



Mémoire de fin d'étude

Pour l'obtention du diplôme de Master

Filière : Génie industriel

Spécialité : Management Industriel et Logistique

Présenté par : Oumaima BOUCHAKOUR
Imane NIGRO

Thème

Le problème de localisation-routage
multi-objectifs pour la récupération des
batteries usées de véhicule électrique dans le
cadre d'une économie circulaire

Soutenu publiquement, le 03/07/2024, devant le jury composé de :

M. Fouad MALIKI	MCA	ESSA. Tlemcen	Président
M. Mohammed BENNEKROUF	MCA	ESSA. Tlemcen	Directeur de mémoire
M. Abessamed AIT EL CADI	Professeur	Université de Valenciennes	Co- Directeur de mémoire
M. Mehdi SOUIER	Professeur	Université de Tlemcen	Examineur 1
M. Tarik CHARGUI	Maître de conférence	Université de Valenciennes	Examineur 2
Melle Chaima ZORMATI	Doctorante	Université de Valenciennes	Invité

Année universitaire :2023 /2024

Remerciement

Nous tenons à exprimer notre profonde gratitude à notre encadrant, M. Mohammed BENNEKROUF. Ses conseils avisés, son soutien constant et sa disponibilité tout au long de ce projet ont été essentiels à notre réussite. Grâce à sa grande expertise et à ses compétences pédagogiques, nous avons pu surmonter de nombreux défis et approfondir notre compréhension du sujet. Son engagement envers notre travail et sa capacité à nous orienter efficacement ont grandement contribué à l'avancement de nos recherches.

Nous souhaitons également exprimer notre reconnaissance envers le groupe de l'École Polytechnique de Valenciennes en France M.Abdessamad AIT EL CADI et M.Abdelghani BEKRAR. Leur collaboration, leurs échanges enrichissants et leur esprit d'équipe ont été d'une grande valeur pour notre projet. Leur soutien et leur expertise ont contribué de manière significative à notre travail et nous les en remercions profondément.

Nous remercions également nos parents pour leur amour inconditionnel, leur patience et leur encouragement indéfectible. Leur soutien moral a été une source inépuisable de motivation et de réconfort durant les moments difficiles. Leur confiance en nos capacités et leurs encouragements constants nous ont permis de rester déterminés et concentrés tout au long de cette aventure académique. Leur présence et leurs sacrifices nous ont inspirés à donner le meilleur de nous-mêmes.

Nous exprimons aussi notre gratitude aux membres du jury de ce mémoire M.Fouad MALIKI, M.Mehdi SOUIER et M.Tarik CHARGUI. Leur temps, leur expertise et leurs précieux commentaires ont grandement enrichi notre travail. Leur évaluation rigoureuse et leurs suggestions constructives ont permis de rehausser la qualité de notre recherche. Nous les remercions sincèrement pour leur engagement et leur contribution à la réussite de ce projet.

À tous, nous vous adressons nos plus sincères remerciements. Votre soutien et votre encouragement ont été des piliers indispensables à la réalisation de ce travail.

Résumé

Cette étude traite de la localisation-routage (LRP) multi-objectifs pour la récupération des batteries de véhicules électriques, visant à minimiser les coûts et les émissions de carbone. Après une revue des concepts de base et des méthodes de résolution, un modèle mathématique est proposé et testé avec les méthodes LP-metric et NSGA-II. Les résultats montrent que NSGA-II est efficace pour générer des solutions de compromis. Les perspectives futures incluent l'intégration de nouveaux objectifs, l'amélioration des algorithmes et la validation en conditions réelles.

Mots clés : Économie circulaire, problème de localisation-routage , batterie de véhicule électrique, NSGA II, réseau de recyclage , LP-metric .

Abstract

This study addresses the multi-objective location-routing problem (LRP) for the recovery of electric vehicle batteries, aiming to minimize costs and carbon emissions. After reviewing the basic concepts and solution methods, a mathematical model is proposed and tested using the LP-metric and NSGA-II methods. The results show that NSGA-II is effective in generating compromise solutions. Future research perspectives include integrating new objectives, improving algorithms, and validating the models under real conditions.

Keywords : Circular economy, location-routing problem, electric vehicle battery, NSGA II, recycling network, LP-metric.

ملخص

تتناول هذه الدراسة مشكلة تحديد المواقع وتوجيه المركبات (LRP) متعددة الأهداف لاسترجاع بطاريات المركبات الكهربائية، بهدف تقليل التكاليف وانبعاثات الكربون. بعد مراجعة المفاهيم الأساسية وطرق الحل، يتم اقتراح نموذج رياضي واختباره باستخدام طريقتي LP-metric و NSGA-II. تظهر النتائج أن NSGA-II فعال في توليد حلول متسوية. تشمل آفاق البحث المستقبلية دمج أهداف جديدة، تحسين الخوارزميات، والتحقق من النماذج في ظل الظروف الواقعية.

الكلمات المفتاحية : الاقتصاد الدائري، مشكلة تحديد المواقع وتوجيه المركبات، بطارية المركبة الكهربائية، NSGA II، شبكة إعادة التدوير ، LP-metric.

Table des matières

Introduction générale	1
1 Les problèmes multi objectifs (VRP , MDVRP , LRP)	3
1.1 Introduction	3
1.2 Définition	4
1.3 Les problèmes multi objectifs dans les Problèmes de la Tournée de Véhicules	4
1.3.1 Définition	4
1.3.2 État de l'art	5
1.4 Les problèmes multi objectifs dans les Problèmes de Tournée de Véhicules à Dépôts Multiples	6
1.4.1 Définition	6
1.4.2 État de l'art	7
1.5 Les problèmes multi objectifs dans les Problèmes de Localisation-Routage .	7
1.5.1 Définition	7
1.5.2 Les principales caractéristiques variantes de LRP	8
1.5.3 Les applications de LRP	9
1.6 Conclusion	10
2 Les méthodes de résolutions exactes et approchées	11
2.1 Introduction	11
2.2 Les méthodes exactes	12
2.2.1 L'algorithme de retour arrière (Backtracking)	13
2.2.2 La méthode Branch and Bound (B&B)	13
2.2.3 Méthode du Simplex	14
2.3 Les méthodes approchées	14
2.3.1 Notions d'heuristique	14
2.3.2 Méta-heuristique	14
2.4 Conclusion :	30

3 Étude du LRP multi objectifs adapté à la collecte des batteries des véhicules électrique	31
3.1 Introduction	31
3.2 Travaux antérieurs sur le problème de LRP pour les BVE	32
3.3 Les hypothèses	32
3.4 Description du réseau de recyclage	33
3.4.1 Description générale du réseau	33
3.4.2 Description détaillée de fonctionnement de chaque centre dans le réseau	34
3.5 Le modèle mathématique	36
3.6 Méthodes d'optimisation multi-objectifs	42
3.6.1 LP-metric	42
3.6.2 L'algorithme NSGA II	43
3.6.3 Méthode TOPSIS (Technique for Order by Preference by Similarity ti Ideal Solution)	47
3.7 Les résultats expérimentaux	49
3.7.1 Résultats de simulation LP-metric	49
3.7.2 Résultats d'exécution de l'algorithme NSGA II	52
3.8 Description et interprétation des résultats	57
3.8.1 Étude comparative par rapport au routage :	58
3.8.2 Comparaison de NSGA-II avec le LP-Metric :	58
3.8.3 Résultat générale	59
3.9 Conclusion	60
Conclusion générale	61
Bibliographie	63
Annexes	67

Table des figures

2.1	Classification de méthodes de résolution de problèmes d'optimisation . . .	12
2.2	Démarche d'un algorithme génétique. [Ghali, 2005]	21
2.3	Codage binaire d'un chromosome.	23
2.4	Codage réel d'un chromosome.	23
2.5	Codage entier d'un chromosome.	24
2.6	Codage à caractère d'un chromosome.	24
2.7	Croisement 1-point	25
2.8	Croisement 2-points.	25
2.9	Order crossover	26
2.10	Croisement Partiellement mappée	26
2.11	Représentation schématique de l'algorithme NSGA-II.	28
2.12	Calcul de distance Crowding	29
3.1	Le réseau de recyclage des batteries des véhicules électrique	33
3.2	Carte géographique de 1 ^{er} test	49
3.3	Carte géographique de 2 ^{eme} test	50
3.4	Répartition des Émissions de CO_2 en pourcentage de l'émission de CO_2 totale	51
3.5	Carte géographique de 3 ^{eme} test	53
3.6	Carte géographique de 4 ^{eme} test	54
3.7	Carte géographique de 5 ^{eme} test	56

Liste des tableaux

3.1	Les 5 points d'échelle de comparaison pour des jugements non quantifiables ou bien de mesure qualitative	47
3.2	Résultats de simulation LP-metric du test 1 et test 2	50
3.3	Résultats de variable de décision et le routage du test 1 et test 2	51
3.4	Résultats de NSGA II du 1 ^{er} test	52
3.5	Résultats de NSGA II du 2 ^{eme} test	53
3.6	Résultats de NSGA II du 3 ^{eme} test	54
3.7	Résultats de NSGA II du 4 ^{eme} test	55
3.8	Résultats de NSGA II du 5 ^{eme} test	57
10	Données pour le Scénario 1 avec 3 Tests	69
11	Données pour le Scénario 2 avec 3 Tests	70
12	Données pour les Scénarios 3 et 4	71
13	Les données des paramètres utilisées	72

Liste d'abréviations

VRP	Vehicle Routing Problem
MDVRP	Multiple Depot Vehicle Routing Problem
LRP	Location Routing Problem
VRPTW	Vehicle Routing Problem with Time Windows
AG	Algorithme Génétique
VRPPD	Vehicle Routing Problem with Pickup and Delivery
VRPB	Vehicle Routing Problem with Backhauls
ILS	Iterated Local Search
FLP	Facility Location Problem
SSCM	Sustainable Supply Chain Management
B&B	Branch and Bound
VNS	Variable Neighbourhood Search
GLS	Guided Local Search
RS	Recuit Simulé
RT	Recherche Tabou
FIFO	First In First Out
TSP	Traveling Salesman Problem
MAX SAT	Maximum satisfiability problem
SLR	Sélection linéaire par rang
OX	Order Crossover
PMX	Partially Mapped Crossover
MA	Memetic Algorithms
SAMA	Memetic Algorithm hybridized with Simulated Annealing
OPS	Particle swarm optimization
IGA	Improved Genetic Algorithm
NSGA-II	Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II
MOEA	Multi-Objective Evolutionary Algorithm
VE	Véhicules électriques

TOPSIS	Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution
EVB	Electric Vehicle Battery
SOH	State Of Health
BMS	Battery Management System

Introduction générale

La logistique et la gestion des opérations jouent un rôle essentiel dans l'efficacité et la compétitivité des entreprises modernes. Les activités logistiques, qui incluent le transport, la gestion des stocks, la manutention et le stockage, sont cruciales pour assurer la livraison des produits et services au bon endroit, au bon moment et au coût optimal. Les progrès technologiques, la mondialisation des échanges et l'augmentation des attentes des consommateurs en matière de rapidité et de personnalisation rendent ces activités encore plus complexes et stratégiques.

Parmi les défis logistiques les plus connus, on trouve les problèmes de routage des véhicules (VRP), de routage de véhicules multi-dépôts (MDVRP) et de localisation-routage (LRP). Ces problèmes consistent à planifier des itinéraires efficaces pour une flotte de véhicules afin de desservir un ensemble de clients tout en minimisant des critères tels que la distance parcourue, le temps de trajet et les coûts opérationnels. Traditionnellement, ces problèmes sont abordés sous un angle mono-objectif, se concentrant souvent sur un seul critère d'optimisation. Cependant, dans les scénarios réels, les entreprises doivent souvent jongler avec plusieurs objectifs simultanément. Par exemple, il peut être nécessaire de minimiser les coûts de transport tout en respectant des délais de livraison stricts, en réduisant les émissions de carbone, et en maximisant la satisfaction client. Ces multiples objectifs peuvent être conflictuels, rendant les décisions de routage encore plus complexes.

Le problème abordé dans ce mémoire appartient à la catégorie de l'optimisation combinatoire et concerne l'intégration du problème de la localisation et du routage (LRP) dans le contexte de la récupération des batteries des véhicules électriques. Le LRP combine deux aspects clés de la gestion de la chaîne d'approvisionnement : la localisation des sites de collecte des batteries et le routage optimal des véhicules pour la collecte des batteries usagées. Ce problème englobe plusieurs aspects : la détermination des sites optimaux pour les centres de collecte et les itinéraires optimaux pour les véhicules de collecte. L'objectif est de minimiser les coûts totaux, qui incluent les coûts de localisation, de collecte, de traitement et de transport, et de minimiser aussi l'émission de carbone de toute la chaîne, y compris les émissions de carbone liées au transport, à la construction et au traitement

des batteries.

L'objectif principal de ce mémoire est de développer des outils et des supports d'aide à la décision pour la chaîne de valeur dédiée à l'industrie spécialisée dans la récupération des batteries des véhicules électriques. Ces outils visent à permettre une gestion optimale des ressources et des activités avec un coût minimal tout en intégrant l'aspect écologique dans le problème de Location Routing. En particulier, ce mémoire se concentre sur le développement d'un modèle mathématique décrivant la réalité technique du réseau inverse LRP pour la récupération des batteries usées, dont l'optimalité est démontrée grâce à des méthodes de résolution innovantes pour gérer les opérations de collecte, de traitement et de redistribution des matériaux récupérés.

Cette étude est motivée par plusieurs facteurs clés visant à renforcer le rôle du dernier maillon de la chaîne inverse, favorisant un fonctionnement plus efficace du réseau construit dans le cadre d'une économie circulaire plus durable. Premièrement, la réduction des déchets : les batteries des véhicules électriques contiennent des matériaux toxiques et non dégradables qui posent des risques environnementaux si elles ne sont pas correctement gérées. L'intégration de l'économie circulaire permet de réduire significativement les déchets en prolongeant la durée de vie des batteries et en optimisant leur recyclage. Deuxièmement, la conservation des ressources naturelles : les matériaux nécessaires à la fabrication des batteries, tels que le lithium, le cobalt et le nickel, sont des ressources limitées. La récupération et la réutilisation de ces matériaux contribuent à la conservation des ressources naturelles et réduisent la dépendance à l'extraction minière. Troisièmement, l'amélioration de la durabilité économique : la gestion efficace des batteries usagées permet de réduire les coûts de production en récupérant des matériaux précieux et en prolongeant la durée de vie des produits. Cela améliore la rentabilité des entreprises tout en favorisant des pratiques plus durables.

Ce mémoire est structuré en trois chapitres. Le premier chapitre introduit les concepts de base et les définitions des problèmes de routage multi-objectifs. Nous aborderons également les approches traditionnelles et l'état de l'art dans ce domaine. Le deuxième chapitre passera en revue les différentes méthodes de résolution pour les problèmes de routage, en comparant les approches exactes et approchées, et en développant des modèles mathématiques spécifiques. Le troisième chapitre traite de la résolution du problème de LRP pour la récupération des batteries de véhicules électriques. Il analyse les travaux antérieurs, formule le problème, décrit le réseau de recyclage, propose un modèle mathématique et simule divers scénarios à l'aide de deux méthodes différentes : la méthode LP-metric et la méthode NSGA II.

