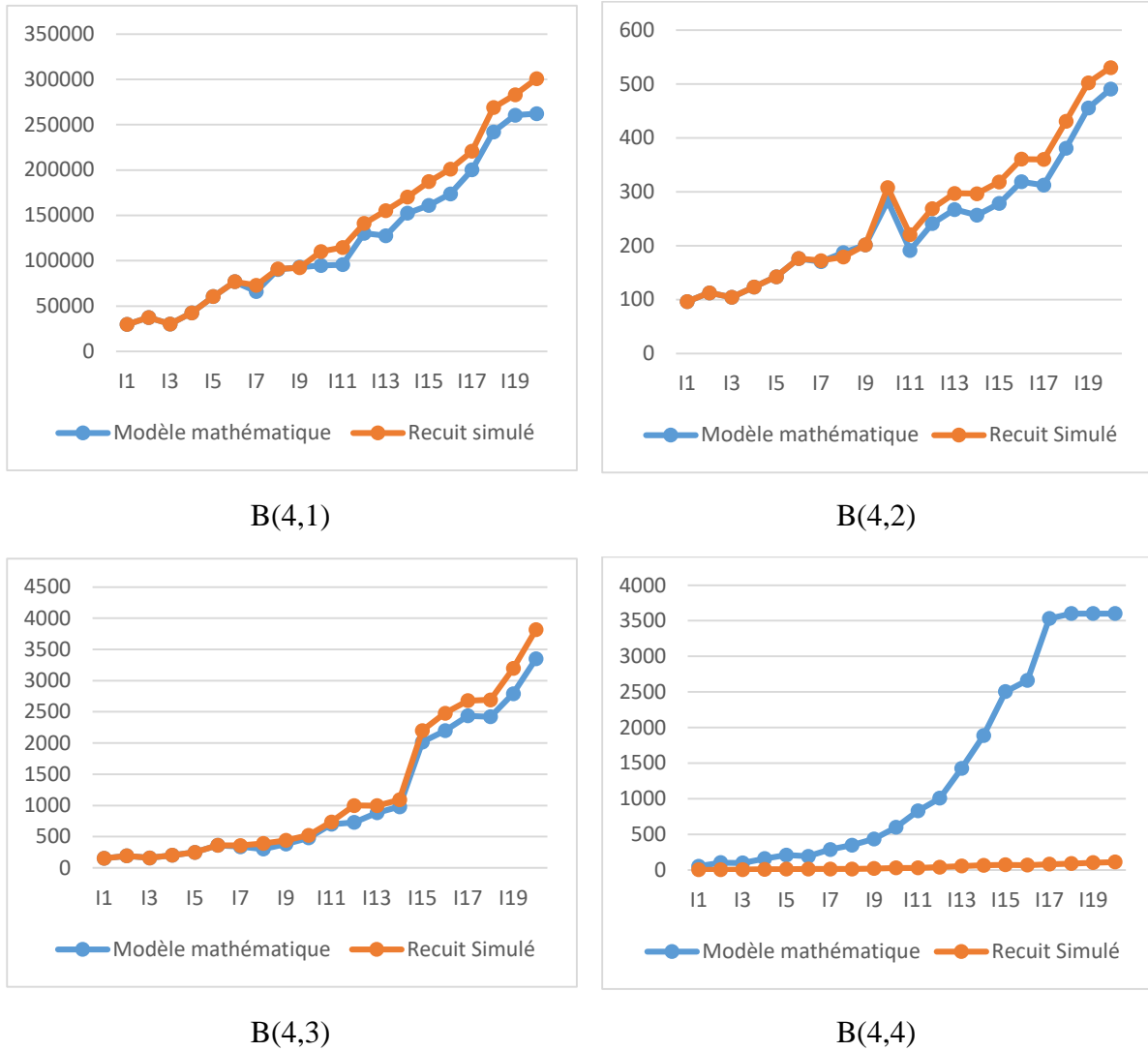


Figure 4. 13: Résultats comparatifs pour l'approche de minimisation des coûts avec contraintes de carbone

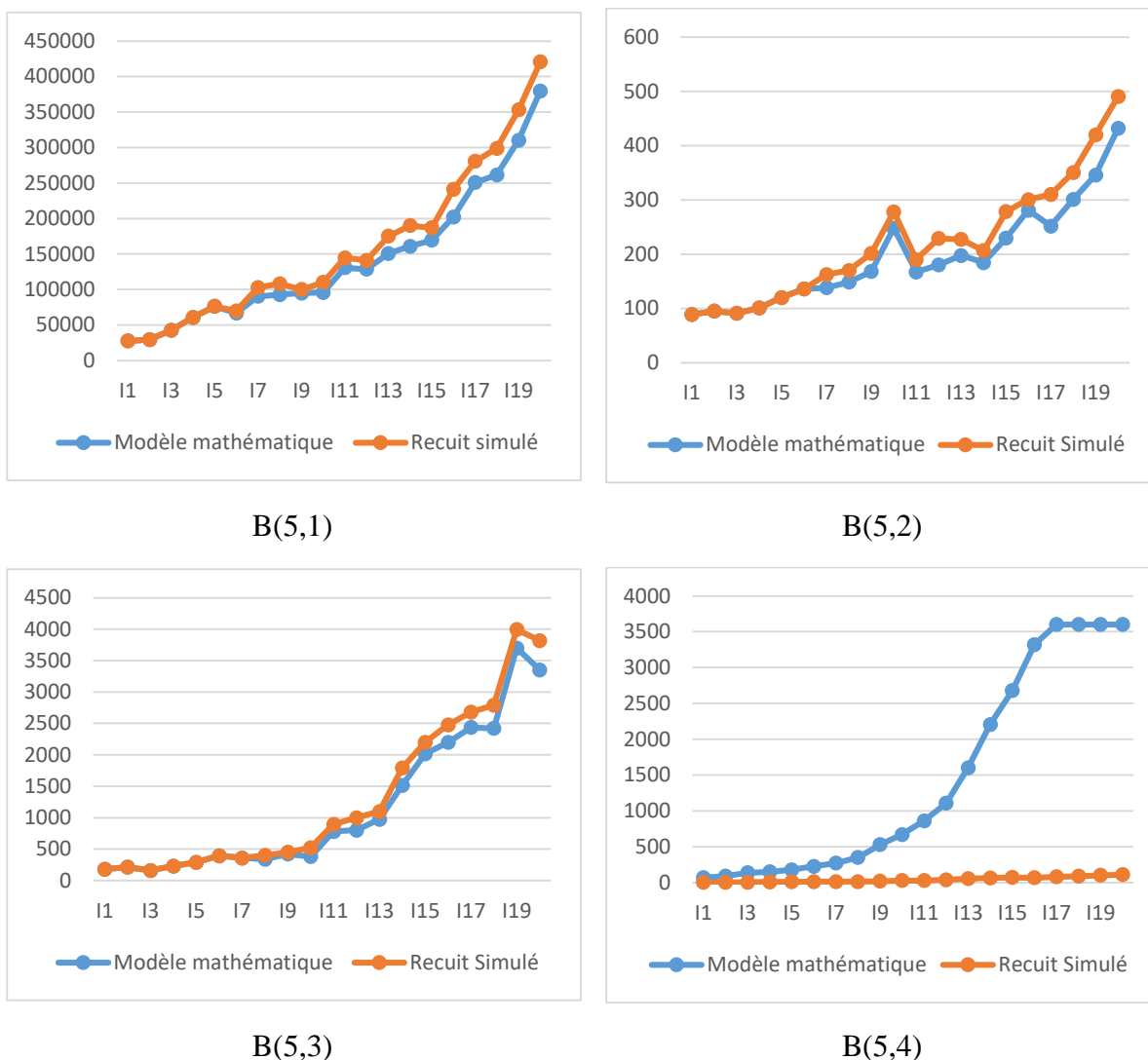


Figure 4. 14: Résultats comparatifs pour l'approche de minimisation des coûts avec contraintes énergétiques et de carbone

Les résultats obtenus de l'implémentation du recuit simulé sont comparés avec ceux des modèles mathématiques pour vérifier l'efficacité de l'algorithme en terme de qualité de solution et de temps de calcul. Les figures 4.10 à 4.14 représentent une vision comparative des résultats pour les cinq versions de modèles, et pour chaque modèle, les solutions sont comparées en terme de valeur de la fonction-objectif, de consommation énergétique, des émissions de CO₂ et de temps de calcul (CPU). Par exemple dans la figure 4.10 qui montre les résultats du premier modèle (minimisation du coût total sans considération écologique et énergétique) la partie B(1,1) décrit les résultats du premier modèle en terme du coût total, la partie B(1,2) décrit les résultats du même modèle en terme de consommation énergétique, et les partie B(1,3) et B(1,4) décrivent les résultats en terme des émissions de carbone et de temps de calcul, respectivement).

La différence entre les résultats des modèles mathématiques est déjà discutée dans la section 2.3.3 du deuxième chapitre. L'objectif de cette section est de comparer les résultats de l'approche approximative avec ceux de l'approche exacte.

En terme de qualité de solution, il est montré dans les figures que les valeurs du coût, d'énergie et des émissions de carbone concernant la méthode approchée utilisant le recuit simulé pour les petites à moyennes instances sont les mêmes que des modèles mathématiques, ce qui signifie que malgré la complexité du problème, le recuit simulé proposé avec les l'algorithme dédié a pu donner les solutions optimales pour les petites à moyennes instances. Lorsque la taille du problème est plus grande, les solutions commencent à se diverger de la solution optimale (Gap jusqu'à 13% pour les grandes instances), cela peut être expliqué par le fait que le PRP est un problème complexe et contient plusieurs aspects et variables de décisions qui sont toutes connectées dans le contexte d'une planification intégrée, et qui nécessite soit d'autres conditions pour l'algorithme tel que l'utilisation d'un nombre d'itération important pour les étapes de l'algorithme qui peut prendre plus de temps pour résoudre le problème, ou des approches de résolution puissantes et peut être hybrides pour avoir des solutions de meilleure qualité.

On outre, d'autres algorithmes dans la littérature ont été proposés malgré que leurs solutions ne sont pas de très bonne qualité. Par exemple, dans le travail de Liu et Liu (2020), les auteurs ont proposé plusieurs algorithmes pour le PRP, où l'écart entre les solutions a dépassé 20% dans quelques cas, malgré que le PRP est étudié pour une seule période.

Le temps de calcul pour le recuit simulé est incomparable avec celui des modèles, CPLEX prend un temps considérable pour résoudre le problème jusqu'à atteindre le temps limite (3600s), qui peut ne pas avoir pu obtenir une solution des cas avec plus grandes instances. L'algorithme de SA a pu résoudre des instances qui ont pris une heure sur CPLEX en moins de deux minutes.

4.3. MOSA pour le PRP multi-objectif

4.3.1. Définition et principe

Le Recuit Simulé Multi-objectif (MOSA) est un algorithme d'optimisation méta-heuristique utilisé pour résoudre des problèmes avec plusieurs objectifs conflictuels. Il constitue une extension de l'algorithme de base du recuit simulé (SA), qui s'inspire du processus de recuit en métallurgie. En métallurgie, un matériau est chauffé puis refroidi lentement pour réduire les défauts et augmenter sa structure cristalline. De même, en optimisation, le recuit simulé commence par une phase d'exploration élevée et se resserre progressivement pour trouver une solution optimale jusqu'à atteindre l'équilibre thermique du métal.