A la fin, nous clôturons cette mémoire par une conclusion générale qui présente un résumé de travail effectué dans cette mémoire en citant les différentes perspectives qui peuvent avoir lieu pour continuer et améliorer nos travaux de recherche.

Les problèmes multi objectifs (VRP , MDVRP , LRP)

1.1 Introduction

Les problèmes de routage de véhicules (VRP), de routage de véhicules multi-dépôts (MDVRP) et de localisation-routage (LRP) représentent des défis complexes dans la logistique et la gestion des opérations. Ces problèmes requièrent l'optimisation des routes et des affectations de véhicules pour répondre aux demandes de livraison tout en minimisant les coûts opérationnels. Traditionnellement, ces problèmes sont abordés dans un cadre mono-objectif, visant à optimiser un seul critère tel que la distance parcourue ou le temps de trajet.

Cependant, dans de nombreux scénarios réels, les décideurs doivent prendre en compte plusieurs objectifs concurrents, tels que la minimisation des coûts, la réduction des émissions de carbone, la maximisation de la satisfaction client, etc. C'est là qu'interviennent les problèmes multi-objectifs, qui cherchent à trouver des solutions qui optimisent plusieurs critères simultanément, souvent en compromis.

Dans ce chapitre, nous explorerons le concept des problèmes multi-objectifs dans le contexte des VRP, MDVRP et LRP. Nous examinerons leur importance croissante, car les entreprises et les organisations modernes sont confrontées à une diversité de contraintes et d'objectifs concurrents. Nous viserons à fournir un aperçu complet permettant de saisir la complexité des problèmes de routage multi-objectifs.

1.2 Définition

Les problèmes multi-objectifs, également connus sous le nom de problèmes de plusieurs critères, impliquent la recherche de solutions qui satisfont simultanément plusieurs objectifs souvent concurrents. Contrairement aux problèmes mono-objectifs qui cherchent à optimiser un seul critère, les problèmes multi-objectifs cherchent à équilibrer plusieurs critères en même temps, reflétant ainsi la complexité des décisions réelles.

Dans un contexte multi-objectif, les décideurs doivent souvent jongler avec des objectifs variés qui peuvent parfois être contradictoires. Par exemple, dans le contexte du VRP, un objectif peut être de minimiser les coûts de transport tout en respectant les délais de livraison et en réduisant l’empreinte carbone. Chaque objectif peut avoir ses propres contraintes et exigences, et l’optimisation d’un objectif peut entraîner des compromis sur d’autres. Trouver le bon équilibre entre ces objectifs multiples est essentiel pour parvenir à des solutions viables et durables.

1.3 Les problèmes multi objectifs dans les Problèmes de la Tournée de Véhicules

1.3.1 Définition

Le Problème de la Tournée de Véhicules (VRP), ou Vehicle Routing Problem en anglais, est un problème d’optimisation combinatoire qui consiste à déterminer des itinéraires efficaces pour une flotte de véhicules afin de desservir un ensemble donné de clients, tout en minimisant certains critères tels que la distance parcourue, le temps de trajet ou les coûts opérationnels. En d’autres termes, le VRP vise à optimiser la répartition des tâches de livraison ou de collecte entre les véhicules, en tenant compte des contraintes telles que les capacités des véhicules, les fenêtres de temps de livraison des clients, les restrictions de route, etc.

Dans divers secteurs industriels, la planification des itinéraires pour les véhicules revêt une importance capitale. Une configuration efficace des trajets est cruciale pour garantir une utilisation optimale des ressources et répondre aux exigences opérationnelles spécifiques. Les conditions suivantes doivent être respectées pour que les routes de chaque véhicule soient valides :

- Tous les points de service doivent être atteints.
- Chaque véhicule commence sa tournée depuis le centre de distribution, visite un ou plusieurs points de service, puis revient au centre.
- Chaque point de service est desservi par un unique véhicule.
- Aucun point de service n’est visité à deux reprises par le même véhicule.

Les applications pratiques de cette problématique sont diverses et impactent plusieurs domaines industriels. Voici quelques exemples non exhaustifs :

- Optimisation des itinéraires pour les services de livraison et de logistique.
- Distribution ciblée de publications ou de matériel publicitaire.
- Planification des interventions de maintenance et de réparation pour divers équipements tels que le chauffage, l'électricité, ou l'informatique.
- Organisation des visites de contrôle ou d'expertise chez les clients particuliers [1].

1.3.2 État de l'art

On mentionne l'étude de Attila A. Kovacs , Sophie N. Parragh, Richard F. Hartl qui sont travaillés sur le problème de routage de véhicules généralisé et cohérent multi-objectif en considérant plusieurs objectifs, tels que l'amélioration de la cohérence des conducteurs, la cohérence des horaires d'arrivée et la minimisation du coût de routage. L'objectif principal est d'analyser le compromis entre la cohérence du service et le coût de routage dans l'industrie du routage, en fournissant des solutions qui permettent aux entreprises de prendre des décisions éclairées pour optimiser leurs opérations de routage [2] . Jose Carlos Molinaa et al propose un modèle multi-objectif basé sur des méthodes Tchebycheff pour le problème de routage de véhicules avec une flotte hétérogène, en prenant en compte les coûts internes totaux, les émissions de CO2 et les émissions de polluants atmosphériques tels que le NOx. L'objectif est de trouver un équilibre entre la minimisation des coûts internes, la réduction des émissions de CO2 et la limitation des émissions de polluants, tout en tenant compte des capacités, des coûts et des facteurs d'émissions différents des véhicules de la flotte. En outre, l'article présente un algorithme basé sur une heuristique d'économies C&W pour résoudre le modèle lorsque les fenêtres de temps ne sont pas prises en compte, et une application de cas réel est analysée pour confirmer la praticité du modèle et de l'algorithme [3]. Siu et al (2012) ont proposé une approche multi-objectif de VRP incorporant l'optimisation des émissions de CO2 comme objectif secondaire du problème ainsi qu'une contrainte supplémentaire mais appliquée à un problème d'optimisation d'itinéraires intermodaux.

Problème de tournée de véhicules avec fenêtres de temps :

Le Problème de Routage des Véhicules avec fenêtres de temps (VRPTW) représente une extension du classique Problème de Routage de Véhicules (VRP). Il se pose comme une énigme complexe de logistique et de planification, omniprésente dans de nombreux contextes industriels. Son objectif premier est d'optimiser l'usage d'une flotte de véhicules appelés à effectuer une série d'arrêts pour servir une clientèle spécifique. Il s'agit de déterminer quels clients doivent être desservis par chaque véhicule, et dans quel ordre,

afin de minimiser les coûts tout en tenant compte des contraintes de capacité et des impératifs temporels de service.

Au cœur de ce problème réside l'affectation judicieuse des véhicules à leurs déplacements, visant ainsi à minimiser les coûts d'affectation associée au frais de routage. Cette problématique requiert une combinaison subtile de stratégie d'affectation et de planification des itinéraires pour garantir une efficacité optimale dans la gestion des ressources et des contraintes opérationnelles.

Ombuki et al.[4] ont développé le VRPTW comme un problème bi objectif en considérant la minimisation de la distance totale parcourue et du nombre de véhicules. Un algorithme génétique (AG) avec un système de classement de Pareto a été mis en place pour résoudre le problème. L'algorithme a formé un ensemble de résultats impartiaux pour les deux objectifs, face à un grand nombre de véhicules typiques. Pour les deux objectifs face à un grand nombre de cas de référence typiques. Tan et al .[5] ont développé un modèle bi-objectif pour le VRPTW, où la distance totale parcourue par tous les véhicules et le nombre total de véhicules utilisés sont considérés comme des objectifs multiples

Problème de Tournée de Véhicules avec Ramassage et Livraison :

Le terme "VRP with pick up and delivery" désigne un représentant de commerce (VRP) chargé à la fois de prendre des marchandises auprès d'un fournisseur (pick up) et de les livrer chez des clients (delivery). Ce type de VRP a la responsabilité d'assurer la logistique complète du produit, depuis son point de départ jusqu'à sa destination finale. Dans la littérature, le VRPPD est également appelé VRP avec Backhauls (VRPB) (Ropke & Pisinger 2006; Bianchessi & Righini 2007). Le problème peut être divisé en deux VPR indépendants (Ropke et Pisinger 2006) ; un pour la livraison (transport routier) les clients et un pour les clients de ramassage (transport terrestre), de sorte que certains véhicules seraient désigné pour les clients du transport routier et d'autres pour le transport routier.

1.4 Les problèmes multi objectifs dans les Problèmes de Tournée de Véhicules à Dépôts Multiples

1.4.1 Définition

MDVRP signifie "Multi-Depot Vehicle Routing Problem" (Problème de Routage de Véhicules à Multiples Dépôts). Il s'agit d'une extension du Problème de Routage de Véhicules (VRP) dans lequel il y a plusieurs dépôts à partir desquels les véhicules peuvent commencer et terminer leurs tournées. Dans le MDVRP, l'objectif est de déterminer les itinéraires optimaux pour les véhicules de chaque dépôt, en tenant compte des demandes de service des clients, des capacités des véhicules, des coûts de déplacement et éventuel-

lement des contraintes de temps de service. Ce problème est souvent rencontré dans des situations où plusieurs centres de distribution ou de stockage sont utilisés pour desservir une zone géographique étendue.

1.4.2 État de l’art

Luis Fernando et al 2018 [6] propose une méthodologie pour résoudre le problème de routage de véhicules à plusieurs dépôts avec des objectifs multiples. Plus précisément, l’étude se concentre sur la minimisation des coûts de déplacement des arcs et l’équilibrage des routes. En utilisant la métaheuristique ILS (Iterated Local Search), les chercheurs cherchent à trouver des solutions de haute qualité qui non seulement réduisent les coûts, mais également équilibrent les différentes routes pour améliorer l’efficacité globale du système de routage de véhicules.

Andrés Arias Londoño et al 2024 [7] propose une approche hybride heuristique pour résoudre le problème de routage de véhicules multi-dépôts à objectifs multiples. Les deux objectifs considérés dans cette étude sont la distance parcourue par les véhicules et l’équilibre des routes en termes d’écart-type de leur longueur. Les auteurs ont développé un algorithme de recherche de voisinage variable (Variable Neighborhood Search) intégré dans un algorithme génétique Chu-Beasley pour résoudre ce problème. L’approche proposée est testée sur des instances de grande taille du problème de routage de véhicules multi-dépôts, et les résultats obtenus offrent des informations précieuses pour la prise de décision en gestion logistique.

1.5 Les problèmes multi objectifs dans les Problèmes de Localisation-Routage

1.5.1 Définition

Le problème de localisation routage (Location Routing Problem ou LRP) est un problème de logistique qui peut être vu comme la combinaison de deux problèmes de décision difficiles, à savoir le problème de tournées de véhicules (Vehicle Routing Problem ou VRP) et le problème de placement de ressources (Facility Location Problem ou FLP). Le LRP est un problème d’optimisation combinatoire NP-difficile largement étudié dont le but est d’optimiser un coût total combinant le coût des dépôts ouverts et le coût des routes empruntées. Chaque dépôt est associé à un unique véhicule, chargé de desservir un sous ensemble de clients, en respectant des contraintes de capacités. Tous les clients doivent être servis [8].

1.5.2 Les principales caractéristiques variantes de LRP

Les principales caractéristiques des variantes de LRP définies par Drexler et Schneider sont celles qui déterminent la nature du problème. Dans cette étude, sept caractéristiques ont été utilisées pour catégoriser les personnes : le type d'incertitude des données, l'horizon de planification, l'emplacement des installations potentielles, le nombre d'échelons, le type d'objectif, les points de demande et le type de livraison .

L'incertitude des données : Cette caractéristique principale comporte trois sous-caractéristiques : les données déterministes, stochastiques et floues. Les données déterministes sont des données du problème qui sont connues à l'avance, tandis que les données stochastiques et floues sont données sous forme de distributions de probabilités et de nombres flous .

L'horizon de planification : Cette caractéristique principale présente trois sous-caractéristiques : statique, dynamique et dynamique. La statique est un problème avec une seule période de planification. Périodique est un problème avec plusieurs périodes de planification .

Emplacement potentiel d'une installation : Cette caractéristique principale présente trois sous-caractéristiques : l'emplacement en crête, l'emplacement en continu et l'emplacement du réseau. Un groupe de localisations discrètes potentielles est donné sous la forme d'un ensemble de sommets sur un réseau, tandis que des localisations continues potentielles sont données sous la forme du plan sur lequel le réseau est intégré et, selon le schéma de localisation du réseau de l'installation, chaque sommet du réseau est un emplacement potentiel.

Nombre d'échelons : Cette caractéristique principale comporte deux sous-caractéristiques : échelon unique et échelons multiples.

Type d'objectif : Cette caractéristique principale comporte deux sous-caractéristiques : l'objectif unique et les objectifs multiples , lorsqu'un seul objectif est utilisé, il tend à réduire les coûts, y compris les coûts fixes d'une installation et les coûts fixes et variables d'un véhicule. Les études axées sur plusieurs objectifs permettent de réduire au minimum le risque environnemental ou le temps de déplacement, ou d'équilibrer la charge de travail tout en minimisant le coût total.

Points de demande : Cette caractéristique principale comporte deux sous-catégories : le routage de sommets et le routage d'arcs, dans lesquels les services sont effectués aux sommets et sur les arcs reliant les paires de sommets, respectivement.

Types de livraison : Cette caractéristique principale a sept sous-caractéristiques : standard, collecte de prix, livraison fractionnée, ramassage et livraison, inventaire, ouvert et multimodal. Dans un LRP standard, toutes les livraisons des clients sont effectuées en une seule visite. Dans un LRP de collecte de prix, les

livraisons à certains clients qui ne contribuent pas à une valeur supérieure sont sautées. Dans un LRP de livraison fractionnée, les clients peuvent être visités plusieurs fois. Dans un LRP de ramassage et de livraison, les ramassages et les livraisons peuvent être effectués en une seule visite. Dans un LRP ouvert, les véhicules ne sont pas tenus de retourner aux points de départ. Dans un LRP multimodal, plusieurs modes de livraison sont utilisés et les transferts entre modes de livraison sont autorisés [9].

1.5.3 Les applications de LRP

Dans le cadre de nos recherches, nous avons analysé de nombreux articles portant sur des études de cas d'application de la LRP. Parmi ceux-ci, on peut citer :

Livraison de produits périssables : Le principal problème avec les produits périssables est le besoin de délais de livraison très courts, car la valeur de ces produits diminue au fil du temps , Cela permet aux trains de servir les repas dans des délais serrés (Time windows).

Livraison de produits spéciaux à l'exclusion des produits périssables : Étant donné que les déchets solides municipaux sont traités à l'aide de technologies conçues pour des types spécifiques de déchets dangereux, des réseaux uniques de déchets solides devraient être définis pour différents types de déchets. De nombreux articles qui travail sur ce domaine on peut citer Asefi et al [47] qui travail sur un LRP municipal pour les déchets solides qui optimise l'emplacement des installations du système de gestion des déchets, comme les centres de traitement et d'élimination, et l'acheminement des déchets vers et depuis les installations .