Le recuit simulé multi-objectif a été largement utilisé pour résoudre des différentes variétés de problèmes dans plusieurs domaines :

Problèmes d'ordonnement : Khan et Govindan (2011) le MOSA a été utilisé pour résoudre un problème de Flow-shop avec permutation pour minimiser simultanément le makespan, retard total et temps d'écoulement total. Des problèmes similaires de Flow-shop ont été traités en considérant les différents aspects dans (Mokotoff, 2009), (Jolai et al., 2013), (Sekkal et Belkaid, 2023) et (Anjana et al., 2023). L'ordonnement avec machines parallèles : (Lin et Ying, 2015) et (Sekkal et Belkaid, 2020). L'ordonnement de type Job-shop : (Shahsavari-Pour et Ghasemishabankareh, 2013) et (Frausto-Solis et al., 2021) et l'ordonnement de type Open-shop : (Panahi et Tavakkoli-Moghaddam, 2011) et (Naderi et al., 2013).

Problèmes de planification de production : (Ponnambalam et Reddy, 2003), (Ernani Vieira et Ribas, 2004) et (Zaidan et al., 2019).

Problèmes de transport : (Baños et al., 2013), (Heilig et al., 2017), (Zhou et al., 2022) et (Pilati et Tronconi, 2023).

D'autres problèmes dans la littérature ont été traités en utilisant le recuit simulé multi-objectif : problème de sac à dos (Jaszkiewicz, 2001), collection des déchets (Saadatpour et al., 2019), allocation des ressources (Tang et al., 2020), et plusieurs autres problèmes.

Les étapes de la métaheuristique MOSA sont les mêmes que celles du recuit simulé décrites dans la section 4.2, la seule différence se réside dans le calcul de probabilité et le critère d'acceptance des solutions, ces étapes sont résumées dans ce qui suit :

- **Initialisation**

Définir les variables de décision, leurs plages, les objectifs à optimiser et les paramètres de l'algorithme qui sont :

- Solution initiale S_0 .
- Température initiale T_0 .
- Température minimale à atteindre T_{min} .
- Paramètres de refroidissement α où la température dans chaque itération se réduit en fonction de ce paramètre, jusqu'à atteindre la température minimale.
- Probabilité d'acceptation d'une solution P_a .
- Facteurs de pondération des fonctions-objectif w_i .

- **Processus du recuit simulé multi-objectif**

Après la création de la solution initiale, le fitness de chaque fonction objectif est ensuite calculé, ce terme indique la valeur objective qui correspond aux variables de la solution calculée.

Une autre solution est générée S_{iter} d'une manière aléatoire ou à l'aide d'une méthode tel que les méta-heuristiques, puis être comparée avec la solution précédente par la relation suivante pour chaque itération :

$$\Delta E = \sum_i w_i * \Delta E_i \quad (4.1).$$

Où :

$$\Delta E_i = f_i(S_{iter}) - f_i(S') \quad \forall i \in I \quad (4.2).$$

$$\sum_i w_i = 1 \quad (4.3).$$

Après le calcul de ΔE , une vérification de la qualité de solution est faite :

Si $\Delta E \leq 0$, la solution S_{iter} est meilleure que S' , cette solution est acceptée pour remplacer S' dans l'itération suivante.

Sinon, la solution S_{iter} est évaluée par rapport à une probabilité d'acceptation, une probabilité est calculée pour chaque fonction- objectif, puis ces probabilités sont agrégées en les pondérant par des coefficients w_i :

$$P_i(S_{iter}) = e^{-\frac{\Delta E_i}{T_{iter}}} \quad \forall i \in I \quad (4.4).$$

$$P = \prod_i P_i^{w_i} \quad (4.5).$$

Cette probabilité est ensuite comparée avec une probabilité d'acceptation prédéfinie :

- Si $P \geq Pa$, S_{iter} est acceptée pour remplacer S' dans l'itération suivante.
- Sinon, la solution S_{iter} est refusée, et la solution initiale dans l'itération suivante reste S' .

Le processus se répète jusqu'à atteindre la température minimale.

L'algorithme utilisé est décrit dans la figure 4.15.

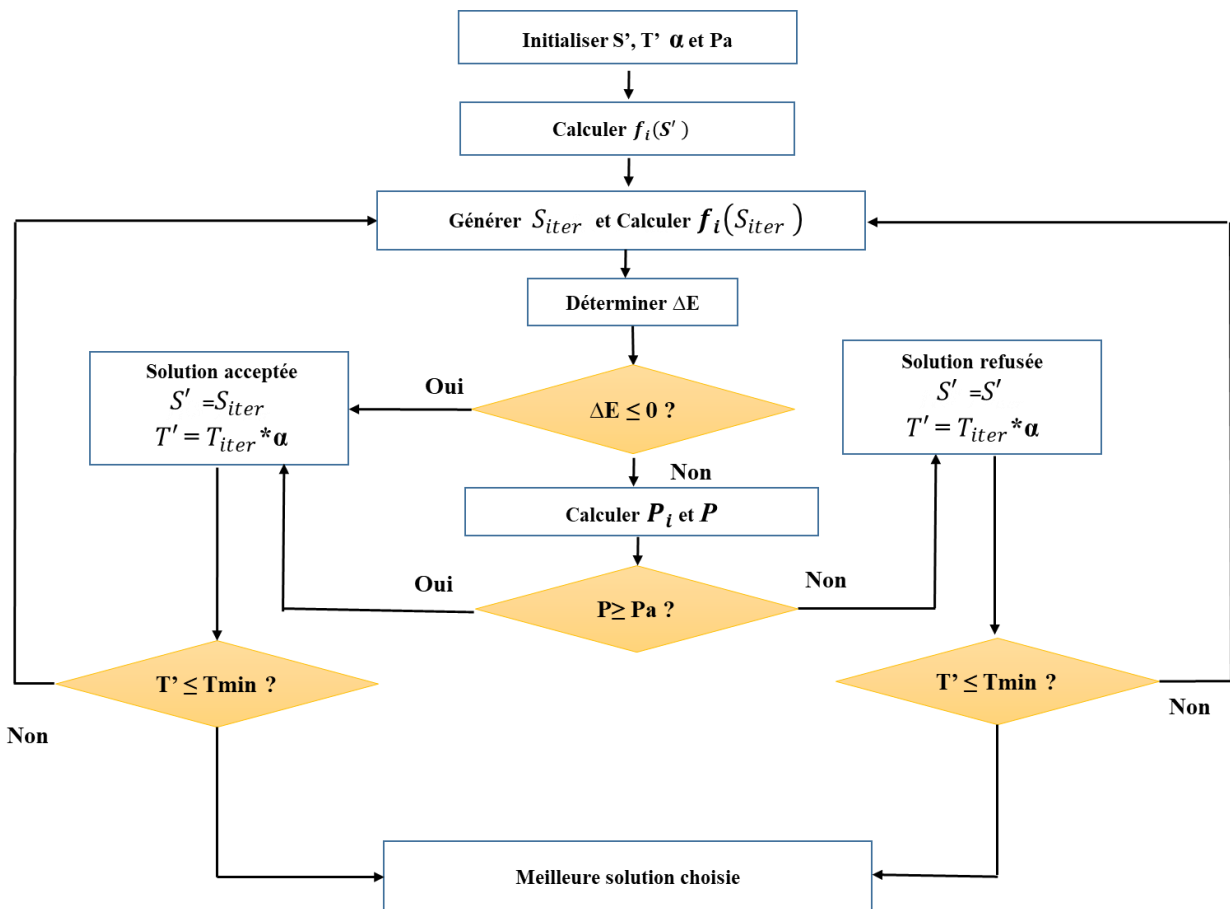


Figure 4. 15: Algorithme de MOSA

4.3.2. Adaptation du MOSA

Le problème considéré pour la résolution par MOSA est même problème traité dans le chapitre précédent et qui est résolu par Lp-metric et l'heuristique F&R, qui s'agit d'un PRP mono-produit avec plusieurs lignes de production et avec plusieurs niveaux de vitesses pour chacune des lignes, une flotte hétérogène de véhicules est aussi considérée.

4.3.2.1. Représentation de la Solution

Avec le même principe utilisé dans le recuit simulé mono-objectif, une solution dans notre problème ne peut pas représenter par un vecteur ou une matrice, mais avec un ensemble des matrices représentant quelques variables de décision :

- Les variables de décision considérées sont : $Z_{t,l,v}$, $R_{t,l,v}$, et $Q_{liv_{i,t,k}}$, plus d'une matrice $YY'_{t,k,i}$ indiquant les routes des véhicules.
- Les autres variables sont considérées comme outputs, et sont calculées à partir des variables d'entrée.

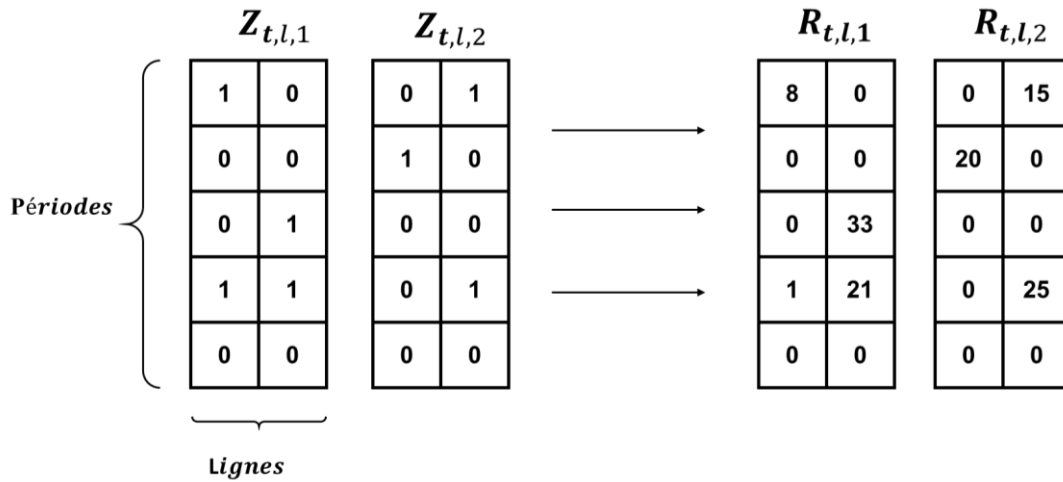


Figure 4. 16: Représentation des variables de production

4.3.2.2. Solution Initiale

La génération d'une solution initiale dans MOSA se fait de la même manière comme dans le recuit simulé mono-objectif, ces solutions sont générées aléatoirement, en commençant par la variable de lancement de production dans les lignes avec les différents niveaux de vitesse $Z_{t,l,v}$ puis à partir ses valeurs de, les quantités produites $R_{t,l,v}$ sont générés dans les périodes et les lignes où il y a de production. Les quantités livrées sont aussi générées aléatoirement, ainsi que la variable des routes $YY_{t,k,i}$.

Les variables sont ensuite mises dans un processus de correction de la manière indiquée dans la section 4.2.2.2.

Pour les approches de minimisation de deux objectifs avec contraintes soit de l'énergie ou du CO₂, si ces contraintes ne sont pas respectées, la procédure de correction se fait pour toutes les variables et se répète jusqu'à que toutes les variables correspondent aux exigences du problème.

4.3.2.3. Génération de Voisinage

La génération des nouvelles solutions se fait de la même manière que du recuit simulé mono-objectif, la procédure est détaillée dans la section 4.2.2.3.

4.3.3. Résultats expérimentaux

Dans cette section, nous présentons les résultats de la métaheuristique MOSA qui vont être comparés avec ceux des méthodes multi-objectif proposées dans le chapitre précédent (Lp-metric et l'heuristique Fix & Relax), en considérant les trois configurations :

- Minimisation du coût total et consommation d'énergie sous contraintes des émissions de CO₂.
- Minimisation du coût total et émissions de CO₂ sous des contraintes énergétiques.
- Minimisation du coût total et émissions de CO₂ consommation d'énergie.