Logistique en cas de catastrophe : Dans des situations de crise, où des secours doivent être acheminés rapidement pour sauver des vies, des conditions anormales et des défis spécifiques se présentent, imposant des ajustements dans les opérations logistiques. Certaines cargaisons peuvent devenir inutilisables en cas de catastrophe. Six études se sont penchées sur les Problèmes de Routage de Localisation (PRL) dans le contexte des catastrophes. Dans une étude menée par Zhang et al [48], il a été envisagé que les bureaux de poste soient affectés de manière aléatoire, ce qui a nécessité la réinsertion des clients des bureaux de poste défaillants dans les itinéraires des bureaux de poste en activité.

Gestion durable de la chaîne d'approvisionnement : Sustainable Supply Chain Management (SSCM), ou Gestion Durable de la Chaîne d'Approvisionnement, représente un défi crucial où l'objectif traditionnel de réduction des coûts est accompagné d'une volonté de minimiser les risques environnementaux. Cette objectif inclut notamment la réduction des émissions de carbone et de la consommation de carburant, mettant ainsi l'accent sur la durabilité environnementale dans la gestion globale de la chaîne d'approvisionnement.

Utilisation du parc de véhicules électriques : Le nombre de livraisons effectuées par les véhicules électriques, qui réduisent les émissions de carbone, augmente. Cependant, étant donné que les véhicules électriques ont des distances de déplacement plus courtes que les véhicules conventionnels, il est nécessaire de les charger à un moment donné sur des itinéraires de longue distance . Dans leur étude, Schiffer et Walther [49] ont utilisé un Problème de Routage de Localisation (LRP) pour planifier l'itinéraire des véhicules électriques tout en déterminant l'emplacement optimal des stations de recharge. Ils ont intégré différentes options de recharge dans leur modèle, offrant ainsi une flexibilité accrue. La fonction objectif de leur approche pouvait être ajustée selon deux critères principaux : minimiser la distance parcourue, le nombre de véhicules requis et le nombre de stations de recharge ; ou minimiser le coût total du système.

1.6 Conclusion

Les problèmes multi-objectifs dans les VRP, MDVRP et LRP met en lumière l'importance croissante de prendre en compte plusieurs critères concurrents dans la résolution de problèmes logistiques complexes. En explorant le concept des problèmes multi-objectifs, il est nécessaire d'équilibrer divers objectifs tels que la minimisation des coûts, la satisfaction client et la réduction des émissions de carbone pour optimiser les opérations de routage de véhicules.

Les entreprises modernes sont confrontées à une diversité de contraintes et d'objectifs concurrents, ce qui rend essentiel l'utilisation d'approches multi-objectifs pour prendre des décisions éclairées et efficaces. En intégrant des méthodes telles que les algorithmes génétiques avec un système de classement de Pareto, les décideurs peuvent trouver des solutions qui optimisent plusieurs critères simultanément, offrant ainsi des avantages significatifs en termes d'efficacité opérationnelle et de satisfaction client.

Les méthodes de résolutions exactes et approchées

2.1 Introduction

Les chercheurs se sont investis dans la résolution de divers problèmes courants, ce qui a conduit à l'élaboration de méthodes de résolution et à des efforts constants pour améliorer leurs performances en termes de temps de calcul et/ou de qualité de la solution. Avec le temps, une multitude de méthodes de résolution de problèmes de différentes complexités ont vu le jour, présentant des principes, des stratégies et des performances variés. Cette diversité a permis de les regrouper en deux catégories principales : les méthodes exactes et les méthodes approchées. L'hybridation de ces deux types a donné lieu à une catégorie intermédiaire, les méthodes hybrides (voir figure 2.1).

Les méthodes exactes se distinguent par leur capacité à garantir l'optimalité de la solution, mais elles requièrent souvent des ressources substantielles en termes de temps de calcul et de mémoire. Par conséquent, elles sont souvent privilégiées pour des problèmes de complexité modérée. En revanche, la recherche de solutions de qualité satisfaisante avec des coûts de calcul raisonnables a motivé le développement des méthodes approchées. Ces dernières offrent des solutions de qualité élevée dans des délais raisonnables, ce qui les rend particulièrement adaptées à la résolution de problèmes complexes ou lorsque des solutions sont requises rapidement. Ces méthodes sont généralement catégorisées en méthodes heuristiques et en méthodes métaheuristiques (voir figure 2.1).

Cette distinction entre méthodes exactes et approchées offre une gamme d'outils adaptés à diverses situations, allant de la recherche de solutions optimales à la résolution efficace de problèmes dans des délais contraints.

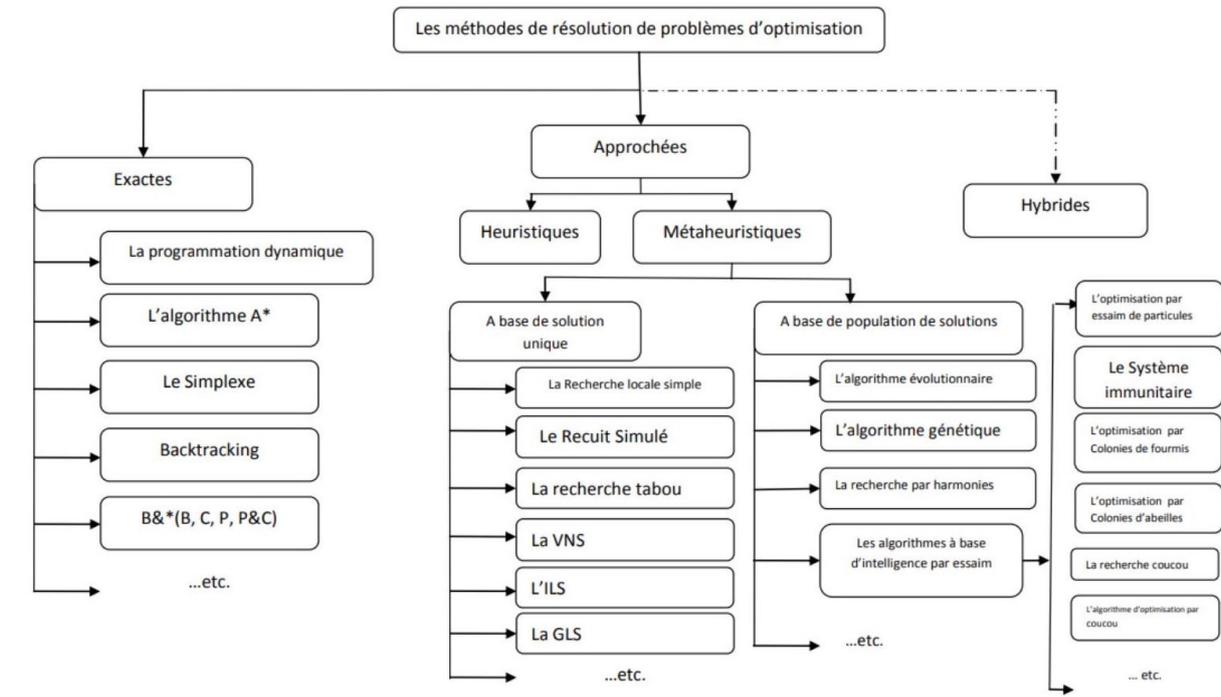


FIG. 2.1 – Classification de méthodes de résolution de problèmes d'optimisation

2.2 Les méthodes exactes

Les méthodes exactes présentent un avantage indéniable en garantissant l'obtention de la solution optimale pour le problème considéré. Elles explorent exhaustivement l'ensemble de l'espace de recherche afin de trouver toutes les solutions potentiellement meilleures que celle déjà identifiée comme optimale. Cependant, ce niveau de précision s'accompagne souvent d'un coût de recherche prohibitif en termes de ressources requises. Le temps et/ou l'espace mémoire nécessaires pour obtenir la solution optimale peuvent devenir prohibitifs, surtout pour des problèmes de grande taille. La complexité de ces algorithmes augmente de manière exponentielle avec la taille de l'instance à traiter, devenant particulièrement problématique pour les problèmes impliquant de nombreuses variables, fonctions objectif et/ou critères.

Divers algorithmes exacts sont disponibles, notamment l'algorithme du simplexe, la programmation dynamique, les algorithmes de séparation et évaluation (tels que Branch and Bound, Branch and Cut, Branch and Price, et Branch and Cut and Price), ainsi que les algorithmes de retour arrière (Backtracking). Des algorithmes spécifiques à certains problèmes, comme l'algorithme de Johnson pour la résolution de problèmes d'ordonnement, complètent cette panoplie. Bien que les principes de ces méthodes exactes ne soient pas abordés en détail ici, il est important de reconnaître leur diversité et leur utilité dans la résolution de problèmes complexes.

2.2.1 L'algorithme de retour arrière (Backtracking)

C'est l'algorithme d'énumération le plus classique. Son principe est de parcourir les valeurs des variables par instanciation en remettant à cause la dernière affectation si une contrainte du problème est violée. Afin d'aboutir à une configuration consistante, une nouvelle valeur est affectée à la variable x_i en respectant son domaine de définition. Le processus est répété à chaque itération jusqu'à l'émergence d'une solution complète. Si toutes les possibilités ont été essayées sans donner de bonnes solutions, dans ce cas là on dit que le problème est irréalisable. Grâce à son principe qui permet une exploitation complète de l'espace de recherche, cet algorithme garantit l'aboutissement à la solution optimale. Néanmoins, il est très lent : si on se trouve devant un problème de n variables ayant chacune un domaine de définition de k valeurs, il y a kn combinaisons possibles et donc une complexité et un temps de recherche exponentiels et peut être irraisonnable (dans le cas de problèmes de grande taille).

2.2.2 La méthode Branch and Bound (B&B)

La méthode de Branch and Bound (B&B), notée ainsi en anglais, est une approche de résolution exacte des problèmes d'optimisation, notamment des problèmes combinatoires visant à minimiser les coûts de recherche. Elle se distingue par son mécanisme de recherche intelligent, qui permet une exploration efficace de l'espace de recherche et une convergence plus rapide vers la solution optimale que d'autres méthodes exactes, en intégrant deux principes fondamentaux : la séparation et l'évaluation. Fondée sur le principe de "Diviser pour régner", la méthode B&B consiste à décomposer le problème en sous-problèmes, formant ainsi une arborescence où chaque nœud représente une solution partielle. Les solutions partielles sont construites de manière incrémentale en descendant dans l'arbre. Chaque solution partielle potentielle est associée à une borne supérieure et une borne inférieure, utilisées pour élaguer certaines branches de l'arbre et limiter l'exploration. En pratique, si l'évaluation partielle d'un nœud indique une qualité supérieure à la borne supérieure, le sous-arbre correspondant est élagué ; sinon, le nœud est subdivisé en sous-nœuds. Ce processus se répète jusqu'à ce que toutes les branches soient parcourues, et la recherche se poursuit jusqu'à ce que la solution optimale soit trouvée, si elle existe.

L'utilisation de la méthode B&B nécessite :

- Une solution initiale permettant d'entamer la recherche.
- Une stratégie permettant la division du problème P en sous problèmes P_i .
- Une fonction permettant le calcul des différentes bornes.
- Une stratégie de parcours de l'arbre : parcourir en profondeur, en largeur...etc.

Le point fort de cette méthode réside dans le fait qu'elle ne parcourt pas les sous branches dont on peut savoir a priori qu'elles ne permettent pas d'améliorer la solution

rencontrée ce qui est établi grâce aux bornes des nœuds, cela permet de trouver de bonnes solution en un temps de recherche raisonnable [10].

2.2.3 Méthode du Simplex

La méthode du simplexe, élaborée par George Dantzig en 1947, est un algorithme itératif utilisé pour résoudre progressivement les programmes linéaires sans recourir à un graphique. L'idée fondamentale de cet algorithme est de partir d'un sommet quelconque du polyèdre définissant l'espace des solutions, et à chaque itération, de se déplacer vers un sommet adjacent s'il existe une amélioration possible de la fonction objectif. Si aucun sommet adjacent ne permet d'améliorer la fonction objectif, l'algorithme s'arrête en déclarant que le sommet courant est optimal.

En pratique, il peut exister plusieurs sommets adjacents au sommet courant qui offrent une amélioration de l'objectif. La sélection d'un seul sommet parmi ceux-ci est régie par une règle spécifique appelée la "règle de pivot âge". Cette règle de pivot âge détermine lequel des sommets adjacents est choisi comme prochain sommet courant [11].

2.3 Les méthodes approchées

Contrairement aux méthodes exactes, les méthodes approchées ne fournissent pas forcément une solution optimale, mais seulement une bonne solution (de qualité raisonnable) dans un temps raisonnable

2.3.1 Notions d'heuristique

Le mot heuristique, dérivé de la langue grec, vient du verbe heuriskein qui signifie trouver. Une heuristique est un algorithme qui permet de trouver dans un temps polynomial une solution réalisable, tenant en compte d'une fonction objectif, pas nécessairement optimale (approchée) ou exacte pour un problème d'optimisation difficile. Ce type de méthodes traduit une stratégie (une manière de penser) en s'appuyant sur la connaissance du problème. Une heuristique est spécifique au problème et ne peut pas être généralisée.

2.3.2 Méta-heuristique

Le mot méta-heuristique est composé de deux mots grecs : méta et heuristique. Le mot méta est un suffixe signifiant au-delà c'est-à-dire de niveau supérieur.

Les méta-heuristiques sont des méthodes généralement inspirées de la nature. Contrairement aux heuristiques, elles s'appliquent à plusieurs problèmes de nature différentes. Pour cela on peut dire qu'elles sont des heuristiques modernes, de plus haut niveau, dédiées

particulièrement à la résolution des problèmes d'optimisation. Leur but est d'atteindre un optimum global tout en échappant les optima locaux.

Les méta-heuristiques regroupent des méthodes qui peuvent se diviser en deux classes :

Méta-heuristique à solution unique : Ces méthodes traitent une seule solution à la fois, afin de trouver la solution optimale.

Méta-heuristique à population de solutions : Ces méthodes utilisent une population de solutions à chaque itération jusqu'à l'obtention de la solution globale [12].

Méta-heuristiques à solution unique

Les méta-heuristiques utilisant une solution unique comme point de départ commencent leur recherche avec une seule solution initiale. Elles reposent sur le concept de voisinage pour améliorer progressivement la qualité de cette solution courante. Concrètement, la solution initiale subit une série de modifications en fonction de son voisinage. L'objectif de ces ajustements locaux est d'explorer les possibilités offertes par le voisinage de la solution actuelle afin d'en améliorer progressivement la qualité au fil des itérations. Le voisinage d'une solution englobe toutes les modifications qui peuvent être apportées à cette solution elle-même. La qualité de la solution finale est fortement influencée par les transformations opérées par les opérateurs de voisinage. En effet, des transformations inadéquates de la solution initiale peuvent conduire la recherche vers des optima locaux dans un voisinage donné, ce qui peut entraver la recherche en fournissant une solution de qualité insuffisante.

Un large éventail de méthodes à base de solution unique a été développé dans la littérature. Parmi ces méthodes, on retrouve la descente, le recuit simulé, la recherche tabou, la recherche à voisinage variable (VNS : Variable Neighbourhood Search), la recherche locale réitérée (ILS : Iterated Local Search), la recherche locale guidée (GLS : Guided Local Search), et bien d'autres encore. Chacune de ces approches propose des stratégies spécifiques pour explorer et améliorer la solution initiale dans le contexte de l'optimisation.