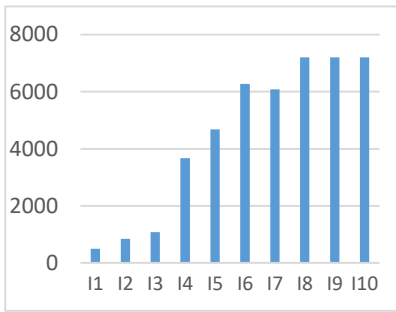
Les données de problème PRP utilisées dans ces tests sont les mêmes que du chapitre précédent. Les coefficients de pondération des objectifs pour MOSA sont considérés d'avoir des valeurs égales (0.333 pour la fonction à trois objectifs et 0.5 pour les fonctions à deux objectifs). Les paramètres de l'algorithme de MOSA sont fixés comme suit : $T_0= 500$, $T_{\min}= 1$, $\alpha= 0.99$ et $P_a=0.6$, cette combinaison de valeurs des paramètres ont donné le meilleur gap après plusieurs tests dans (Sekkal et Belkaid, 2020).

En plus des configurations citées dans le Tableau 3. 2, trois autres approches sont obtenues :

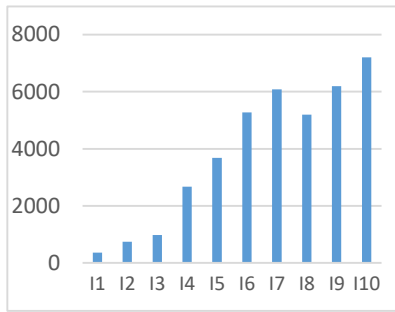
	Méthode	Configuration
C(3,1)	MOSA	Min(OB1+OB2+OB3)
C(3,2)	MOSA	Min(OB1+OB2) + contrainte d'énergie
C(3,3)	MOSA	Min(OB1+OB3) + contrainte de carbone

Tableau 4. 1: Notation des approches de résolution par MOSA

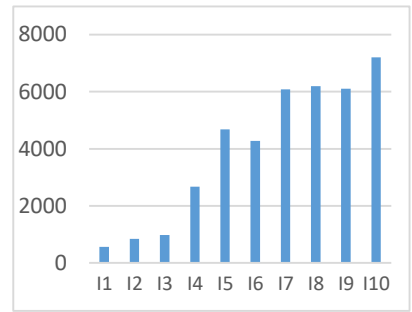
Dans les approches C(3,1), C(3,2) et C(3,3), MOSA est implémenté sur JAVA, pour chaque instance nous avons effectué trois tests, où la meilleure solution est considérée.



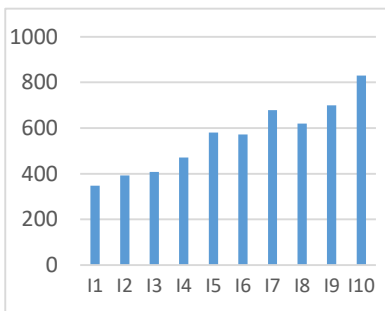
A(1,1)



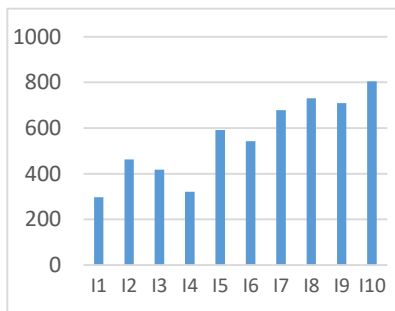
A(1,2)



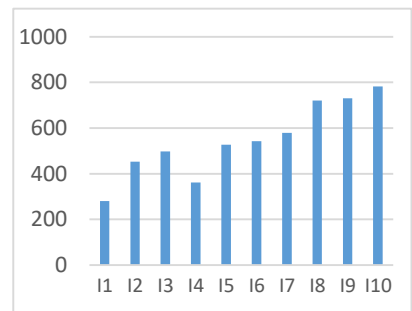
A(1,3)



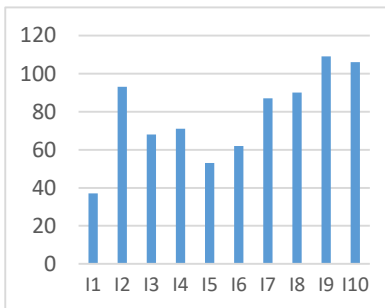
A(2,1)



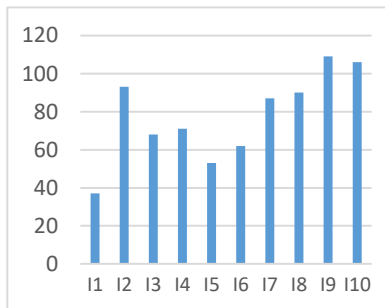
A(2,2)



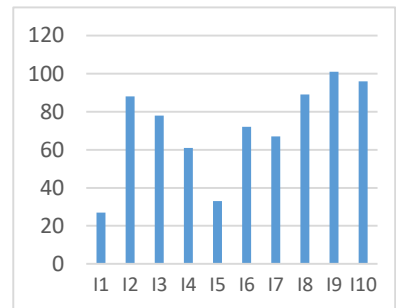
A(2,3)



C(3,1)



C(3,2)



C(3,3)

Figure 4. 17: Résultats de CPU de MOSA et des différentes approches proposées

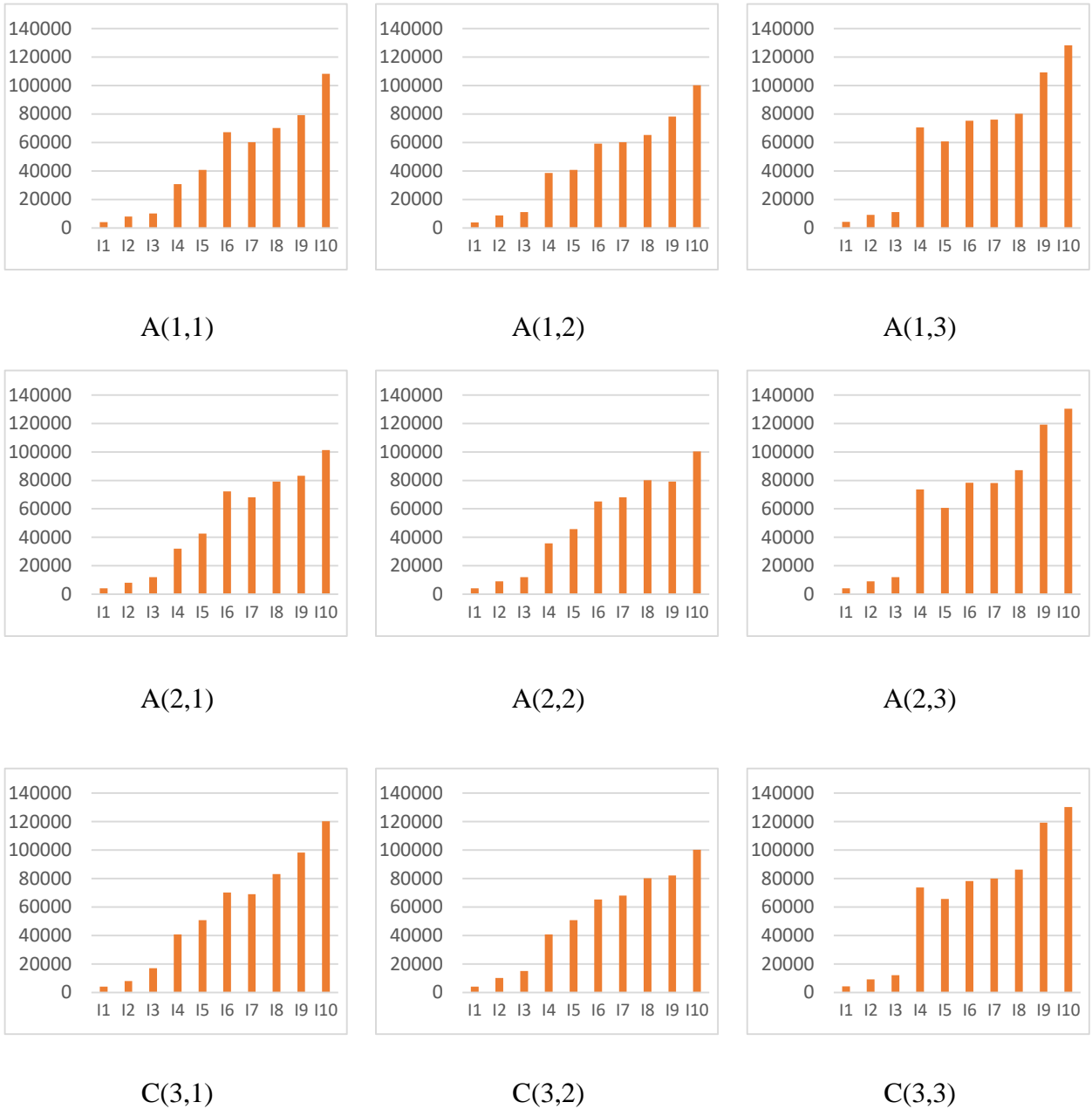


Figure 4. 18: Résultats de coût total de MOSA et des différentes approches proposées

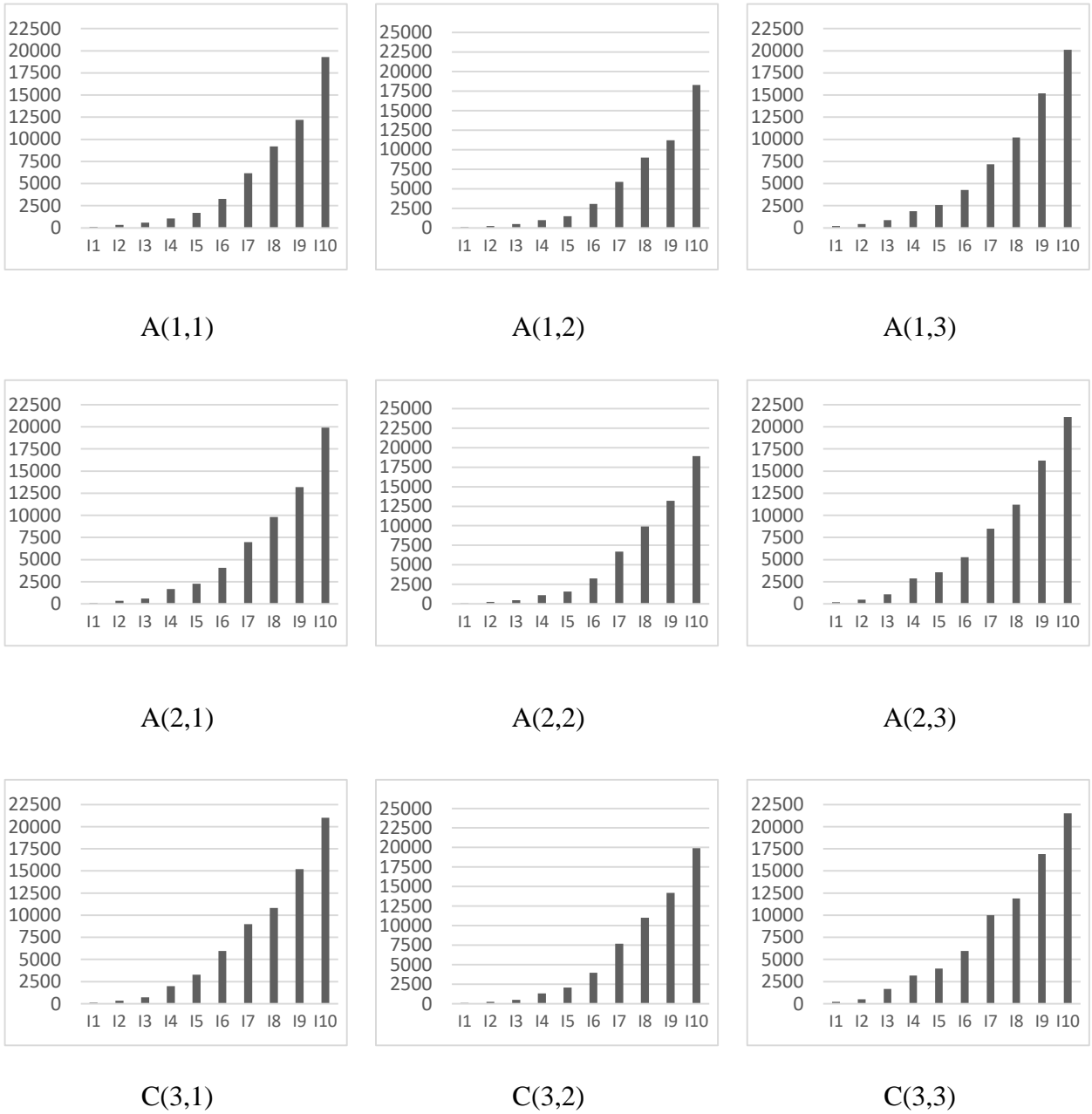


Figure 4. 19: Résultats de la consommation énergétique de MOSA et des différentes approches proposées

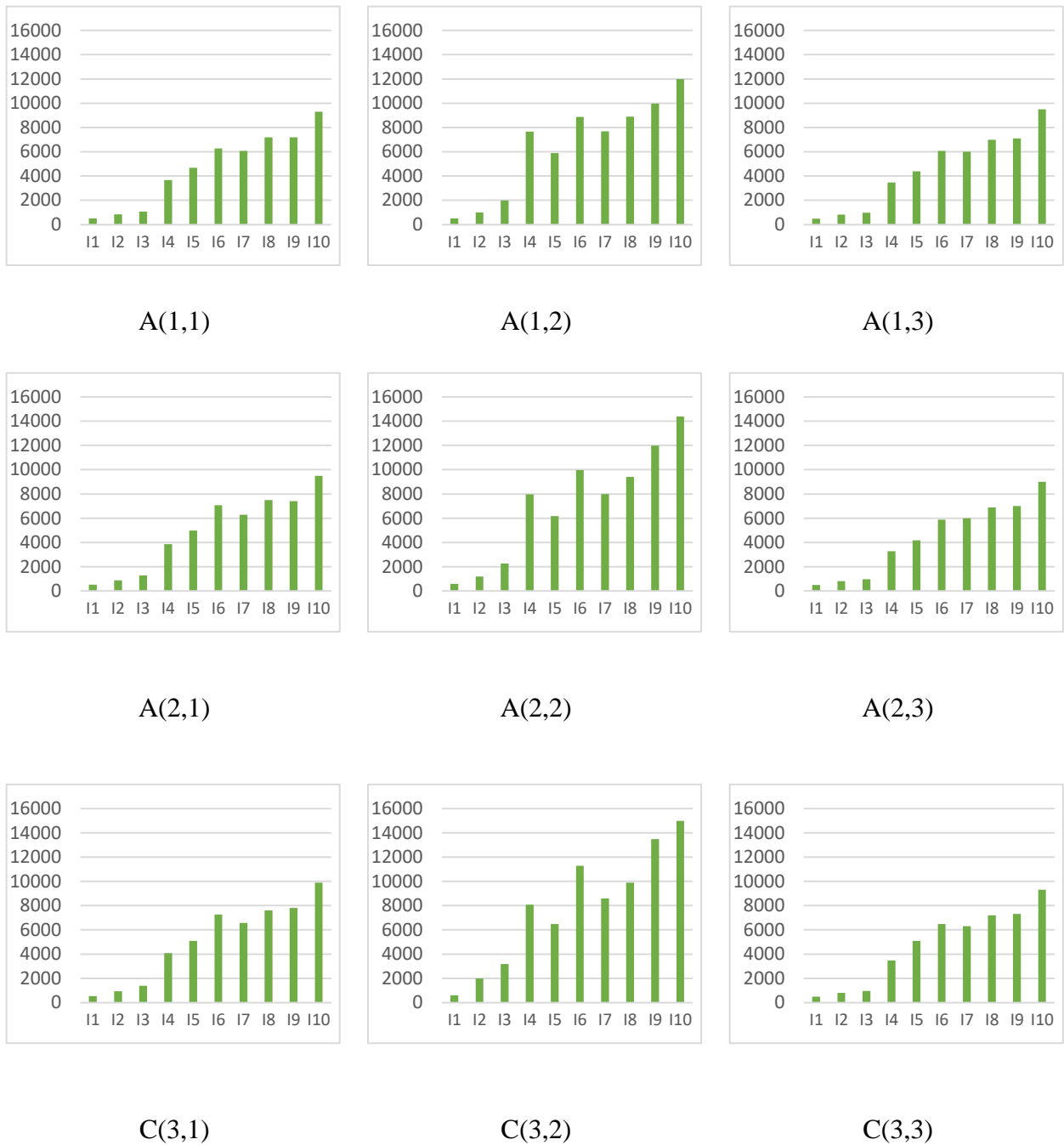


Figure 4. 20: Résultats des émissions de carbone de MOSA et des différentes approches proposées

Les Figures 4.17 à 4.20 représentent les résultats des tests que nous avons effectués pour évaluer la performance des approches multi-objectif proposées. Les tests ont été réalisés sur dix instances de différentes tailles.

Pour chaque instance, les neuf approches ont été appliquées, et les temps de calcul, les valeurs du coût total, la consommation totale d'énergie ainsi que les émissions de carbone ont été enregistrées pour être comparés, comme montré dans les figures 4.17, 4.18, 4.19 et 4.20 respectivement.

La figure 4.17 présente le temps de calcul pour chaque approche. On remarque que les approches de la méthode Lp-metric ont le plus grand temps de calcul, tandis que la métaheuristique MOSA a le temps de calcul le plus faible. Cela s'explique par le fait que MOSA est basée sur une recherche aléatoire des solutions, où plusieurs contraintes sont relaxées et parfois négligées, ce qui permet d'obtenir des solutions plus rapidement.

En termes de qualité des solutions, les meilleures solutions pour chaque configuration de problème sont obtenues par la méthode Lp-metric en raison de sa résolution par un modèle mathématique exact. D'après les résultats, la méthode moins efficace en termes de qualité de solution est la métaheuristique MOSA, en raison de son aspect aléatoire où un manque de précision peut se manifester.

En ce qui concerne le temps de résolution, la méthode Lp-metric prend un temps de calcul important pour résoudre les instances du problème, en raison de la complexité des contraintes considérées. En revanche, la métaheuristique MOSA a le temps de calcul le plus court, où des instances qui ont pris environ deux heures pour être résolues par Lp-metric ont été résolues en moins de deux minutes par MOSA.

4.4. Conclusion

Dans ce chapitre, le PRP mono et multi-objectif ont été traités à l'aide de recuit simulé mono et multi-objectif. Le recuit simulé fait partie des métaheuristiques qui sont des outils issus de l'intelligence artificielle, et qui peuvent fournir des solutions satisfaisantes en temps de calcul raisonnable, au lieu de dépendre uniquement des méthodes exactes qui sont limitées par la capacité et le temps de résolution élevé. Le recuit simulé mono-objectif et MOSA ont été appliqués au PRP, et leurs résultats ont été comparés avec ceux obtenus à partir de la modélisation mathématique. SA et MOSA ont prouvé leur efficacité à résoudre le PRP avec un écart moyen et un temps de calcul plus réduit.

Travaux réalisés

Ce chapitre a fait l'objet d'une conférence internationale :

Zeddani, B., Belkaid, F., & Bennekrouf, M. Multi-objective optimization for the production routing problem with multiple production lines and mixed fleet of vehicles. *14th International Conference on Multiple Objective Programming and Goal Programming MOPGP 2021*.

Conclusion Générale et Perspectives

Cette thèse s'articule autour de l'analyse et de la résolution d'une classe de problèmes de planification intégrée de la chaîne logistique, à savoir le problème de planification intégrée de production et de transport (PRP). Ce problème vise à optimiser simultanément les décisions de setup, de production, de stockage, de livraison et de routage des véhicules. L'objectif principal de la thèse est de développer des outils efficaces d'aide à la décision pour gérer les activités industrielles liées à la production, au stockage et à la distribution, en introduisant et intégrant l'aspect énergétique et les émissions de CO₂ dans ce type de problèmes.

Des stratégies de réduction de la consommation énergétique et des émissions de carbone sont mises en œuvre afin d'étudier l'impact de cette réduction sur les décisions logistiques. Ces stratégies sont représentées sous forme de contraintes de plafonnement de puissance électrique utilisée par le système de production et des émissions de carbone, sous forme de coûts d'électricité à ajouter dans la fonction-objectif, ou sous forme de fonction-objectif à considérer dans le contexte multi-objectif. Les problèmes mono-objectifs traités sont ensuite résolus par la modélisation mathématique, l'heuristique Fix & Relax et la métaheuristique du Recuit Simulé. Pour le PRP multi-objectif, la méthode Lp-metric, une combinaison de Lp-metric et F&R, ainsi que le Recuit Simulé Multi-Objectif (MOSA) sont proposés pour la résolution.

Le premier chapitre de cette thèse présente le contexte général du travail effectué, les notions de base telles que des généralités sur la chaîne logistique, la planification intégrée, les problèmes de planification dans la littérature et leur formulation mathématique et variantes. Nous avons mis l'accent sur le PRP, en indiquant sa formulation de base, en montrant un aperçu des travaux existants dans la littérature avec les méthodes de résolution proposées.

Dans cette thèse, nous avons commencé par fournir des notions de base sur les problèmes de planification de production et de transport dans le cas général, puis nous avons implémenté l'optimisation de la planification intégrée de production et de distribution pour différentes variantes du PRP avec différentes approches.

Nous avons étudié en premier le PRP mono-objectif avec deux variantes. Nous avons appliqué la méthode de plafonnement pour réduire la puissance électrique de production et les émissions de carbone résultant de la production, du stockage et du transport. Par la suite, nous avons adressé une autre variante en intégrant l'aspect des énergies renouvelables, en supposant que la puissance électrique requise pour la production peut être obtenue à partir d'un ensemble de sources d'énergie, qu'elles soient traditionnelles ou renouvelables, chacune avec un coût et une quantité d'énergie associés, l'objectif étant de minimiser les coûts totaux. Pour chacune des variantes, une formulation mathématique est fournie comme méthode exacte de résolution, en plus des méthodes approchées telles que l'heuristique Fix and Relax et la métaheuristique du Recuit Simulé.

Ensuite, le PRP multi-objectif est traité, en se basant sur le principe de pondération des objectifs qui permet d'exprimer les préférences ou priorités des décideurs en termes de facteurs de pondération. Pour résoudre le problème, la méthode Lp-metric, une combinaison de Fix and Relax et Lp-metric, ainsi qu'un algorithme de recuit simulé multi-objectif (MOSA) sont utilisés, puis leurs résultats sont comparés.