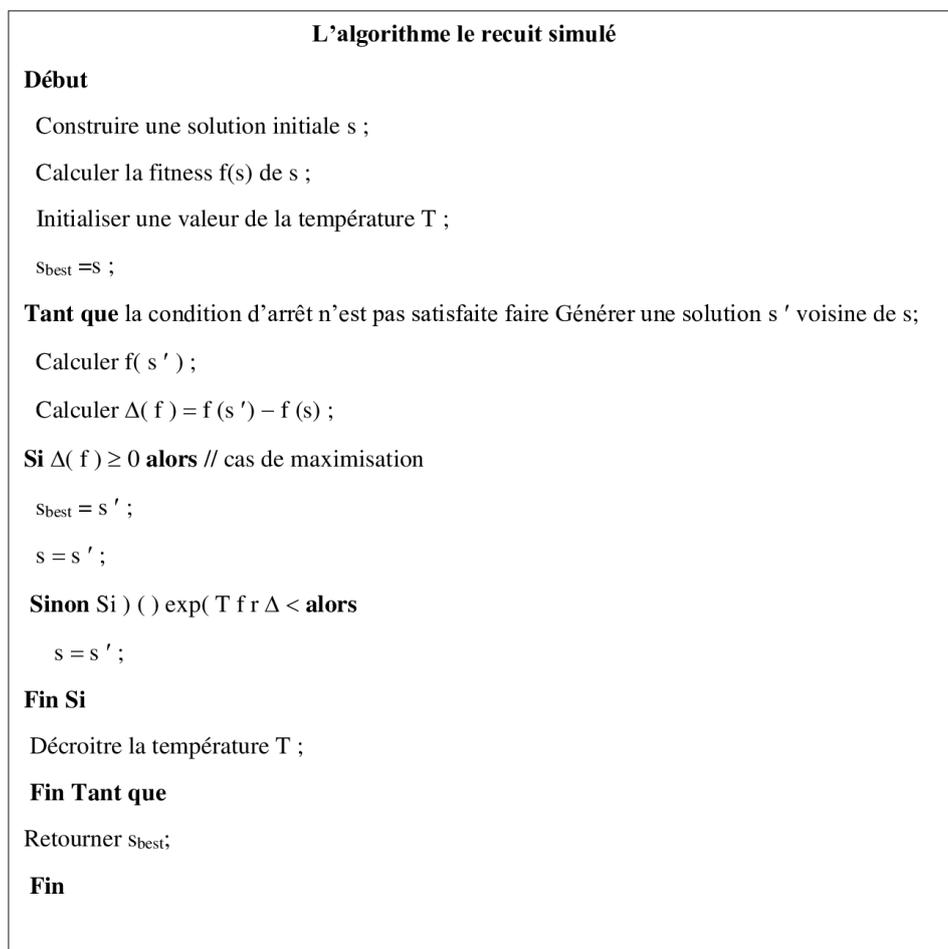
Le recuit simulé : L'algorithme du recuit simulé a été proposé par Kirkpatrick, Gelatt et Vecchi [Kirkpatrick et al, 1983]. Son principe se base sur la procédure du recuit des métaux utilisée par les métallurgistes. Ces derniers chauffe à blanc le métal, puis ils laissent l'alliage se refroidir très lentement afin d'aboutir à un alliage sans défauts. En fait, les thermodynamiciens ont remarqué qu'une baisse brutale de la température d'un liquide entraîne une reproduction d'un optimum local, i.e. une structure amorphe. Alors qu'une baisse progressive de la température du liquide permet d'aboutir à un optimum global, i.e. une structure bien construite. C'est l'idée prise en considération par les métallurgistes qui savent que si le métal refroidit trop vite, il contiendra beaucoup

de défauts microscopiques et s'il refroidit lentement ils obtiendront une structure bien ordonnée. La métaheuristique du recuit simulé s'inspire de l'algorithme de Métropolis [Métropolis et al, 1953], dont le principe (pour un problème de maximisation) peut être résumé comme suit :

- Entamer la recherche avec une solution initiale s
- Affecter une valeur initiale à la température T
- Calculer la fitness $f(s)$ de la solution initiale s
- Générer une solution s' voisine de s
- Calculer la fitness $f(s')$ de s'
- Calculer l'écart de qualité (fitness) entre la solution s et la solution s' comme suit :

$$\Delta(f) = f(s') - f(s)$$
- Si $\Delta(f) = 0$ alors $s \leftarrow s'$
- Sinon générer un nombre aléatoire $r \in [0, 1]$
- Si $r < \exp(\Delta(f)/T)$ alors $s \leftarrow s'$.

Un schéma général de l'algorithme du recuit simulé (RS) est présenté dans l'algorithme suivante :



Le recuit simulé adopte une stratégie d'acceptation de solutions de qualité inférieure à celle de la solution courante pour diversifier la recherche et éviter de rester bloqué dans un optimum local. Cette approche permet à l'algorithme d'explorer des régions de l'espace de recherche qui pourraient contenir une meilleure solution globale. Cependant, cette tolérance envers les solutions de moindre qualité peut également conduire à une perte de la meilleure solution rencontrée jusqu'à présent, pouvant entraîner une convergence vers une solution de faible qualité déjà identifiée. Pour remédier à ce problème, il est courant d'ajouter une variable pour mémoriser la meilleure solution trouvée jusqu'à présent.

L'acceptation des solutions de qualité inférieure est guidée par deux facteurs principaux : l'écart de qualité entre la solution courante et sa voisine, ainsi que la température actuelle. À mesure que la température diminue, la probabilité d'accepter des solutions de moindre qualité diminue également, ce qui contribue à affiner la recherche vers une solution de meilleure qualité. Le choix initial de la température et son refroidissement progressif sont des paramètres cruciaux pour la performance de l'algorithme. Un refroidissement trop rapide peut entraîner une convergence prématurée vers un optimum local de qualité inférieure, tandis qu'un refroidissement trop lent peut conduire à des temps de calcul excessifs.

Bien que le recuit simulé soit une méthode flexible et efficace pour éviter les optima locaux, son utilisation nécessite une sélection minutieuse des paramètres, ce qui peut entraîner des coûts de calcul élevés, en particulier pour des problèmes complexes. En résumé, le recuit simulé offre une approche puissante pour l'optimisation, mais sa mise en œuvre nécessite une attention particulière aux détails et une adaptation aux caractéristiques spécifiques du problème traité.

La recherche tabou : La recherche tabou (RT), introduite par Glover en 1986, est une métaheuristique qui s'appuie sur une solution unique pour explorer efficacement l'espace de recherche. Elle se distingue par l'utilisation combinée de deux stratégies clés : l'exploration du voisinage de la solution courante et l'utilisation d'une mémoire, appelée "liste tabou", pour guider intelligemment le processus de recherche.

En examinant les solutions voisines de la solution courante, la RT ne se contente pas de s'arrêter au premier optimum local rencontré. Au lieu de cela, elle explore un ensemble de solutions voisines et retient systématiquement la meilleure solution, même si elle est de qualité inférieure à la solution courante. Cette approche vise à éviter les optima locaux et à fournir davantage de possibilités d'exploration de l'espace de recherche pour trouver l'optimum global. En effet, des solutions de qualité inférieure peuvent parfois offrir des voisinages prometteurs, permettant ainsi à la recherche de converger vers de meilleures solutions.

Cependant, cette stratégie peut conduire à un phénomène de cyclage, où des solutions

déjà explorées sont revisitées à plusieurs reprises. Pour contrer cela, la RT utilise une liste tabou pour mémoriser les dernières solutions rencontrées et éviter de les revisiter. Cette liste, de taille limitée, fonctionne selon le principe FIFO (premier entré, premier sorti), où la solution la plus ancienne est écartée pour laisser place à la dernière solution rencontrée.

Pour faciliter la gestion de la liste tabou, notamment en termes de temps de calcul et d'espace mémoire, il est parfois préférable de ne conserver que les caractéristiques des solutions plutôt que les solutions complètes, surtout lorsque le nombre de variables est élevé. Cependant, l'utilisation de la liste tabou peut parfois conduire à des blocages. Pour remédier à cela, la RT propose un "critère d'aspiration" permettant de lever le statut tabou sur une solution dans certaines circonstances. Par exemple, une solution tabou peut être autorisée si elle est l'une des meilleures solutions rencontrées depuis le début de la recherche.

Algorithme la recherche tabou

Début

Construire une solution initiale s ;

Calculer la fitness $f(s)$ de s ;

Initialiser une liste tabou vide ;

$s_{best} = s$;

Tant que le critère d'arrêt n'est pas vérifié faire

Trouver la meilleure solution s' dans le voisinage de s qui ne soit pas tabou ou qui vérifie le critère d'aspiration ;

Calculer $f(s')$;

Si fitness de (s') est meilleure que fitness de (s_{best}) **alors**

$s_{best} = s'$;

Fin Si

Mettre à jour la liste tabou ;

$s = s'$;

Fin Tant que

Retourner s_{best} ;

Fin

La recherche tabou est une méthode largement utilisée pour résoudre divers problèmes d'optimisation difficiles tels que le problème du voyageur de commerce, les problèmes du sac à dos, les problèmes de routage, d'ordonnancement, de coloration

de graphes, et bien d'autres encore. Cette méthode, relativement simple à mettre en œuvre, offre des résultats souvent satisfaisants et permet d'éviter les optima locaux dès les premières étapes de la recherche, contrairement à la recherche locale simple.

Cependant, l'utilisation d'une liste tabou de grande taille peut demander des ressources importantes en termes de temps de calcul et d'espace mémoire. Il est crucial de gérer soigneusement la taille de cette liste et les informations qu'elle contient afin de minimiser les exigences en ressources et d'éviter les confusions résultant de la similarité des caractéristiques des solutions, ce qui pourrait entraver la recherche.

Il existe plusieurs variantes de la recherche tabou, qui diffèrent principalement par le choix du voisinage et la gestion de la liste tabou. L'algorithme de la recherche tabou peut être représenté par un schéma général, tel que présenté dans l'Algorithme au haut, qui offre une structure flexible permettant d'adapter la méthode à différents problèmes et contraintes spécifiques.

Les méta-heuristiques à base de population de solutions

Les métaheuristiques reposant sur une population de solutions débutent leur exploration avec un ensemble varié de solutions plutôt qu'une seule. Cette approche permet de diversifier la recherche et d'augmenter les chances de découvrir des solutions de qualité, notamment l'optimum global du problème étudié. Cette idée d'utiliser une population de solutions renforce la capacité de l'algorithme à explorer différents chemins et à éviter les pièges des optima locaux.

Un large éventail de méthodes basées sur une population de solutions a été développé dans la littérature. Ces méthodes incluent les algorithmes évolutionnaires, les algorithmes génétiques, ainsi que les algorithmes utilisant des techniques d'intelligence par essaim, tels que l'algorithme d'optimisation par essaim de particules, l'algorithme de colonies de fourmis, l'algorithme de colonies d'abeilles, la recherche coucou, et l'algorithme d'optimisation par coucou. Ces techniques ont été l'objet d'une recherche intensive au cours des dernières décennies et ont montré leur efficacité dans la résolution de divers problèmes d'optimisation.

L'algorithme de colonies de fourmis : L'algorithme des colonies de fourmis, développé par Colorni, Dorigo et Maniezzo dans les années 90, s'inspire du comportement collectif des fourmis lors de leur quête de nourriture entre la fourmilière et la source alimentaire. Dans cette analogie, les fourmis coopèrent pour atteindre un objectif commun malgré leurs capacités individuelles limitées. Elles communiquent entre elles indirectement en laissant des traces de phéromones sur leur chemin.

Au début de la recherche de nourriture, les fourmis se dispersent aléatoirement et déposent des phéromones sur le sol, dont l'intensité dépend de la qualité du chemin parcouru. Les fourmis ont tendance à suivre les chemins avec la plus forte intensité de

phéromones, favorisant ainsi les chemins plus courts et abandonnant progressivement les chemins plus longs.

Ce mécanisme d'auto-organisation, basé sur l'utilisation de marqueurs chimiques (les phéromones), est la clé du succès des fourmis dans la résolution de leurs problèmes. Dans le contexte de l'algorithme, chaque solution au problème traité est représentée par une "fourmi informatique" qui dépose des phéromones dont la quantité dépend de sa qualité.

L'algorithme des colonies de fourmis a été initialement proposé pour résoudre le problème du voyageur de commerce. Il se déroule en trois phases essentielles :

- La construction du trajet de chaque fourmi.
- La distribution de phéromones sur le trajet de chaque fourmi.
- Évaporation des pistes de phéromones.

L'algorithme de colonies de fourmis pour le TSP

Début

Initialiser une population de m fourmis ;

Évaluer les m fourmis ;

Tant que la condition d'arrêt n'est pas satisfaite **faire**

Pour $i=1$ à m **faire**

Construire le trajet de la fourmi i ;

Déposer des phéromones sur le trajet de la fourmi i ;

Fin pour

Évaluer les m fourmis ;

Évaporer les pistes de phéromones ;

Fin Tant que

Retourner la ou les meilleures solutions ;

Fin

L'algorithme précédente représente le schéma général de l'algorithme de colonies de fourmis pour le problème du voyageur de commerce (TSP : Traveling Salesman Problem). Il est à noter qu'à part le problème du voyageur de commerce, l'algorithme de colonies de fourmis a été appliqué avec succès sur d'autres problèmes d'optimisation comme : les problèmes des tournées de véhicules, le problème d'affectation quadratique...etc.

L'algorithme génétique : L'algorithme génétique, une métaheuristique évolutionnaire renommée, a été conceptualisé par John Holland en 1975, s'inspirant des

principes biologiques tels que les lois de Mendel et la théorie de l'évolution de Charles Darwin en 1859. Ce processus de recherche de solutions pour un problème donné reproduit le processus évolutif observé chez les organismes vivants.

L'analogie avec la biologie est évidente dans le langage utilisé, où l'on parle de gènes, chromosomes, individus, populations et générations. L'algorithme génétique opère en faisant évoluer une population de solutions potentielles, simulant ainsi le processus de sélection naturelle et de reproduction observé dans la nature.

Un gène : est un ensemble de symboles représentant la valeur d'une variable. Dans la plupart des cas, un gène est représenté par un seul symbole (un bit, un entier, un réel ou un caractère).

Un chromosome : est un ensemble de gènes, présentés dans un ordre donné de manière qui prend en considération les contraintes du problème à traiter. Par exemple, dans le problème du voyageur de commerce, la taille du chromosome est égale au nombre de villes à parcourir. Son contenu représente l'ordre de parcours de différentes villes. En outre, on doit veiller à ce qu'une ville (représentée par un nombre ou un caractère par exemple) ne doit pas figurer dans le chromosome plus qu'une seule fois.

Un individu : est composé d'un ou de plusieurs chromosomes. Il représente une solution possible au problème traité.

Une population : est représentée par un ensemble d'individus (i.e. l'ensemble des solutions du problème).

Une génération : est une succession d'itérations composées d'un ensemble d'opérations permettant le passage d'une population à une autre.