Le problème de planification intégrée de production et de distribution (PRP) représente un défi d'optimisation intégrant les décisions cruciales liées à la production, au stockage et à la distribution. Diverses orientations de recherche émergent comme des axes prometteurs pour des investigations futures :

- **Gestion de l'incertitude de la demande.** Dans la réalité, la demande des clients est souvent incertaine, et seule une partie de l'information sur la demande est disponible au début de l'horizon de planification. Dans ce contexte, un modèle déterministe ne s'avère plus adapté, et l'incertitude de la demande doit être explicitement prise en compte.
- **Planification de production et de transport des produits pharmaceutiques et agroalimentaires.** Le secteur pharmaceutique et agroalimentaire suscite récemment un certain intérêt chez les chercheurs. Ces produits sont sensibles et nécessitent des conditions spécifiques de production, de stockage et de distribution. De ce fait, des véhicules compartimentés où chaque compartiment peut être ajusté en termes de température représentent un défi majeur dans le cadre de cette thèse.
- **L'intégration des véhicules électriques.** En réponse au changement climatique mondial, les émissions de gaz à effet de serre sont adoptées comme indicateur clé de performance par de nombreuses entreprises. Le secteur des transports est responsable d'une part importante des émissions de gaz à effet de serre. L'utilisation des véhicules électriques contribuera à la réduction de ces émissions en tant que nouvelle technologie.
- **Développement d'algorithmes de solution efficaces pour le PRP mono-objectif.** Les mathématiques et les métaheuristiques s'avèrent prometteuses. Les mathématiques démontrent des capacités à fournir des solutions quasi-optimales, tandis que les métaheuristiques telles que les Algorithmes Génétiques (GA) présentent le potentiel d'améliorer davantage la qualité des solutions en explorant des portions spécifiques de l'espace des solutions. Des métaheuristiques dédiées au PRP multi-objectif basées sur le front de Pareto, telles que NSGA II, vont aussi améliorer le travail effectué dans cette thèse en termes de qualité de recherche.
- **Adaptation des méthodes d'aide à la décision multicritère (MCDM).** Ces méthodes sont utilisées lorsque la prise de décision dépend de plusieurs critères, et parfois de plusieurs décideurs. Ces critères sont parfois conflictuels et la mise en œuvre des méthodes MCDM est nécessaire pour trouver un compromis entre les solutions. Ces méthodes sont souvent utilisées dans les problèmes de sélection, par exemple la sélection des fournisseurs où plusieurs alternatives candidates sont disponibles, mais des critères et des facteurs de pondération établis par un ou plusieurs décideurs peuvent influencer le choix de la solution.

Références

- Absi, N., Archetti, C., Dauzère-Pérès, S., & Feillet, D. (2014). A two-phase iterative heuristic approach for the production routing problem. *Transportation Science*, 48(3), 324-340.
- 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.
- Absi, N., Dauzère-Pérès, S., Kedad-Sidhoum, S., Penz, B., & Rapine, C. (2016). The single-item green lot-sizing problem with fixed carbon emissions. *European Journal of Operational Research*, 248(3), 849-855.
- Adulyasak, Y., Cordeau, J. F., & Jans, R. (2014). 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. (2014a). 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). Benders decomposition for production routing under demand uncertainty. *Operations Research*, 63(4), 851-867.
- Adulyasak, Y., Cordeau, J. F., & Jans, R. (2015a). The production routing problem: A review of formulations and solution algorithms. *Computers & Operations Research*, 55, 141-152.
- Adulyasak, Y., Cordeau, J.-F., & Jans, R. (2012). An adaptive large neighborhood search heuristic for the production routing problem. *Transportation Science*, 48(1), 20-45.
- Adulyasak, Y., Cordeau, J.-F., & Jans, R. (2014). Formulations and branch-and-cut algorithms for multi-vehicle production and inventory routing problems. *INFORMS Journal on Computing*, 26(1), 103-120.
- Adulyasak, Y., Cordeau, J.-F., & Jans, R. (2015b). The production routing problem with demand uncertainty. *Transportation Science*, 49(4), 640-657.
- Aerts, J. C., & Heuvelink, G. B. (2002). Using simulated annealing for resource allocation. *International Journal of Geographical Information Science*, 16(6), 571-587.
- Afra, A. P., & Behnamian, J. (2021). Lagrangian heuristic algorithm for green multi-product production routing problem with reverse logistics and remanufacturing. *Journal of Manufacturing Systems*, 58, 33-43.
- Afshar-Nadjafi, B., & Afshar-Nadjafi, A. (2017). A constructive heuristic for time-dependent multi-depot vehicle routing problem with time-windows and heterogeneous fleet. *Journal of King Saud University-Engineering sciences*, 29(1), 29-34.
- Agra, A., Cerveira, A., & Requejo, C. (2016). Lagrangian relaxation bounds for a production-inventory-routing problem. In *Machine Learning, Optimization, and Big Data: Second*

International Workshop, MOD 2016, Volterra, Italy, August 26-29, 2016, Revised Selected Papers 2 (pp. 236-245). Springer International Publishing.

Ahmed, M. B., Hvattum, L. M., & Agra, A. (2023). The effect of different mathematical formulations on a metaheuristic algorithm for the production routing problem. *Computers & Operations Research*, *155*, 106232

Ahuja, R. K., Orlin, J. B., Sharma, D., & Singhal, V. (2007). A network flow approach to multi-period single-sourcing problem. *Operations Research Letters*, *35*(1), 58-64.

Akbalik, A., & Penz, B. (2011). A lot-sizing problem with delivery time windows. *European Journal of Operational Research*, *213*(1), 1-9.

Albareda-Sambola, M., Alonso-Ayuso, A., Escudero, L. F., Fernández, E., & Pizarro, C. (2013). Fix-and-relax-coordination for a multi-period location–allocation problem under uncertainty. *Computers & operations research*, *40*(12), 2878-2892.

Anjana, V., Anish, M. N., & Sridharan, R. (2023). Modified multi-objective simulated annealing algorithm for scheduling a flow shop production system with setup times. *International Journal of Process Management and Benchmarking*, *13*(2), 177-211.

Archetti, C., Bertazzi, L., & Speranza, M. G. (2011). Comparison of inventory policies in a multi-period inventory routing problem. *Transportation Science*, *45*(4), 540-554.

Archetti, C., Bertazzi, L., Paletta, G., & Speranza, M. G. (2011). Analysis of the maximum level policy in a production-distribution system. *Computers & Operations Research*, *38*(12), 1731-1746.

Archetti, C., Speranza, M. G., Boccia, M., Sforza, A., & Sterle, C. (2020). A branch-and-cut algorithm for the inventory routing problem with pickups and deliveries. *European Journal of Operational Research*, *282*(3), 886-895.

Armentano, V. A., Shiguemoto, A. L., & França, P. M. (2011). Tabu search with path relinking for an integrated production-distribution problem. *Computers & Industrial Engineering*, *60*(1), 1-14.

Aryanezhad, M. B., Jabbarzadeh, A., & Zareei, A. (2009, December). Combination of genetic algorithm and Lp-metric to solve single machine bi-criteria scheduling problem. In *2009 IEEE international conference on industrial engineering and engineering management* (pp. 1915-1919). IEEE.

As'ad, R., Hariga, M., & Shamayleh, A. (2020). Sustainable dynamic lot sizing models for cold products under carbon cap policy. *Computers & industrial engineering*, *149*, 106800.

Asadi-Gangraj, E., & Nayeri, S. (2018). A hybrid approach based on LP metric method and genetic algorithm for the vehicle-routing problem with time windows, driver-specific times, and vehicles-specific capacities. *International Journal of Operations Research and Information Systems (IJORIS)*, *9*(4), 51-67.

- Attar, S. F., Mohammadi, M., Pasandideh, S. H. R., & Naderi, B. (2022). Formulation and exact algorithms for electric vehicle production routing problem. *Expert Systems with Applications*, 204, 117292.
- Avci, M., & Yildiz, S. T. (2019). A matheuristic solution approach for the production routing problem with visit spacing policy. *European Journal of Operational Research*, 279(2), 572-588.
- Avci, M., & Yildiz, S. T. (2020). A mathematical programming-based heuristic for the production routing problem with transshipments. *Computers & Operations Research*, 123, 105042.
- Baker, B. M., & Ayechev, M. (2003). A genetic algorithm for the vehicle routing problem. *Computers & Operations Research*, 30(5), 787-800.
- Baños, R., Ortega, J., Gil, C., Fernández, A., & De Toro, F. (2013). A simulated annealing-based parallel multi-objective approach to vehicle routing problems with time windows. *Expert Systems with Applications*, 40(5), 1696-1707.
- Barbarosoğlu, G., & Özgür, D. (1999). Hierarchical design of an integrated production and transportation system. *European Journal of Operational Research*, 113(2), 297-309.
- Bard, J. F., & Nananukul, N. (2009b). The integrated production-inventory-distribution-routing problem. *Journal of Scheduling*, 12(3), 257-280.
- Bard, J. F., & Nananukul, N. (2010). A branch-and-price algorithm for an integrated production and inventory routing problem. *Computers & Operations Research*, 37(1), 220-236.
- Basso, R., Kulcsár, B., Egardt, B., Lindroth, P., & Sanchez-Diaz, I. (2019). Energy consumption estimation integrated into the electric vehicle routing problem. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 69, 141-167.
- Bektas, T. (2017). *Freight transport and distribution: Concepts and optimisation models*. Boca Raton, FL: CRC Press
- Bensmain, Y., Dahane, M., Bennekrouf, M., & Sari, Z. (2019). Preventive remanufacturing planning of production equipment under operational and imperfect maintenance constraints: A hybrid genetic algorithm based approach. *Reliability engineering & system safety*, 185, 546-566.
- 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, M., Louly, M. A. O., & Prins, C. (2007). A reactive GRASP and path relinking for a combined production-distribution problem. *Computers & Operations Research*, 34(11), 3402-3419.
- Brahimi, N., & Aouam, T. (2016). The production routing problem with backordering: Formulations and algorithms. *Computers & Operations Research*, 77, 53-67.

- Brandenburg, M., Govindan, K., Sarkis, J., & Seuring, S. (2014). Quantitative models for sustainable supply chain management: Developments and directions. *European Journal of Operational Research*, 233(2), 299-312.
- Brekka, I., Randøy, S., Fagerholt, K., Thun, K., & Vadseth, S. T. (2022). The fish feed production routing problem. *Computers & Operations Research*, 144, 105806.
- Bunn, K. A., & Ventura, J. A. (2023). Reformulations to improve the Lagrangian relaxation approach for the capacitated multi-product dynamic lot sizing problem with batch ordering. *International Journal of Production Research*, 1-20.
- Chan, F. T., Wang, Z. X., Goswami, A., Singhanian, A., & Tiwari, M. K. (2020). Multi-objective particle swarm optimisation based integrated production inventory routing planning for efficient perishable food logistics operations. *International Journal of Production Research*, 58(17), 5155-5174.
- 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.
- Chekoubi, Z., Trabelsi, W., Sauer, N., & Majdouline, I. (2022). The Integrated Production-Inventory-Routing Problem with Reverse Logistics and Remanufacturing: A Two-Phase Decomposition Heuristic. *Sustainability*, 14(20), 13563.
- 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.
- Chopra, S., & Meindl, P. (2007). *Supply Chain Management: Strategy, Planning, and Operation*. Pearson Prentice Hall.
- Chouksey, A., Agrawal, A. K., & Tanksale, A. N. (2022). A hierarchical capacitated facility location-allocation model for planning maternal healthcare facilities in India. *Computers & Industrial Engineering*, 167, 107991.
- Christopher, M. (1999). *Logistics and Supply Chain Management: Strategies for Reducing Cost and Improving Service Financial Times*: Pitman Publishing. London, 1998 ISBN 0 273 63049 0.
- Christopher, M., & Towill, D. R. (2000). Supply Chain Migration from Lean and Functional to Agile and Customized. *Supply Chain Management : An International Journal*, 5(4), 206-213.
- Coelho, L. C., Cordeau, J.-F., and Laporte, G. (2012). Consistency in multi-vehicle inventory-routing. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 24:270 – 287.
- Cordeau, J. F., & Laporte, G. (2005). *Tabu search heuristics for the vehicle routing problem* (pp. 145-163). Springer US.