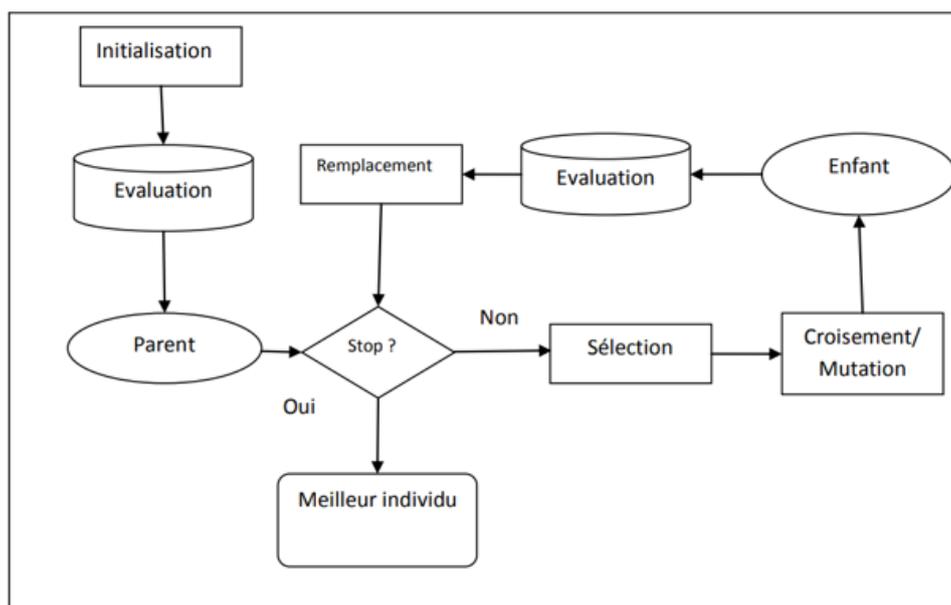


FIG. 2.2 – Démarche d'un algorithme génétique. [Ghali, 2005]

L'algorithme génétique opère sur une population d'individus, évoluant sur plusieurs générations jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint. La figure 2.5 illustre un schéma général des étapes du processus de recherche de l'algorithme génétique, qui comprend l'évaluation, la sélection, le croisement, la mutation et le remplacement des individus dans la population.

Au début de la recherche, une population initiale est créée. Les individus sont évalués en fonction de leur qualité grâce à une fonction objectif. Ensuite, les individus les mieux adaptés sont sélectionnés pour se reproduire, via des opérations de croisement et de mutation, créant ainsi une nouvelle génération d'individus. Cette nouvelle génération est évaluée à son tour, et une partie des individus de la population courante est remplacée par cette nouvelle génération, selon des critères de sélection.

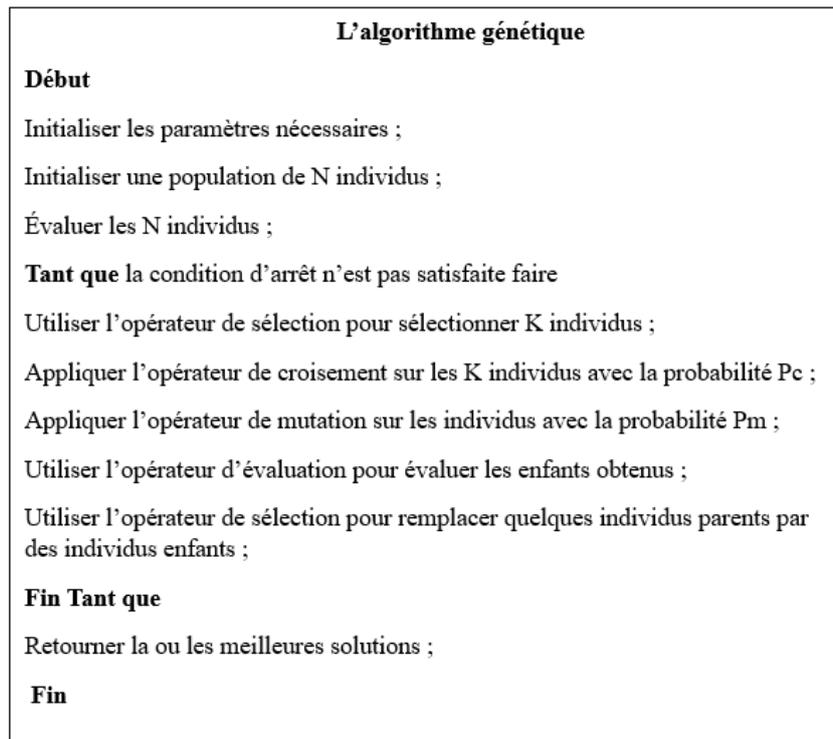
Les opérateurs fondamentaux de l'algorithme génétique comprennent le codage des individus, l'initialisation de la population, la sélection, le croisement, la mutation et l'évaluation. Ces opérateurs dépendent de plusieurs paramètres clés, tels que la taille de la population, la probabilité de croisement et de mutation, ainsi que le nombre maximum de générations. Ces paramètres influent sur la performance de l'algorithme, et leur ajustement adéquat est crucial pour obtenir des résultats optimaux. La taille de la population doit être choisie avec soin pour éviter à la fois une convergence prématurée due à un manque de diversité et des coûts de calcul excessifs. Les probabilités de croisement et de mutation impactent la génération de nouvelles solutions et doivent être réglées en conséquence. Le nombre maximum de générations agit comme un critère d'arrêt, nécessitant un équilibre entre une convergence efficace et un temps de calcul raisonnable.

L'algorithme suivante représente l'ensemble des étapes de l'algorithme génétique :

L'algorithme génétique est largement utilisé pour résoudre divers problèmes, tant académiques qu'industriels. Son principal avantage réside dans sa capacité à combiner efficacement l'exploitation des solutions et l'exploration de l'espace de recherche, grâce aux opérateurs de croisement et de mutation. Cependant, il présente deux inconvénients majeurs : des temps de calcul importants pour converger vers la solution optimale, bien que l'évolution des ordinateurs puissants ait atténué ce problème, et la nécessité de régler un nombre important de paramètres (taille de la population, paramètres de sélection, de croisement, de mutation, critères d'arrêt, etc.).

1. Le codage des individus :

Le codage binaire : Le codage binaire est une méthode de représentation des solutions où les gènes sont des bits (0 ou 1) et les chromosomes sont des séquences de bits. Cette approche convient aux problèmes binaires tels que le problème MAX SAT ou les problèmes du sac à dos. Par exemple, dans le problème du sac à dos unidimensionnel, chaque objet est représenté par un bit



dans une chaîne binaire. Un bit à 1 indique que l'objet est sélectionné, tandis qu'un bit à 0 indique qu'il est écarté. Ainsi, une solution est représentée par une chaîne binaire où les bits à 1 correspondent aux objets sélectionnés.

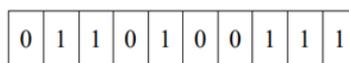


FIG. 2.3 – Codage binaire d'un chromosome.

Le codage réel : Le codage réel est efficace pour représenter des problèmes de type continu, où les solutions sont exprimées sous forme de nombres réels. Par exemple, dans le codage réel d'un chromosome, chaque élément de la suite représente une valeur réelle, comme illustré dans la figure (2.4) .

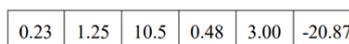


FIG. 2.4 – Codage réel d'un chromosome.

Pour certains problèmes discrets, le codage entier ou discret est préférable. Dans ce cas, des entiers sont utilisés au lieu de nombres réels. Ce type de codage est particulièrement adapté pour des problèmes comme l'ordonnancement ou le problème du voyageur de commerce. Dans ce dernier, chaque gène représente une ville, et l'ensemble des gènes détermine l'ordre de visite des villes, comme illustré dans la figure (2.5).

2	6	3	7	5	4	10	8	1	9
---	---	---	---	---	---	----	---	---	---

FIG. 2.5 – Codage entier d'un chromosome.

Le codage à caractère : Il s'agit d'utiliser une suite de caractères différents pour représenter le chromosome, comme le montre la figure (2.6) [13].

A	V	-	G	L	M
---	---	---	---	---	---

FIG. 2.6 – Codage à caractère d'un chromosome.

2. La sélection :

Sélection par roulette : La caractéristique remarquable de cette méthode de sélection est le fait qu'elle attribue à chaque individu i de la population actuelle une probabilité $p(i)$ d'être sélectionné, proportionnelle à sa forme physique $f(i)$.

$$p(i) = \frac{f(i)}{\sum_{j=1}^n f(i)}$$

Où n représente la taille de la population en termes du nombre d'individus.

La sélection linéaire par rang (SLR) : SLR est également une variante de sélection par roulette qui tente de surmonter l'inconvénient de la convergence prématurée de l'AG vers un optimum local. Elle est basée sur le rang des individus plutôt que sur leur forme physique. Le rang n est attribué au meilleur individu tandis que le pire individu obtient le rang 1. Ainsi, en fonction de son rang, chaque individu i a la probabilité d'être sélectionné donnée par l'expression :

$$p(i) = \frac{\text{rang}(i)}{n \cdot (n - 1)}$$

La sélection par tournoi : La sélection par tournoi est une variante des méthodes de sélection basées sur le rang. Son principe consiste à sélectionner au hasard un ensemble de k individus. Ces individus sont ensuite classés en fonction de leur valeur adaptative relative et l'individu le plus apte est sélectionné pour la reproduction. L'ensemble du processus est répété n fois pour l'ensemble de la population [14]. Par conséquent, la probabilité que chaque individu soit sélectionné est donnée par l'expression :

$$p(i) = \begin{cases} \frac{c_{n-1}^{k-1}}{c_n^k} & \text{if } i \in [1, n - k - 1] \\ 0 & \text{if } i \in [n - k, n] \end{cases}$$

3. Les opérateurs de croisement : Les opérateurs de croisement sont des éléments fondamentaux dans les algorithmes génétiques et d'autres techniques d'optimisation inspirées de la biologie. Leur rôle est de combiner les caractéristiques de deux solutions parentes pour créer de nouvelles solutions potentiellement meilleures. Ces opérateurs simulent le processus de reproduction naturelle, favorisant ainsi l'évolution et l'amélioration des solutions au fil des générations. Grâce à leur capacité à explorer l'espace des solutions de manière efficace, les opérateurs de croisement jouent un rôle crucial dans la résolution de problèmes complexes.

Le croisement 1-point : consiste à choisir un seul point de coupure, puis échanger les fragments situés après ce point de coupure. Comme le montre la figure (2.7).

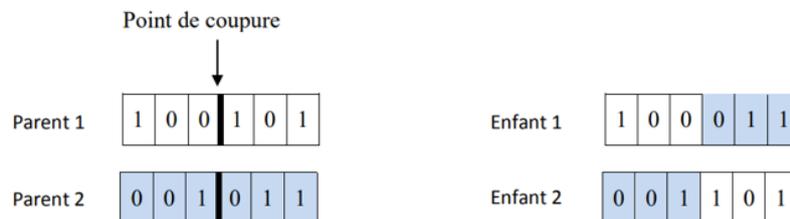


FIG. 2.7 – Croisement 1-point

Le croisement 2-point : consiste à choisir deux points de coupure, puis échanger les fragments situés entre ces deux points comme le montre la figure (2.8) .

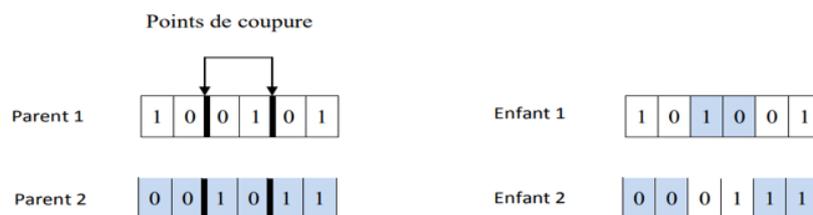


FIG. 2.8 – Croisement 2-points.

Order crossover (OX) : L'opérateur OX agit comme suit : il copie une partie du chromosome enfant à partir du premier parent et construit la partie restante en suivant l'ordre des sommets dans le deuxième parent. Plus précisément, deux points de coupure sont sélectionnés aléatoirement, et la partie du premier parent située entre ces points de coupure est copiée dans l'enfant. Les positions restantes dans l'enfant sont ensuite remplies une par une, en commençant après le deuxième point de coupure, en considérant les sommets des clients

dans l'ordre trouvé dans le deuxième parent (en revenant à la liste de départ une fois atteinte la fin de la liste).

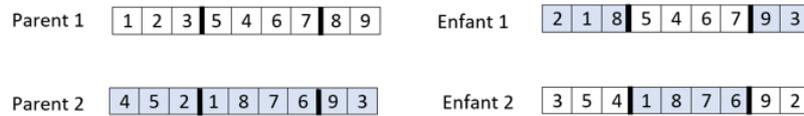


FIG. 2.9 – Order crossover

Croisement Partiellement mappée (PMX) : Le Partially Mapped Crossover (PMX) est un opérateur de croisement utilisé dans les algorithmes génétiques pour les chromosomes à codage par permutation. Il échange une section entre deux parents pour créer de nouveaux descendants tout en préservant l'ordre des gènes. Ce processus implique la sélection de points de coupure, la copie d'une section intermédiaire, et le placement des gènes restants en suivant l'ordre des parents. En inversant ce processus, un deuxième descendant est créé. Ainsi, le PMX permet de maintenir la diversité génétique tout en préservant les caractéristiques des parents [15].

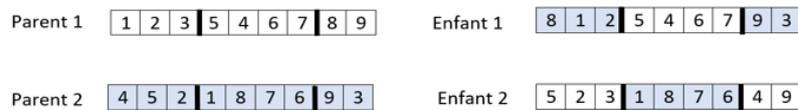


FIG. 2.10 – Croisement Partiellement mappée .

4. **La mutation :** L'opérateur de mutation permet d'apporter des modifications partielles (légères) aux chromosomes avec une certaine probabilité très faible. L'objectif de l'opérateur de mutation est d'aider l'algorithme à échapper au problème de stagnation de la recherche causé par les optima locaux. Il permet d'explorer l'espace de recherche en apportant à l'algorithme la possibilité de couvrir la totalité de l'espace de recherche. Les opérateurs de mutation les plus utilisés sont : mutation par échange, mutation par inversion ...
5. **L'état de l'art :** Rybickova et Burketova [16] ont proposé une solution au problème de localisation-routage en utilisant un algorithme génétique avec le langage Julia. L'objectif était de minimiser le coût total. L'intégration de l'algorithme génétique avec les fonctionnalités avancées de Julia a permis d'obtenir une solution optimale, offrant une résolution efficace et rapide. Cette approche a montré son efficacité dans la résolution de problèmes de localisation et de routage dans la logistique.

NGUYEN, PRINS et PRODHON [17] ont étudié le problème de localisation-routage à deux échelons en utilisant une approche hybride combinant un algo-

rithme mémétique (MA) et un algorithme mémétique hybridé avec le recuit simulé (SAMA). L'objectif était de minimiser le coût total. Les résultats ont montré que le SAMA surpassait le MA et d'autres méthodes existantes en termes de coût des solutions trouvées, de temps de calcul et d'efficacité globale, positionnant ainsi le SAMA comme l'algorithme le plus efficace pour résoudre ce problème complexe.