- Correia, I., Melo, M. T., & Saldanha-da-Gama, F. (2013). Facility location and supply chain management. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 49(1), 1-21.
- 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.
- Dastjerd, N. K., & Ertogral, K. (2019). A fix-and-optimize heuristic for the integrated fleet sizing and replenishment planning problem with predetermined delivery frequencies. *Computers & Industrial Engineering*, 127, 778-787.
- Davoodi, A., Ghodrathnama, A., & Mohammadi, M. (2022). Solving a multi-objective hierarchical location model for the healthcare problem considering congestion by Lp-metric and augmented epsilon-constraint approaches. *Journal of Quality Engineering and Production Optimization*, 7(2), 60-92.
- Dayarian, I., & Desaulniers, G. (2019). A branch-price-and-cut algorithm for a production-routing problem with short-life-span products. *Transportation Science*, 53(3), 829-849.
- De Giovanni, L., & Pezzella, F. (2010). An improved genetic algorithm for the distributed and flexible job-shop scheduling problem. *European journal of operational research*, 200(2), 395-408.
- De Matta, R., Guerrero, W. J., & Cheng, T. C. E. (2015). Production and distribution planning with third party logistics: Benders decomposition approach. *Omega*, 57, 1-10.
- Deng, Q., Santos, B. F., & Curran, R. (2020). A practical dynamic programming based methodology for aircraft maintenance check scheduling optimization. *European Journal of Operational Research*, 281(2), 256-273.
- Diabat, A., & Govindan, K. (2011). An analysis of the drivers affecting the implementation of green supply chain management. *Resources, Conservation and Recycling*, 55(6), 659-667.
- Drake, D.F., Kleindorfer, P.R., Van Wassenhove, L.N. (2016). Technology choice and capacity portfolios under emissions regulation. *Prod. Oper. Manag.* 25 (6), 1006–1025.
- EIA (2018). Sources of Energy. https://www.eia.gov/energyexplained/index.php?page=about_sources_of_energy.
- Ekşioğlu, S. D., Romeijn, H. E., & Pardalos, P. M. (2006). Integrated production and transportation planning: A decomposition-based heuristic approach. *European Journal of Operational Research*, 175(2), 1111-1130.
- Ekşioğlu, S. D., Romeijn, H. E., & Pardalos, P. M. (2007). Integrated production and transportation scheduling problem. *European Journal of Operational Research*, 176(1), 67-89.
- El-Berishy, N., & Eltawil, A. (2011). An advanced production planning and scheduling system for batch process industry. *Production Engineering Department. Alexandria University. Published M. Sc. thesis. Germany: LAMBERT Academic Publishing.*

- Elbouzekri, A., Elhassania, M. E. S. S. A. O. U. D., & Alaoui, A. E. H. (2013). A hybrid ant colony system for green capacitated vehicle routing problem in sustainable transport. *J. Theor. Appl. Inf. Technol*, 54(2).
- Elhedhli, S., & Goffin, J.-L. (2005). Efficient methodologies for the multi-period production-distribution problem. *INFORMS Journal on Computing*, 17(1), 52-65.
- EPA (2017). Global Greenhouse Gas Emissions Data. <https://www.epa.gov/ghgemissions/global-greenhouse-gas-emissions-data>
- Ernani Vieira*, G., & Ribas, P. C. (2004). A new multi-objective optimization method for master production scheduling problems using simulated annealing. *International Journal of Production Research*, 42(21), 4609-4622.
- Escudero, L. F., & Salmeron, J. (2005). On a fix-and-relax framework for a class of project scheduling problems. *Annals of operations research*, 140, 163-188.
- Fattahi, P., Hosseini, S. M. H., Jolai, F., & Tavakkoli-Moghaddam, R. (2014). A branch and bound algorithm for hybrid flow shop scheduling problem with setup time and assembly operations. *Applied Mathematical Modelling*, 38(1), 119-134.
- Fortes, A., Camargo, R., Muniz, L. R., de Souza Lima, F. M., & dos Reis Cota, F. (2022). Efficient matheuristics to solve a rich production-routing problem. *Computers & industrial engineering*, 171, 108369.
- Frausto-Solis, J., Hernández-Ramírez, L., Castilla-Valdez, G., González-Barbosa, J. J., & Sánchez-Hernández, J. P. (2021). Chaotic multi-objective simulated annealing and threshold accepting for job shop scheduling problem. *Mathematical and Computational Applications*, 26(1), 8.
- Friske, M. W., Buriol, L. S., & Camponogara, E. (2022). A relax-and-fix and fix-and-optimize algorithm for a Maritime Inventory Routing Problem. *Computers & Operations Research*, 137, 105520.
- Fumero, F., & Vercellis, C. (1999). Synchronized development of production, inventory, and distribution schedules. *Transportation science*, 33(3), 330-340.
- Ghasemkhani, A., Tavakkoli-Moghaddam, R., Rahimi, Y., Shahnejat-Bushehri, S., & Tavakkoli-Moghaddam, H. (2022). Integrated production-inventory-routing problem for multi-perishable products under uncertainty by meta-heuristic algorithms. *International Journal of Production Research*, 60(9), 2766-2786.
- Ghodratnama, A., Amiri-Aref, M., & Tavakkoli-Moghaddam, R. (2023). Solving a new bi-objective mathematical model for a hybrid flow shop scheduling problem with robots and fuzzy maintenance time. *Computers & Industrial Engineering*, 109349.
- 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.

- Goli, A., & Golmohammadi, A. M. (2022). Multi-objective optimization of location and distribution in a closed-loop supply chain by considering market share in competitive conditions. *International Journal of Supply and Operations Management*, 9(4), 483-495.
- Golsefidi, A. H., & Jokar, M. R. A. (2020). A robust optimization approach for the production-inventory-routing problem with simultaneous pickup and delivery. *Computers & industrial engineering*, 143, 106388.
- Goodarzian, F., Navaei, A., Ehsani, B., Ghasemi, P., & Muñuzuri, J. (2023). Designing an integrated responsive-green-cold vaccine supply chain network using Internet-of-Things: artificial intelligence-based solutions. *Annals of Operations Research*, 328(1), 531-575.
- Groër, C., Golden, B., & Wasil, E. (2010). A library of local search heuristics for the vehicle routing problem. *Mathematical Programming Computation*, 2, 79-101
- Gromicho, J. A., Van Hoorn, J. J., Saldanha-da-Gama, F., & Timmer, G. T. (2012). Solving the job-shop scheduling problem optimally by dynamic programming. *Computers & Operations Research*, 39(12), 2968-2977.
- Heilig, L., Lalla-Ruiz, E., & Voss, S. (2017). Multi-objective inter-terminal truck routing. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 106, 178-202.
- Hein, F., & Almeder, C. (2016). Integrated lot sizing and scheduling with supply chain constraints. *International Journal of Production Economics*, 181, 200-213.
- Helber, S., & Sahling, F. (2010). A fix-and-optimize approach for the multi-level capacitated lot sizing problem. *International Journal of Production Economics*, 123(2), 247-256.
- Huang, H., & Wu, C. (2018). Characterizations of compact sets in fuzzy set spaces with L_p metric. *Fuzzy Sets and Systems*, 330, 16-40.
- Huang, S. H., & Lin, P. C. (2010). A modified ant colony optimization algorithm for multi-item inventory routing problems with demand uncertainty. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 46(5), 598-611.
- Hung, W. L., & Yang, M. S. (2007). Similarity measures of intuitionistic fuzzy sets based on L_p metric. *International Journal of Approximate Reasoning*, 46(1), 120-136.
- Hwang, H. (2010). Integrated economic lot scheduling problem with transportation costs. *Computers & Industrial Engineering*, 59(1), 110-119.
- Hwang, H., & Kang, J. (2016). Stepwise transportation function and production-distribution problems with backlogging. *Computers & Operations Research*, 73, 1-14.
- Jaber, M.Y., Glock, C.H., El Saadany, A.M. (2013). Supply chain coordination with emissions reduction incentives. *Int. J. Prod. Res.* 51 (1), 69–82. Le, T., Diabat, A., Richard, J.-P., Yih, Y., 2013.
- Jarosław, P., Czesław, S., & Dominik, Ż. (2013). Optimizing bicriteria flow shop scheduling problem by simulated annealing algorithm. *Procedia Computer Science*, 18, 936-945.
- Jaszkiewicz, A. (2001). Comparison of local search-based metaheuristics on the multiple objective knapsack problem. *Foundations of Computing and Decision Sciences*, 26(1), 99-120.

- Jayaraman, V., & Pirkul, H. (2001). Multi-commodity production-distribution planning with reliability considerations. *European Journal of Operational Research*, 133(2), 394-408.
- Jolai, F., Asefi, H., Rabiee, M., & Ramezani, P. (2013). Bi-objective simulated annealing approaches for no-wait two-stage flexible flow shop scheduling problem. *Scientia Iranica*, 20(3), 861-872.
- Jolayemi, J. K., & Olorunniwo, F. O. (2004). A profit maximization model for integrating production and transportation decisions in a three-echelon supply chain. *International Journal of Production Economics*, 86(3), 259-270.
- Kammoun, M. A., Hajej, Z., & Rezg, N. (2020). Risk analysis for lot-sizing and maintenance optimization problem under energy constraint with subcontractor solution. *International Journal of Quality & Reliability Management*, 37(6/7), 873-904.
- Karagul, K., Sahin, Y., Aydemir, E., & Oral, A. (2019). A simulated annealing algorithm based solution method for a green vehicle routing problem with fuel consumption. *Lean and Green Supply Chain Management: Optimization Models and Algorithms*, 161-187.
- Karapetyan, D., & Gutin, G. (2012). Efficient local search algorithms for known and new neighborhoods for the generalized traveling salesman problem. *European Journal of Operational Research*, 219(2), 234-251.
- Karimi, N., & Davoudpour, H. (2015). A branch and bound method for solving multi-factory supply chain scheduling with batch delivery. *Expert Systems with Applications*, 42(1), 238-245.
- Kayé, B. K. B., Diaby, M., Koivogui, M., & Oumtanaga, S. (2021). A memetic algorithm for an external depot production routing problem. *Algorithms*, 14(1), 27.
- Khan, B. S. H., & Govindan, K. (2011). A multi-objective simulated annealing algorithm for permutation flow shop scheduling problem. *International Journal of Advanced Operations Management*, 3(1), 88-100.
- Kim, Y. J., & Do Chung, B. (2023). Energy consumption optimization for the electric vehicle routing problem with state-of-charge-dependent discharging rates. *Journal of Cleaner Production*, 385, 135703.
- Koca, E., & Koksalan, G. I. (2023). Capacitated lot sizing problem with periodic carbon emission constraints and multiple resources. *International Journal of Production Research*, 1-13.
- Koch, C., Arbaoui, T., Ouazene, Y., Yalaoui, F., De Brunier, H., Jaunet, N., & De Wulf, A. (2022). A matheuristic approach for solving a simultaneous lot sizing and scheduling problem with client prioritization in tire industry. *Computers & Industrial Engineering*, 165, 107932.
- 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 & Industrial Engineering*, 99, 29-40.