Un autre travail de recherche s'est concentré sur l'optimisation des coûts de transport, de la construction de centres de collecte, des coûts d'élimination et des émissions de dioxyde de carbone dans le contexte des déchets pharmaceutiques. Les auteurs ont utilisé l'optimisation par essais de particules (OPS) et l'algorithme génétique (GA). Les résultats ont indiqué que l'AG était plus performante que l'OPS en termes d'objectifs et de résultats, l'OPS étant particulièrement adapté pour explorer un grand espace de recherche tandis que l'AG est efficace pour trouver des solutions optimales [18].

En outre, une étude a proposé un algorithme génétique amélioré (IGA) pour optimiser le coût total de la chaîne d'approvisionnement dans le problème de location-routing. L'objectif était de minimiser les coûts de transport, de détention des stocks et de départ des véhicules. L'IGA utilise un algorithme génétique sur un nombre spécifié de générations, suivi d'une étape d'amélioration pour affiner les solutions. Cette méthode a montré des résultats prometteurs dans l'optimisation des coûts de la chaîne d'approvisionnement [19].

Pour le problème de localisation-routage régional pour la collecte des déchets, une méthode hybride combinant l'algorithme génétique avec le recuit simulé a été proposée. L'objectif était de minimiser le coût total en déterminant les dépôts à ouvrir et en planifiant les itinéraires des véhicules. Cette méthode hybride permet un équilibre entre l'exploration et l'exploitation, évitant les optima locaux et améliorant les solutions générées par l'algorithme génétique [20].

Enfin, une approche utilisant un algorithme génétique avec une recherche locale itérative (ILS) a été développée pour résoudre le problème de localisation-routage. L'objectif était de minimiser le coût total d'ouverture des dépôts et de desserte des clients. Cette méthode hybride coordonne efficacement les décisions de localisation et de routage, offrant des solutions optimales et efficaces pour ce problème complexe [21].

L'algorithme NSGA II : NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II) est l'une des procédures de MOEA couramment utilisées pour trouver des solutions Pareto-optimales à un problème d'optimisation multiobjectif. NSGA-II se distingue par trois caractéristiques principales :

1. Il utilise un principe élitiste.
2. Il intègre un mécanisme explicite de préservation de la diversité.

3. Il met l'accent sur les solutions non-dominées.

À chaque génération t , la population des descendants Q_t est d'abord créée en utilisant la population parentale P_t et les opérateurs génétiques habituels. Ensuite, les deux populations sont combinées pour former une nouvelle population R_t de taille $2N$. La population R_t est ensuite classée en différents fronts non-dominés. La nouvelle population est remplie par des solutions des différents fronts non-dominés, une à la fois. Le remplissage commence par le premier front non-dominé (de classe 1) et continue avec les points du second front non-dominé, et ainsi de suite. Étant donné que la taille de la population R_t est de $2N$, tous les fronts ne peuvent pas être inclus dans les N emplacements disponibles dans la nouvelle population. Les fronts qui ne peuvent pas être inclus sont alors supprimés. Lorsque le dernier front permis est envisagé, il peut y avoir plus de points dans ce front que d'emplacements restants dans la nouvelle population.

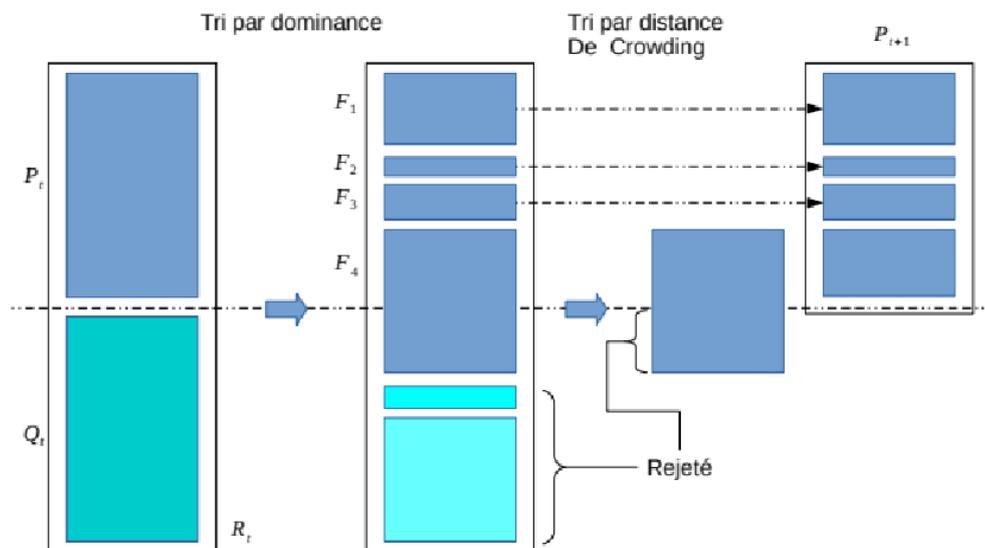


FIG. 2.11 – Représentation schématique de l'algorithme NSGA-II.

Ce scénario est illustré dans la Figure 2.11. Dans ce cas, au lieu d'exclure arbitrairement certains membres du dernier front, les points qui maximisent la diversité des solutions sélectionnées seront choisis.

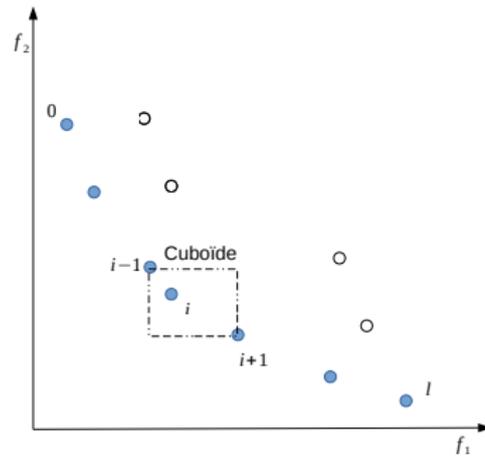


FIG. 2.12 – Calcul de distance Crowding

Le tri de Crowding des points de dernier front qu'on a pu les accueillir entièrement est atteint dans l'ordre décroissant de leurs valeurs de distance Crowding, et les points de la partie supérieure de la liste ordonnée sont choisis. La distance de Crowding d_i du point i est une mesure de l'espace objectif autour de i qui n'est pas occupée par aucune autre solution dans la population. Ici, nous calculons tout simplement cette quantité d_i en estimant le périmètre du cuboïde (Figure 2.12) formé en utilisant les voisins les plus proches dans l'espace objectif (Nous appelons cela la distance Crowding). Les étapes et le déroulement de l'algorithme NSGA-II peuvent être résumé dans le pseudo-code de l'algorithme [50].

Algorithme de Pseudocode de NSGA-II

Début

$t \leftarrow 0$

Générer une population initiale $P(t)$ de solutions aléatoires

tant que le critère n'est pas satisfait faire

Sélectionner les parents pour faire les opérations génétiques

Produire $Q(t)$ en appliquant les opérations génétiques

$R(t) \leftarrow P(t) \cup Q(t)$

Classer $R(t)$ en différents fronts non-dominé

Sélectionner les meilleurs N individus de $R(t)$

Mettre les meilleurs individus dans $P(t+1)$

$t \leftarrow t + 1$

Fin tant que

Fin

2.4 Conclusion :

Pour conclure ce chapitre, nous avons exploré les différentes méthodes de résolution de problèmes d'optimisation, en les classant en deux grandes catégories : les méthodes exactes et les méthodes approchées. Les méthodes exactes, bien qu'exigeantes en termes de temps et de ressources, garantissent des solutions optimales. En revanche, les méthodes approchées, plus rapides et moins gourmandes, offrent des solutions de bonne qualité, idéales pour les problèmes complexes ou urgents. La diversité de ces méthodes permet de choisir l'approche la plus adaptée selon les besoins spécifiques de chaque problème.

Étude du LRP multi objectifs adapté à la collecte des batteries des véhicules électrique

3.1 Introduction

Avec la montée en puissance des véhicules électriques (VE), une nouvelle problématique environnementale émerge : le traitement des batteries usagées. Ces batteries, contenant des matériaux potentiellement dangereux, nécessitent une gestion adéquate pour éviter tout impact néfaste sur l'environnement. La collecte efficace de ces batteries représente donc un défi crucial pour garantir une transition durable vers les VE.

L'objectif central de ce chapitre est de rechercher un compromis entre deux fonctions essentielles : la minimisation des coûts et la réduction des émissions de CO₂ associées à la collecte des batteries usagées. Cette recherche d'équilibre entre ces deux objectifs est fondamentale pour garantir une gestion efficiente et durable de cette problématique complexe. Pour atteindre cet objectif, deux approches de résolution multi-objectifs du Problème de Routage de Véhicules (LRP) sont examinées : LP-metric et NSGA-II. Ces approches permettent d'explorer différentes possibilités d'optimisation, en prenant en compte simultanément les deux objectifs en jeu. LP-metric vise à agréger les objectifs individuels en un seul objectif composite, tandis que NSGA-II recherche un ensemble de solutions non dominées, offrant ainsi un éventail de compromis entre les objectifs contradictoires.

La méthodologie adoptée implique l'utilisation de méthodes de classement des solutions de Pareto pour identifier les solutions les plus prometteuses, avec l'application de la méthode TOPSIS pour NSGA-II. Dans ce chapitre, l'objectif est donc de comparer ces deux approches et d'évaluer leurs performances respectives pour résoudre le problème de collecte des batteries de véhicules électriques, dans un objectif de minimisation des coûts et des émissions de CO₂. Cette analyse comparative permettra de fournir des insights précieux pour la prise de décision dans le domaine de la logistique des véhicules électriques,

en visant à optimiser à la fois l'efficacité économique et l'impact environnemental de la collecte des batteries usagées.

3.2 Travaux antérieurs sur le problème de LRP pour les BVE

La gestion des batteries de véhicules électriques (VE) est devenue un enjeu majeur dans le contexte de la transition vers une économie circulaire et durable. Dans cette optique, l'article de Hu et al. (2022) [22] propose une approche novatrice basée sur la programmation linéaire pour concevoir un réseau de recyclage durable pour les batteries de VE, visant à minimiser les coûts totaux et les émissions de carbone associées au processus de recyclage. L'étude aborde trois stratégies clés pour traiter les batteries usagées : la remise à neuf, la réutilisation et le recyclage des matériaux.

En développant un modèle de réseau de recyclage pour les batteries de VE, les auteurs ont identifié les emplacements optimaux des centres de recyclage, optimisé les itinéraires de transport et évalué les coûts logistiques et opérationnels associés au processus de recyclage. Les résultats de l'étude soulignent que les coûts logistiques et opérationnels représentent la majeure partie des dépenses totales du réseau de recyclage, mettant en évidence l'importance de réduire ces coûts pour améliorer l'efficacité économique du recyclage des batteries de VE.

En poursuivant le travail de Hu et al. (2022) [22], nous nous sommes mis à améliorer la configuration du réseau au niveau de paramétrage, de la clarification du routage et de transport. Nous y détaillons les améliorations apportées à la configuration du réseau de récupération et fournissons une analyse approfondie des coûts stratégiques et tactiques. Pour résoudre le problème, nous avons utilisé le logiciel CPLEX pour donner une solution exacte issue de l'optimisation de la modélisation mathématique proposée avec un ensemble de jeux de données. Dans ce suit et pour bien tester ce problème pour des cas de grande instance, le recours aux algorithmes génétiques comme une méthode approchée sera présentée dans le chapitre suivant dans le cas de mono-objectif.

3.3 Les hypothèses

1. Toutes les batteries sont de même type.
2. Tous les véhicules ont la même capacité .
3. Chaque centre de collecte a une durée de vie N .
4. On suppose que la période de récupération des EVB est d'une semaine.

5. Les centres de collecte EVB ont des capacités limitées de collection , et les véhicules de transport ont des limites de charge.
6. Les emplacements du centre de collecte doivent être déterminés, et le centre de recyclage et centre de réutilisation et centre d'élimination des déchets EVB et les centres de service et de maintenance sont déjà identifiés.
7. Un centre de recyclage , un centre de réutilisation et un centre d'élimination .
8. Les EVB seront soumises à de multiples stratégies potentielles (réutilisation, recyclage et élimination) en fonction de l'état de santé de batterie (SOH).
9. Le taux de rebut dans le centre de recyclage c'est de 5% .
10. La distance entre les nœuds de l'installation en utilisant la distance euclidienne.
11. Recyclage des déchets EVB par recyclage hydro-métallurgique.

3.4 Description du réseau de recyclage

3.4.1 Description générale du réseau

La Figure 3.1 représente un réseau de récupération des batteries de véhicules électriques (EVB). Le réseau se compose de cinq nœuds : un centre de service et maintenance de EVB, un centre de collecte des EVB, un centre de recyclage, un centre de réutilisation et un centre d'élimination des déchets.

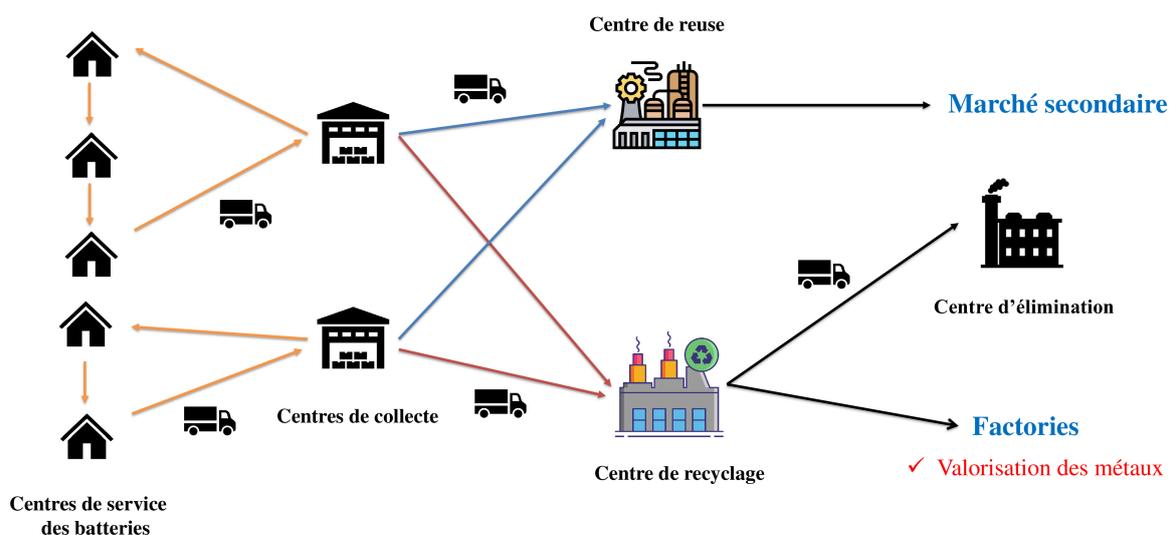


FIG. 3.1 – Le réseau de recyclage des batteries des véhicules électrique

Les batteries en fin de vie sont collectées par les centres de collecte auprès des centres de service et de maintenance de EVB et envoyées aux centres de collecte des EVB. Le centre de service et de maintenance de EVB est responsable du test initial de la batterie. Selon la capacité restante, les batteries sont divisées en deux catégories : T1 (capacité restante supérieure à 70%), T2 (capacité restante inférieure à 70%) [23]. Différentes stratégies de traitement sont adoptées pour les batteries selon leur état de santé.

Les batteries de type T1 sont transportées vers le centre de réutilisation et réassemblées dans de nouvelles batteries EVB ou peut être proposé pour des applications stationnaires ; les batteries de type T2 ne sont pas adaptées à la réutilisation et seront transportées vers le centre de recyclage pour être démantelées et recyclées. Au centre de recyclage, les batteries sont traitées pour récupérer les différents métaux précieux qu'elles contiennent. Grâce à l'efficacité de la technologie hydrométallurgie, il est possible d'atteindre une récupération de 99% du cobalt (Co) et du lithium (Li) dans des conditions optimales [24]. Malgré cela, des résidus non récupérables demeurent et sont acheminés vers le centre d'élimination des déchets, où ils sont traités selon les normes environnementales.

3.4.2 Description détaillée de fonctionnement de chaque centre dans le réseau

Pour mieux comprendre le fonctionnement et l'importance de chaque centre dans le réseau de récupération des batteries de véhicules électriques (EVB), examinons de plus près les rôles et les processus spécifiques de chaque nœud .

Le centre de service et maintenance des batterie

Le centre se spécialise dans le diagnostic des batteries et l'étude de batteries (BMS) et aussi dans la maintenance EVB [25] [26] . Il assure l'étude de l'état des batteries en utilisant le BMS , et remplace celles dont l'état de santé (SOH) est insuffisant par de nouvelles batteries. Le diagnostic a pour objectif de vérifier l'état général des batteries, en s'assurant que le voltage de chaque cellule est identique [27]. Le BMS est conçu en fonction des caractéristiques des batteries telles que :

Tension nominale : Au début d'une décharge tension est plus élevée, et au fur et à mesure que la décharge progresse, la tension diminue.

Capacité : La capacité d'une cellule au lithium, généralement mesurée en ampère-heure (Ah) ou en milliampères-heure (mAh), représente sa capacité à stocker et à fournir de l'énergie électrique. Elle indique la quantité de charge que la cellule peut contenir et la durée pendant laquelle elle peut alimenter un appareil. Par exemple, une pile au lithium avec une capacité de 2000mAh peut théoriquement fournir un courant de 2000 mA pendant une heure.

Résistance interne : La résistance interne d'une batterie est un aspect défavorable car elle induit une baisse de tension à ses bornes à mesure que le courant augmente. Cette diminution de tension est causée par divers facteurs tels que les connexions internes, l'inertie des réactions chimiques, les circuits de protection intégrés et le vieillissement de la batterie. En conséquence, la résistance interne est un indicateur crucial de l'état de santé d'une batterie (SOH). Elle est généralement mesurée en quelques centaines de milliohms ($m\Omega$).

Cycle de vie : Le cycle de vie d'une batterie se réfère au nombre total de cycles de charge-décharge qu'elle peut subir avant d'atteindre la fin de sa durée de vie. Cela affecte directement sa longévité, car chaque cycle contribue à son usure. Lorsque la batterie atteint le nombre maximal de cycles, elle arrive à la fin de sa durée de vie utile. Ainsi, la capacité d'une batterie à résister à de nombreux cycles de charge-décharge est essentielle pour assurer sa fiabilité à long terme [28].

Le centre de collecte

Le centre de collecte rassemble les batteries [29] [26] usagées provenant des centres de service, les stocke en fonction de leur état de santé, puis les transporte vers le centre de recyclage ou de réutilisation selon leur type.

Le centre de réutilisation

Le centre se spécialise dans la remise à neuf, la réutilisation et le démontage des batteries de véhicules électriques. Lorsque ces batteries atteignent 80% de leur capacité nominale, elles ne sont plus adaptées à l'alimentation des VE en raison de leur autonomie réduite. Elles sont alors réutilisées dans d'autres applications telles que le stockage d'énergie renouvelable, les systèmes de télécommunication et la gestion des déchets [25]. Dans le processus de remanufacturing, seules les cellules sont remplacées par des cellules identiques aux autres, assurant ainsi une performance optimale [30]. De plus, si l'énergie provenant de sources renouvelables est stockée dans une batterie avant d'être convertie par un convertisseur électronique de puissance approprié pour répondre aux besoins du réseau en termes de tension, de fréquence et de distorsion harmonique totale admissible. Ce processus garantit une utilisation efficace et durable des batteries tout en contribuant à une transition énergétique [25].

Le centre de recyclage

Les opérations de recyclage des batteries visent à atteindre deux objectifs principaux : prévenir la dispersion des polluants dans l'environnement et valoriser les métaux stratégiques qu'elles contiennent. Initialement, les cellules sont broyées, puis un séparateur mécanique extrait les fractions recyclables de cuivre, de plastique et d'aluminium. Le

résultat est une poudre noire appelée "Black mass", contenant les oxydes de cobalt, de nickel et de lithium. Ces composés sont ensuite séparés grâce à un procédé physico-chimique appelé l'hydrométallurgie [31].

3.5 Le modèle mathématique

L'implémentation du modèle de Problème de Localisation-Routage (LRP) à multi-objectif, avec plusieurs véhicules et plusieurs centres de collecte et de service, sous contraintes de capacité, pour le cas d'une petite instance en utilisant l'approche du LP-metric sur le solveur CPLEX :

Les ensembles :

I : ensemble des centres de services de batteries.

J : ensemble des centres de collecte.

RT : ensemble de tous les nœuds $I \cup J$.

V : ensemble des véhicules.

L : ensemble des centres de recyclage.

R : ensemble des centres de reuse.

W : ensemble des centres d'élimination.

T : type de batterie (80%, 70%, ...)

Les paramètres :

$CAPV_v$: capacité de véhicule v par batterie .

$CAPCC_j$: capacité de centre de collecte j par batterie.

$Coutconstr_j$: coût de construction du centre de collecte j en dollar.

$coutBMS_i$: coût de BMS dans le centre de service EVB i en dollar.

$coutrecyclage_l$: coût de recyclage de EVB dans le centre de recyclage l en dollar.

$coutreuse_r$: coût de reutilisation dans le centre de reuse r en dollar.

$Coutchff$: cout de chauffeur par heure en dollar.

$coutfuel$: cout de diesel en dollar.

$coutveh$: cout d'utilisation de véhicule par heure en dollar.

$coutmaint$: cout de maintenance des véhicules par km en dollar.

fe : la consommation de diesel par le véhicule à vide par (1/100)km.

feu : la consommation de diesel par le véhicule chargé par (1/ton.km) .

Q_i : volume de collecte du centre de service i par batterie.

$POIDS$: poids de batterie en kg.

TS_{ij} : temps de service entre le centre de service i et le centre de collecte j par heure.

qnt_{it} :	quantité de batterie selon le type t dans le centre de service i .
d_{ij} :	distance entre les points de services i et le centre de collecte j tel que i dans $I \cup J$ et j dans $I \cup J$ en km.
d_{jl} :	distance entre le centre collecte j et le centre recyclage l tel que j dans J et l dans L .
d_{jr} :	distance entre le centre collecte j et le centre reuse r tel que j dans J et r dans R .
d_{lw} :	distance entre le centre de recyclage l et le centre d'élimination w tel que l dans L et w dans W .
α :	coût unitaire de transport entre le centre de collecte et le centre de service EVB en dollar.
β :	coût unitaire de transport entre le centre de collecte et le centre de reuse EVB en dollar.
γ :	coût unitaire de transport entre le centre de collecte et le centre de recyclage EVB en dollar.
θ :	coût unitaire de transport entre le centre de recyclage et le centre d'élimination.
Ef :	Facteur d'émission de CO_2
$Emission_const$:	Émissions de CO_2 de la construction de centre de collecte j
$efrecy$:	Emission de CO_2 de recyclage des batteries
$efreuse$:	Emission de CO_2 de réutilisation des batteries
$efwaste$:	Emission de CO_2 d'élimination des batteries

Les variables de décision :

$AFFECT_{ij}$:	variable de décision binaire égale à 1 si le centre de service i est affecté à le centre collecte j , 0 sinon.
Y_j :	variable de décision binaire égale à 1 si le centre de collecte j est ouvert et 0 sinon.
X_{ijv} :	variable de décision binaire égale à 1 si il y'a une route entre centre de service i et le centre de collecte j par la véhicule v et 0 sinon.
TC_{ijv} :	variable de décision entier représente la quantité chargée dans un véhicule.
$Qrecy_{jl}$:	variable de décision entier représente la quantité des batteries transporté depuis le centre de collecte j vers le centre de recyclage l .
$Qreus_{jr}$:	variable de décision entier représente la quantité des batteries transporté depuis le centre de collecte j vers le centre de reuse r .
U_{RTv} :	variable auxiliaire pour l'élimination des sub-tours.

La fonction objective :

La première fonction objective vise à minimiser le coût total associé à la construction des centres de collecte , au transport, et les différents opérations du BMS , la réutilisation , le recyclage et le démontage . Elle est définie comme la somme de trois composantes principales : les coûts de transport et d'exploitation (C1), les coûts de traitement des batteries (C2), et les coûts de construction des centres de collecte (C3).

La deuxième fonction objective vise à minimiser les émissions de CO_2 associées à la construction des centres de collecte, au transport, ainsi qu'aux diverses opérations de réutilisation, de recyclage et de traitement des déchets. Cette fonction se décompose également en trois éléments principaux : les émissions de CO_2 liées au transport et à l'exploitation (E1), les émissions de CO_2 liées au traitement des batteries (E2) et les émissions de CO_2 liées à la construction des centres de collecte (E3) :

$$Totalcost = min(C1 + C2 + C3) \quad (3.1)$$

$$\begin{aligned}
C1 = & \sum_{v \in V} \sum_{i \in IUJ} \sum_{j \in IUJ} \alpha * X_{ijv} * d_{ij} + \\
& \sum_{j \in J} (\beta * d_{jr}) * Qreus_j + \sum_{j \in J} (\gamma * d_{jl}) * Qrecy_j + \\
& \sum_{j \in J} (\theta * d_{lw} * POIDS * 0.05) * Qrecy_j + \\
& \sum_{v \in V} \sum_{i \in IUJ} \sum_{j \in IUJ} coutfuel * d_{ij} * (fe * X_{ijv} + \\
& feu * TC_{ijv}) + \sum_{v \in V} \sum_{i \in IUJ} \sum_{j \in IUJ} coutveh * X_{ijv} * TS_{ij} \\
& + \sum_{v \in V} \sum_{i \in IUJ} \sum_{j \in IUJ} coutmaint * X_{ijv} * d_{ij} + \\
& \sum_{v \in V} \sum_{i \in IUJ} \sum_{j \in IUJ} Coutchff * X_{ijv} * TS_{ij}
\end{aligned} \quad (3.2)$$

$$\begin{aligned}
C2 = & \sum_{i \in I} coutBMS_i * Q_i + \sum_{j \in J} coutrecyclage_l * Qrecy_j + \\
& \sum_{j \in J} coutreuse_r * Qreus_j
\end{aligned} \quad (3.3)$$

$$C3 = \sum_{j \in J} Y_j * Coutconstr_j * (1/(N * 52)) \quad (3.4)$$

$$Totalemission = min(E1 + E2 + E3) \quad (3.5)$$

$$\begin{aligned}
E1 = & \sum_{v \in V} \sum_{i \in IUJ} \sum_{j \in IUJ} Ef * d_{ij} * (fe * X_{ijv} + feu * TC_{ijv}) \\
& \sum_{j \in J} d_{jr} * Qreus_j * Ef + \sum_{j \in J} d_{jl} * Qrecy_j * Ef \\
& \sum_{j \in J} (d_{lw} * POIDS * 0.05) * Qrecy_j * Ef
\end{aligned} \quad (3.6)$$

$$\begin{aligned}
E2 = & \sum_{j \in J} efrecey * Qrecej * POIDS * 0.95 + \\
& \sum_{j \in J} efreuse * Qreus_j + \\
& \sum_{j \in J} (POIDS * 0.05) * Qrecej * efwaste
\end{aligned} \tag{3.7}$$

$$E3 = \sum_{j \in J} Y_j * Emission_const_j * (1/(N * 52)) \tag{3.8}$$

Voici une description détaillée de chaque composante :

(3.2) représente les coûts de Transport et d'Exploitation qui couvre les coûts liés au transport des batteries entre différents centres ainsi que les coûts opérationnels des véhicules utilisés :

- Le coût de transport entre les centres de service et maintenance et le centre de collecte .
- Le coût de transport entre les centres de collecte et le centre de recyclage et le centre de réutilisation .
- Le coût de transport entre le centre de recyclage et le centre d'élimination .
- Le coût de diesel consommé par les camions .
- Le coût d'utilisation des camions par heure .
- Le coût de maintenance des camions par kilomètre .
- Le coût de chauffeur par heure .

(3.3) représente les coûts de Traitement des Batteries inclut les coûts liés aux différents traitements que subissent les batteries :

- Coût du système de gestion de batterie (BMS) pour chaque centre de service (pondéré par le volume de collecte Q_i)
- Coût de réutilisation et de démontage des batteries .
- Coûts de recyclage des batteries .

(3.4) représente les coûts de construction des centres de collecte couvre les coûts fixes associés à l'ouverture des centres de collecte (amorti sur une période de 260 jours ouvrables) 260 qui représente 52 semaine * N ; N=5 ans est la durée de vie de chaque centre .

(3.6) représente les émissions de Transport et d'exploitation qui couvre les émissions liés au transport des batteries entre différents centres ainsi que les émissions de traitement des véhicules utilisés :

- Les émissions de transport entre les centres de service et maintenance et le centre de collecte .

- Les émissions de transport entre les centres de collecte et le centre de recyclage et le centre de réutilisation .
- Les émissions de transport entre le centre de recyclage et le centre d'élimination .

(3.7) représente les émissions liés aux différents traitements que subissent les batteries :

- Les émissions de réutilisation et de démontage des batteries .
- Les émissions de recyclage des batteries .
- Les émissions d'élimination des batteries .

(3.8) représente les émissions de construction des centres de collecte (amorti sur une période de 260 jours ouvrables qui représente 52 semaine * N ; N=5 ans est la durée de vie de chaque centre) .