- Kuo, Y. (2010). Using simulated annealing to minimize fuel consumption for the time-dependent vehicle routing problem. *Computers & Industrial Engineering*, 59(1), 157-165.
- Lai, D., Li, Y., Demir, E., Dellaert, N., & Van Woensel, T. (2022). Self-adaptive randomized constructive heuristics for the multi-item capacitated lot sizing problem. *Computers & Operations Research*, 147, 105928.
- Larsen, E. R., Morecroft, J. D., & Thomsen, J. S. (1999). Complex behaviour in a production–distribution model. *European Journal of Operational Research*, 119(1), 61-74.
- Lei, L., Liu, S., Ruszczyński, A., & Park, S. (2006). On the integrated production, inventory, and distribution routing problem. *IIE Transactions*, 38(11), 955-970.
- Li, Y., 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.
- Liang, Z., Chu, C., Chu, F., & Chen, H. (2015). A hybrid approach to solve the integrated production-distribution problem. *Computers & Industrial Engineering*, 87, 305-314.
- Lin, S. W., & Ying, K. C. (2015). A multi-point simulated annealing heuristic for solving multiple objective unrelated parallel machine scheduling problems. *International Journal of Production Research*, 53(4), 1065-1076.
- Liu, F., & Zeng, G. (2009). Study of genetic algorithm with reinforcement learning to solve the TSP. *Expert Systems with Applications*, 36(3), 6995-7001.
- Liu, L., & Liu, S. (2020). Integrated production and distribution problem of perishable products with a minimum total order weighted delivery time. *Mathematics*, 8(2), 146.
- .
- Luo, Q., Fan, Q., Deng, Q., Guo, X., Gong, G., & Liu, X. (2023). Solving bi-objective integrated scheduling problem of production, inventory and distribution using a modified NSGA-II. *Expert Systems with Applications*, 225, 120074.
- Mabrouk, N. B., Jarboui, B., & Eddaly, M. (2021). Solving the joint production distribution problem by the variable neighbourhood search algorithm. *International Journal of Mathematics in Operational Research*, 18(4), 484-502.
- Manousakis, E. G., Kasapidis, G. A., Kiranoudis, C. T., & Zachariadis, E. E. (2022). An infeasible space exploring matheuristic for the production routing problem. *European journal of operational research*, 298(2), 478-495.
- Manousakis, E. G., Tarantilis, C. D., & Zachariadis, E. E. (2023). The cyclic production routing problem. *International Journal of Production Research*, 1-20.
- Masmoudi, O., Yalaoui, A., Ouazene, Y., & Chehade, H. (2017). Lot-sizing in a multi-stage flow line production system with energy consideration. *International Journal of Production Research*, 55(6), 1640-1663.

- Matai, R., Singh, S. P., & Mittal, M. L. (2010). Traveling salesman problem: an overview of applications, formulations, and solution approaches. *Traveling salesman problem, theory and applications*, 1(1), 1-25.
- McKinnon, A. (2010). Environmental sustainability. In *Green logistics: Improving the environmental sustainability of logistics*. London.
- Melo, M. T., & Wolsey, L. A. (2012). Production planning and vehicle routing: Formulations and algorithms. *Journal of Scheduling*, 15(4), 351-366.
- Messaoud, E., El Idrissi, A. E. B., & Alaoui, A. E. (2018, April). The green dynamic vehicle routing problem in sustainable transport. In *2018 4th International Conference on Logistics Operations Management (GOL)* (pp. 1-6). IEEE.
- Miranda, P. L., Cordeau, J. F., Ferreira, D., Jans, R., & Morabito, R. (2018). A decomposition heuristic for a rich production routing problem. *Computers & Operations Research*, 98, 211-230.
- Mirzapour Al-E-Hashem, S. M. J., Malekly, H., & Aryanezhad, M. B. (2011). A multi-objective robust optimization model for multi-product multi-site aggregate production planning in a supply chain under uncertainty. *International journal of production economics*, 134(1), 28-42.
- Mohammed, A. M., & Duffuaa, S. O. (2020). A tabu search based algorithm for the optimal design of multi-objective multi-product supply chain networks. *Expert Systems with Applications*, 140, 112808.
- Mokotoff, E. (2009). Multi-objective simulated annealing for permutation flow shop problems. In *Computational intelligence in flow shop and job shop scheduling* (pp. 101-150). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Moon, I., Jeong, Y. J., & Saha, S. (2016). Fuzzy bi-objective production-distribution planning problem under the carbon emission constraint. *Sustainability*, 8(8), 798.
- Naderi, B., Mousakhani, M., & Khalili, M. (2013). Scheduling multi-objective open shop scheduling using a hybrid immune algorithm. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 66, 895-905.
- Nezhad, M. S., Amin, G. R., & Tavakkoli-Moghaddam, R. (2013). Integrated production-distribution planning with facility location decisions. *Journal of the Operational Research Society*, 64(6), 825-838.
- Niu, Y., Yang, Z., Chen, P., & Xiao, J. (2018). A hybrid tabu search algorithm for a real-world open vehicle routing problem involving fuel consumption constraints. *Complexity*, 2018, 1-12.
- Panahi, H., & Tavakkoli-Moghaddam, R. (2011). Solving a multi-objective open shop scheduling problem by a novel hybrid ant colony optimization. *Expert Systems with Applications*, 38(3), 2817-2822.
- Park, S. (2005). A profit maximization model for the integrated production and distribution problem. *Journal of the Operational Research Society*, 56(8), 882-896.

- Peivastehgar, H. R., Divsalar, A., Paydar, M. M., & Chitsaz, M. (2023). A Green Production Routing Problem for Medical Nitrous Oxide: Model and Solution Approach. *Expert Systems with Applications*, 120704.
- Pelletier, S., Jabali, O., & Laporte, G. (2019). The electric vehicle routing problem with energy consumption uncertainty. *Transportation Research Part B: Methodological*, 126, 225-255.
- Pilati, F., & Tronconi, R. (2023). Multi-objective optimisation for sustainable few-to-many pickup and delivery vehicle routing problem. *International Journal of Production Research*, 1-30.
- Pirkul, H., & Jayaraman, V. (1996). Production, transportation, and distribution planning in a multi-commodity network. *Computers & Industrial Engineering*, 30(4), 879-897.
- Pochet, Y., & Wolsey, L. A. (1993). Lot-sizing with constant batches: Formulation and valid inequalities. *Mathematics of Operations Research*, 18(4), 767-785.
- Polacek, M., Hartl, R. F., Doerner, K., & Reimann, M. (2004). A variable neighborhood search for the multi depot vehicle routing problem with time windows. *Journal of heuristics*, 10, 613-627.
- Ponnambalam, S. G., & Reddy, M. (2003). A GA-SA multiobjective hybrid search algorithm for integrating lot sizing and sequencing in flow-line scheduling. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 21, 126-137.
- Punyim, P., Karoonsoontawong, A., Unnikrishnan, A., & Xie, C. (2018). Tabu search heuristic for joint location-inventory problem with stochastic inventory capacity and practicality constraints. *Networks and Spatial Economics*, 18, 51-84.
- Qin, W., Zhuang, Z., Liu, Y., & Tang, O. (2019). A two-stage ant colony algorithm for hybrid flow shop scheduling with lot sizing and calendar constraints in printed circuit board assembly. *Computers & Industrial Engineering*, 138, 106115.
- Qiu, F., Geng, N., & Wang, H. (2023). An improved memetic algorithm for integrated production scheduling and vehicle routing decisions. *Computers & Operations Research*, 152, 106127.
- Qiu, Y., Ni, M., Wang, L., Li, Q., Fang, X., & Pardalos, P. M. (2018d). Production routing problems with reverse logistics and remanufacturing. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 111, 87-100.
- Qiu, Y., Wang, L., Fang, X., Pardalos, P. M., & Goldengorin, B. (2018b). Formulations and branch-and-cut algorithms for production routing problems with time windows. *Transportmetrica A: Transport Science*, 14(8), 669-690.
- Qiu, Y., Wang, L., Xu, X., Fang, X., & Pardalos, P. M. (2018a). Formulations and branch-and-cut algorithms for multi-product multi-vehicle production routing problems with startup cost. *Expert Systems with Applications*, 98, 1-10.
- Qiu, Y., Wang, L., Xu, X., Fang, X., & Pardalos, P. M. (2018c). A variable neighborhood search heuristic algorithm for production routing problems. *Applied Soft Computing*, 66, 311-318.

- Ramos, B., Alves, C., & Valerio de Carvalho, J. (2022). An arc flow formulation to the multitrip production, inventory, distribution, and routing problem with time windows. *International Transactions in Operational Research*, 29(1), 526-553.
- Rao, W., Liu, F., & Wang, S. (2016). An efficient two-objective hybrid local search algorithm for solving the fuel consumption vehicle routing problem. *Applied Computational Intelligence and Soft Computing*, 2016.
- Rapine, C., Penz, B., Gicquel, C., & Akbalik, A. (2018). Capacity acquisition for the single-item lot sizing problem under energy constraints. *Omega*, 81, 112-122.
- Rodoplu, M., Arbaoui, T., & Yalaoui, A. (2020). A fix-and-relax heuristic for the single-item lot-sizing problem with a flow-shop system and energy constraints. *International Journal of Production Research*, 58(21), 6532-6552.
- Rodrigues, L. F., Dos Santos, M. O., & Almada-Lobo, B. (2023). A Memetic Algorithm for the multi-product Production Routing Problem. *Computers & Industrial Engineering*, 109388.
- Romeijn, H. E., Romero-Morales, D., & Sharma, A. (2010). A generalized lot-sizing and facility location problem. *Management Science*, 56(9), 1442-1455.
- Ruokokoski, E., Solyali, O., Cordeau, J.-F., & Jans, R. (2010). A branch-and-cut algorithm for a multi-product inventory routing problem. *Transportation Science*, 44(1), 21-35.
- Ruokokoski, M., Solyali, O. G. U. Z., Cordeau, J. F., Jans, R., & Süral, H. (2010). *Efficient formulations and a branch-and-cut algorithm for a production-routing problem*. GERAD.
- Russell, R. A. (2017). Mathematical programming heuristics for the production routing problem. *International Journal of Production Economics*, 193, 40-49.
- Saadatpour, M., Afshar, A., & Khoshkam, H. (2019). Multi-objective multi-pollutant waste load allocation model for rivers using coupled archived simulated annealing algorithm with QUAL2Kw. *Journal of Hydroinformatics*, 21(3), 397-410.
- Salehi Sarbijan, M., & Behnamian, J. (2021). Multi-product production routing problem by consideration of outsourcing and carbon emissions: particle swarm optimization. *Engineering Optimization*, 53(8), 1298-1314.
- Sarkis, J., & Zhu, Q. (2008). Environmental and sustainability management and the role of the purchasing function: A dyadic view. *Journal of Cleaner Production*, 16(15), 1608-1616.
- Schenekemberg, C. M., Scarpin, C. T., Pecora Jr, J. E., Guimarães, T. A., & Coelho, L. C. (2021). The two-echelon production-routing problem. *European Journal of Operational Research*, 288(2), 436-449.
- Sekkal, D. N., & Belkaid, F. (2023). A multi-objective optimization algorithm for flow shop group scheduling problem with sequence dependent setup time and worker learning. *Expert Systems with Applications*, 120878.

- Sekkal, N., & Belkaid, F. (2020). A multi-objective simulated annealing to solve an identical parallel machine scheduling problem with deterioration effect and resources consumption constraints. *Journal of Combinatorial Optimization*, 40(3), 660-696.
- Senoussi, A., Dauzère-Pérès, S., Brahimi, N., Penz, B., & Mouss, N. K. (2018). Heuristics based on genetic algorithms for the capacitated multi vehicle production distribution problem. *Computers & Operations Research*, 96, 108-119.
- 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. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 85, 971-989.
- Seuring, S., & Müller, M. (2008). From a literature review to a conceptual framework for sustainable supply chain management. *Journal of Cleaner Production*, 16(15), 1699-1710.
- Shahmoradi-Moghadam, H., & Schönberger, J. (2021). Coordinated allocation production routing problem for mobile supply chains with shared factories. *Computers & Chemical Engineering*, 155, 107501.
- Shahsavari-Pour, N., & Ghasemishabankareh, B. (2013). A novel hybrid meta-heuristic algorithm for solving multi objective flexible job shop scheduling. *Journal of Manufacturing Systems*, 32(4), 771-780.
- Sharkey, T. C., & Romeijn, H. E. (2011). Integrating production and location decisions in a multi-facility setting. *IIE Transactions*, 43(12), 819-834.
- 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.
- Simchi-Levi, D., Kaminsky, P., & Simchi-Levi, E. (2003). *Designing and Managing the Supply Chain: Concepts, Strategies, and Case Studies*. McGraw-Hill.
- Sohrabi, M., Zandieh, M., & Shokouhifar, M. (2023). Sustainable inventory management in blood banks considering health equity using a combined metaheuristic-based robust fuzzy stochastic programming. *Socio-Economic Planning Sciences*, 86, 101462.
- Solyalı, O., & Süral, H. (2017). A multi-phase heuristic for the production routing problem. *Computers & Operations Research*, 87, 114-124.
- Song, S., Govindan, K., Xu, L., Du, P., Qiao, X., 2017. Capacity and production planning with carbon emission constraints. *Transport. Res. E Logist. Transport. Rev.* 97, 132–150.
- Sun, H., Sun, S., Zhou, Y., & Xue, Y. (2023). Trade-offs between economic and environmental goals of production-inventory-routing problem for multiple perishable products. *Computers & Industrial Engineering*, 178, 109133.
- Tahraoui, N., Sari-Triqui, L., & Bennkrouf, M. (2022). A bi-objective optimization approach based on Lp-metric method in broiler production network: a case study. In *E3S Web of Conferences* (Vol. 336, p. 00025). EDP Sciences.

- Tamke, F., & Buscher, U. (2021). A branch-and-cut algorithm for the vehicle routing problem with drones. *Transportation Research Part B: Methodological*, 144, 174-203.
- Tang, M., Xin, Y., & Qiao, Y. (2020). Multi-objective Resource Allocation Algorithm for Wireless Sensor Network Based on Improved Simulated Annealing. *Adhoc & Sensor Wireless Networks*, 47.
- Theurich, F., Fischer, A., & Scheithauer, G. (2021). A branch-and-bound approach for a Vehicle Routing Problem with Customer Costs. *EURO Journal on Computational Optimization*, 9, 100003.
- Tirkolaee, E. B., & Aydin, N. S. (2022). Integrated design of sustainable supply chain and transportation network using a fuzzy bi-level decision support system for perishable products. *Expert Systems with Applications*, 195, 116628.
- Toth, P., & Vigo, D. (Eds.). (2002). *The vehicle routing problem*. Society for Industrial and Applied Mathematics.
- Uggen, K. T., Fodstad, M., & Nørstebø, V. S. (2013). Using and extending fix-and-relax to solve maritime inventory routing problems. *Top*, 21, 355-377.
- Vadseth, S. T., Andersson, H., Stålhane, M., & Chitsaz, M. (2023). A multi-start route improving matheuristic for the production routing problem. *International Journal of Production Research*, 1-22.
- Vahdani, B., Niaki, S. T. A., & Aslanzade, S. (2017). Production-inventory-routing coordination with capacity and time window constraints for perishable products: Heuristic and meta-heuristic algorithms. *Journal of cleaner production*, 161, 598-618.
- Van Hoesel, S., Romeijn, H. E., Romero-Morales, D., & Kok, A. G. de. (2005). Integrated production, inventory, and transportation decisions in a serial supply chain. *European Journal of Operational Research*, 161(1), 51-68.
- Wang, L., Wang, S., Gong, Y., & Peng, L. (2023). Optimizing a multi-echelon location-inventory problem with joint replenishment: A Lipschitz ϵ -optimal approach using Lagrangian relaxation. *Computers & Operations Research*, 151, 106128.
- Wu, G. H., Cheng, C. Y., Pourhejazy, P., & Fang, B. L. (2022). Variable neighborhood-based cuckoo search for production routing with time window and setup times. *Applied Soft Computing*, 125, 109191.
- Wu, T., Xiao, F., Zhang, C., He, Y., & Liang, Z. (2018). The green capacitated multi-item lot sizing problem with parallel machines. *Computers & Operations Research*, 98, 149-164.
- Wu, T., Zhang, C., Chen, W., Liang, Z., & Zhang, X. (2022). Unsupervised Learning-Driven Matheuristic for Production-Distribution Problems. *Transportation Science*, 56(6), 1677-1702.
- Yang, Z., Liu, Y., Fan, T., & Zhang, L. (2022). The topological structure of the set of fuzzy numbers with L_p metric. *Topology and its Applications*, 312, 108081.

- Yao, Q., Zhu, S., & Li, Y. (2022). Green vehicle-routing problem of fresh agricultural products considering carbon emission. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(14), 8675.
- Zaidan, A. A., Atiya, B., Abu Bakar, M. R., & Zaidan, B. B. (2019). A new hybrid algorithm of simulated annealing and simplex downhill for solving multiple-objective aggregate production planning on fuzzy environment. *Neural computing and applications*, 31, 1823-1834.
- Zargary, S., & Samouei, P. (2022). Production-Routing-Inventory in Post-Disaster Conditions: a Multi-Objective Mathematical Model and Two Algorithms. *Process Integration and Optimization for Sustainability*, 6(4), 1163-1183.
- Zhang, S., Gajpal, Y., Appadoo, S. S., & Abdulkader, M. M. S. (2018). Electric vehicle routing problem with recharging stations for minimizing energy consumption. *International journal of production economics*, 203, 404-413.
- Zhang, W., Gajpal, Y., Appadoo, S. S., & Wei, Q. (2020). Multi-depot green vehicle routing problem to minimize carbon emissions. *Sustainability*, 12(8), 3500.
- Zhang, Z., Luo, Z., Baldacci, R., & Lim, A. (2021). A benders decomposition approach for the multivehicle production routing problem with order-up-to-level policy. *Transportation Science*, 55(1), 160-178.
- Zhou, J., Zhang, M., & Wu, S. (2022). Multi-Objective Vehicle Routing Problem for Waste Classification and Collection with Sustainable Concerns: The Case of Shanghai City. *Sustainability*, 14(18), 11498.
- Zou, X., Liu, L., Li, K., & Li, W. (2018). A coordinated algorithm for integrated production scheduling and vehicle routing problem. *International Journal of Production Research*, 56(15), 5005-5024.
- Zouadi, T., Yalaoui, A., & Reghioui, M. (2018). Hybrid manufacturing/remanufacturing lot-sizing and supplier selection with returns, under carbon emission constraint. *International Journal of Production Research*, 56(3), 1233-1248.

Résumé

Le développement durable est un enjeu crucial à l'échelle mondiale, avec des implications majeures sur l'écologie, l'économie et la société. Puisque l'augmentation des émissions des gaz à effet de serre notamment le carbone et la consommation énergétique énorme qui cause le réchauffement climatique, sont créées principalement par les secteurs de l'industrie et du transport. Et face à cette situation alarmante, il est devenu une obligation de contrôler les niveaux d'émissions de carbone et d'énergie afin d'établir des politiques efficaces de gestion des activités industrielles. Cette thèse fait l'objet d'intégrer l'aspect énergétique et environnemental dans les problèmes de planification intégrée de production et de distribution qui optimise simultanément les décisions de setup, de production, de stockage, de distribution et de routage des véhicules dans un horizon de planification multi-période. Des stratégies de réduction des émissions ainsi que les l'énergie sont établies pour plusieurs variantes de problème et plusieurs méthodes de résolution sont proposées pour les problèmes mono-objectif et multi-objectif. Des modèles mathématiques, l'heuristique Fix & Relax ainsi que la métaheuristique de Recuit Simulé sont proposés pour les versions mono-objectif du problème, et la méthode Lp-metric, une combinaison de Lp-metric et Fix & Relax, et le Recuit simulé multi-objectif sont proposés pour la versions multi-objectif. Enfin les résultats des approches utilisées sont présentés et comparés.

Mots clés : planification intégrée, Production-Routing, multi-objectif, consommation énergétique, émission de CO₂, méthodes approchées, pondération des objectifs.

Abstract

Sustainable development is a crucial global challenge with significant implications for ecology, economy, and society. The substantial increase in greenhouse gas emissions, notably carbon, and the immense energy consumption leading to climate change are primarily attributed to the industrial and transportation sectors. Facing this alarming situation, it has become imperative to control carbon emissions and energy levels to establish effective policies for managing industrial activities. This thesis aims to integrate the energy and environmental aspects into integrated production and distribution planning problems that simultaneously optimize decisions related to setup, production, storage, distribution, and vehicle routing in a multi-period planning horizon. Emission reduction strategies and energy management are devised for various problem variants, and multiple solution methods are proposed for both single-objective and multi-objective problems. Mathematical models, the Fix & Relax heuristic, and the Simulated Annealing metaheuristic are suggested for single-objective problem versions. Lp-metric method, a combination of Lp-metric and Fix & Relax, and multi-objective Simulated Annealing are proposed for multi-objective versions. Finally, the results of the employed approaches are presented and compared.

Keywords: integrated planning, Production-Routing, multi-objective, energy consumption, CO₂ emissions, approximate methods, objective weighting.

ملخص

التنمية المستدامة تمثل تحدياً عالمياً حاسماً بتأثيرات كبيرة على البيئة والاقتصاد والمجتمع. التزايد الكبير في انبعاثات الغازات الدفيئة، وخاصة غاز الكربون، والاستهلاك الهائل للطاقة الذي يؤدي إلى التغيرات المناخية يعزى في المقام الأول إلى القطاعين الصناعي والنقل. ومواجهة هذا الوضع المقلق، أصبح من الضروري مراقبة انبعاثات الكربون ومستويات الطاقة لإنشاء سياسات فعالة لإدارة الأنشطة الصناعية. تهدف هذه الرسالة إلى دمج الجوانب الطاقوية والبيئية في مشاكل التخطيط المتكاملة للإنتاج والتوزيع التي تقوم بتحسين القرارات المتعلقة بالإعداد، والإنتاج، والتخزين، والتوزيع، وتوجيه المركبات في أفق تخطيطي متعدد الفترات. تم تصميم استراتيجيات تقليل الانبعاثات وإدارة الطاقة لتغيرات مشكلة مختلفة، وتم اقتراح طرق حلاً متعددة لكل من المشاكل ذات الهدف الفردي وأيضاً الهدف المتعدد. يتم اقتراح نماذج رياضية وطرق "الثبات والاسترخاء" و"تلايين المحاكاة" لإصدارات المشكلة ذات الهدف الفردي. يتم اقتراح طريقة "القياس الخطي"، والتي تمثل مزيجاً من "القياس الخطي" و"الثبات والاسترخاء"، و"تلايين المحاكاة" لإصدارات المشكلة ذات الهدف المتعدد. وأخيراً، يتم تقديم ومقارنة نتائج الطرق المستخدمة.

الكلمات المفتاحية: التخطيط المتكامل، إنتاج وتوزيع، هدف متعدد، استهلاك الطاقة، انبعاثات ثاني أكسيد الكربون، طرق تقريبية، تقدير الأهداف.