Les contraintes :

$$\sum_{v \in V} \sum_{j \in IUJ} X_{ijv} = 1 \quad \forall i \in IUJ \quad (3.9)$$

$$\sum_{i \in IUJ} \sum_{j \in IUJ} X_{ijv} * Q_i \leq CAPV_v \quad \forall v \in V \quad (3.10)$$

$$\sum_{z \in IUJ} X_{liv} - \sum_{k \in IUJ} X_{ikv} = 0 \quad \forall v \in V, \forall i \in IUJ \quad (3.11)$$

$$\sum_{i \in I} Q_i * AFFECT_{ij} \leq CAPCC_j * Y_j \quad \forall j \in J \quad (3.12)$$

$$\sum_{m \in IUJ} X_{imv} + \sum_{n \in IUJ} X_{jnv} \leq 1 + AFFECT_{ij} \quad \forall v \in V, \quad (3.13)$$

$$\forall i \in I, \forall j \in J$$

$$\sum_{j \in J} Y_j \geq 1 \quad (3.14)$$

$$\sum_{v \in V} X_{ijv} \leq AFFECT_{ij} \quad \forall i \in I, j \in J \quad (3.15)$$

$$\sum_{i \in I} \sum_{j \in J} X_{ijv} \leq 1 \quad \forall v \in V \quad (3.16)$$

$$U_{iv} - U_{jv} \leq -|RT| * x_{ijv} + |RT| - 1 \quad \forall v \in V, \quad (3.17)$$

$$\forall i \in IUJ, \forall j \in IUJ$$

$$\sum_{i \in I} AFFECT_{ij} * qnt_{i1} = Qreus_j \quad \forall j \in J \quad (3.18)$$

$$\sum_{j \in J} AFFECT_{ij} * qnt_{i2} = Qrecy_j \quad \forall j \in J \quad (3.19)$$

$$\sum_{j \in J} AFFECT_{ij} = 1 \quad \forall i \in I \quad (3.20)$$

$$\sum_{z \in IUJ} \sum_{v \in V} TC_{ziv} + Q_i = \sum_{j \in IUJ} \sum_{v \in V} TC_{ijv} \quad \forall i \in IUJ \quad (3.21)$$

$$TC_{ijv} \leq (CAPV_v - Q_j) * X_{ijv} \quad \forall i \in IUJ, \quad (3.22)$$

$$\forall j \in IUJ, \forall v \in V$$

$$Q_i * X_{ijv} \leq TC_{ijv} \quad \forall i \in IUJ, \forall j \in IUJ, \quad (3.23)$$

$$\forall v \in V$$

$$AFFECT_{ij}, X_{ijv}, Y_j \in \{0, 1\} \quad (3.24)$$

$$TC_{ijv}, Qreus_{jr}, Qrecy_{jl} \in \mathbb{N} \quad (3.25)$$

La contrainte (3.9), assure que chaque client doit être inclus dans une route, ce qui garantit que toutes les batteries sont collectées. La contrainte (3.10), revient à la condition de limite de capacité de chaque véhicule. La contrainte (3.11), montre la logique que chaque route qui entre dans un nœud doit en sortir, assurant la continuité du trajet des véhicules. La contrainte (3.12), stipule la limite de capacité de chaque centre de collecte

s'il est ouvert. La contrainte (3.13), traduit la condition que si un véhicule sert un centre de service et passe par un centre de collecte, ce centre de service doit être desservi par le centre de collecte. La contrainte (3.14), reflète la condition minimale qu'au moins un centre de collecte doit être ouvert pour garantir la faisabilité du réseau. La contrainte (3.15), exige la condition que les véhicules ne peuvent être affectés qu'à des centres de collecte ouverts, assurant la cohérence de l'affectation. La contrainte (3.16), garantit la condition logique que chaque véhicule doit commencer et finir sa route dans un seul centre de collecte. L'égalité (3.17) sert à éliminer la formation de sous-tours, évitant les trajets inefficaces. Les contraintes (3.18) et (3.19), assurent que les flux batteries doivent être correctement assignés aux centres de recyclage ou de réutilisation selon leur type. Les contraintes (3.21),(3.22),(3.23), respectivement assurent que les flux de véhicules doivent respecter les quantités collectées en tenant compte des limites de charge des véhicules. La contrainte (3.20), assure la condition que chaque centre de service doit être affecté à un et un seul centre de collecte, garantissant une gestion unique et claire des affectations. (3.24) et (3.25) sont des conditions qui reviennent à la nature entière de ces variables de décision.

Ces contraintes combinées permettent d'optimiser le réseau en respectant les capacités et les conditions opérationnelles, tout en minimisant les coûts et les émissions de Co2 en assurant un service efficace et durable.

3.6 Méthodes d'optimisation multi-objectifs

3.6.1 LP-metric

La méthode proposée « LP-metric » est une méthode de prise de décision multicritères qui optimise simultanément de nombreux objectifs au sein d'une même fonction objectif, en rapport à l'attribution de pondérations à chaque objectif. LP-métrique est une méthode de prise de décision multicritère tels que le coût et les émissions de dioxyde de carbone. Elle est basée sur la formulation mathématique du problème que nous avons développée avec normalisation d'unité de mesure. premièrement, les modèles mono-objectifs sont résolus séparément, puis implémentation de LP-métrique permet d'indiquer le conflit entre les objectifs à travers les différents scénarios. Cette méthode a été utilisée dans différents problèmes où elle a été mise en œuvre pour résoudre la planification de l'agrégation dans la chaîne d'approvisionnement et pour résoudre le problème d'acheminement de production multi-objectifs minimisant les coûts des émissions de carbone et la consommation d'énergie. Dans cette partie, la méthode LP-métrique est appliquée à notre problème afin de joindre les objectifs mentionnés ci-dessus (minimisation de cout et minimisation des émissions de carbone). La fonction LP-metric est la suivante :

$$\text{Min} \left(w_1 \left(\frac{F_1 - F_1^*}{F_1^*} \right)^P + w_2 \left(\frac{F_2 - F_2^*}{F_2^*} \right)^P + \dots + w_n \left(\frac{F_n - F_n^*}{F_n^*} \right)^P \right) \quad (3.26)$$

Cette équation (3.26) présente la fonction LP-métrique. F_1, F_2, \dots, F_n représentent les fonctions objectives à optimiser simultanément. $F_1^*, F_2^*, \dots, F_n^*$ sont les meilleures valeurs objectives trouvées pour les modèles correspondant à leurs fonctions respectives, et w_1, w_2, \dots, w_n sont les poids correspondants aux fonctions objectives, où $0 \leq w_n \leq 1$ et $\sum w_n = 1$. Le paramètre p est appelé Lp-norme ou norme métrique, indiquant le degré attribué aux divergences existantes, avec $1 < p < \infty$.

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 objectives de la méthode Lp-métrique sont décrites comme suit :

$$\text{Min} \left(w_1 \left(\frac{CT - CT^*}{CT^*} \right) + w_2 \left(\frac{EC - EC^*}{EC^*} \right) \right) \quad (3.27)$$

Telles que CT est la fonction de coût et EC est la fonction des émissions de CO_2 .

3.6.2 L'algorithme NSGA II

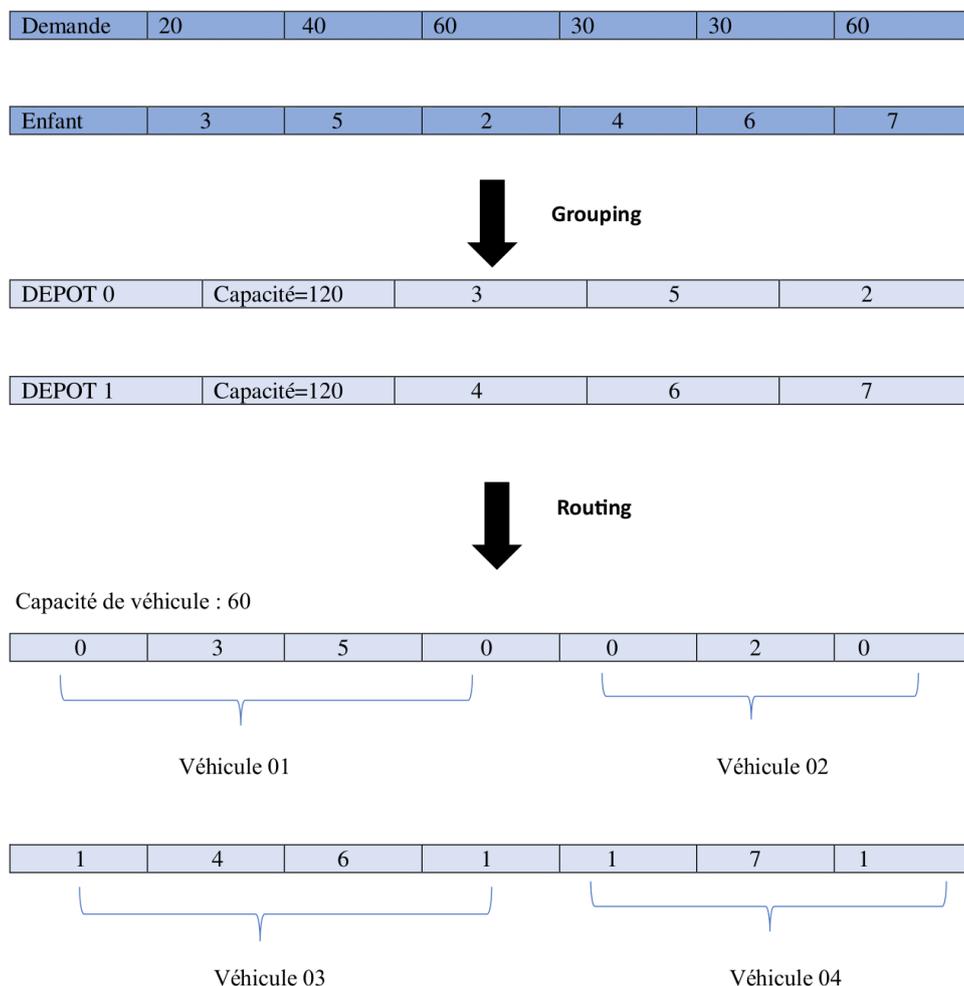
NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II) est l'une des procédures de MOEA couramment utilisées pour trouver des solutions Pareto-optimales à un problème d'optimisation multi-objectifs. L'adaptation de NSGA-II à notre problème est présentée dans la partie suivante :

Le fonctionnement de NSGA II

Notre NSGA II contient plusieurs étapes expliquées comme suit :

- I). La génération de la population initiale : La génération de la population initiale utilise une heuristique qui sélectionne aléatoirement un dépôt, puis trie les clients par demande décroissante pour optimiser le chargement des véhicules. Chaque véhicule dessert les clients en respectant les capacités des véhicules et des dépôts. Les routes sont construites jusqu'à ce que tous les clients soient desservis ou que le nombre maximal de véhicules soit atteint, garantissant ainsi des solutions viables dès le départ et le calcul de fitness de chaque solution.
- II). Tri non-dominé (Non-dominated Sorting) : Classement des individus en plusieurs fronts basés sur la dominance. Le premier front contient les solutions non dominées (les meilleures), le second front contient les solutions dominées seulement par celles du premier front, et ainsi de suite.

- III). Utilisation d'une méthode de sélection par tournoi basée sur le rang de domination pour sélectionner les parents pour la reproduction.
- IV). Reconstruction de chromosomes : dans cette partie on élimine les indices du dépôts utilisé dans le chromosome pour simplifier l'utilisation du l'opérateur de croisement et du mutation .
- V). Le croisement : Le croisement, effectué via l'opérateur Partially Mapped Crossover (PMX), combine des parties des chromosomes parents tout en préservant l'ordre des gènes.
- VI). La mutation par échange : on sélectionne aléatoirement deux positions et on échange les deux positions sélectionnées
- VII). La méthode de restauration des dépôts :



La méthode de restauration des dépôts vise à organiser une solution de tournée de véhicules en respectant les capacités des dépôts et des véhicules (méthode de correction), ainsi que les demandes des clients. Elle commence par créer une liste des

dépôts disponibles avec leurs capacités, lesquels sont mélangés de manière aléatoire pour varier les solutions possibles.

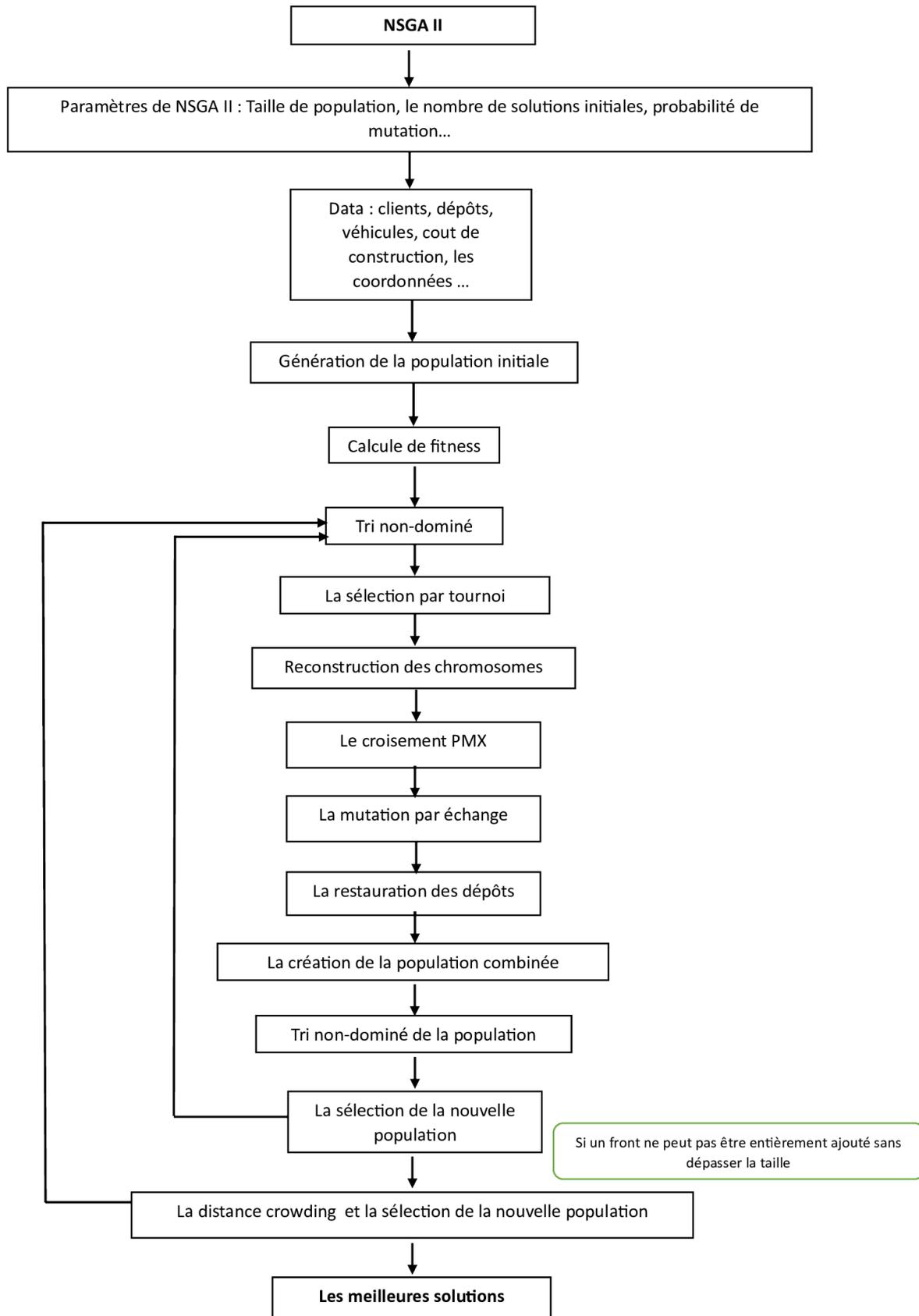
Ensuite, la séquence initiale des clients est divisée en sous-séquences, chaque sous-séquence étant associée à un dépôt et ne dépassant pas sa capacité. Lorsqu'un client est rencontré, sa demande est vérifiée par rapport à la capacité restante du dépôt actuel. Si la capacité le permet, le client est ajouté à la sous-séquence en cours; sinon, un nouveau dépôt est choisi et une nouvelle sous-séquence est créée.

Pour chaque sous-séquence, des routes de véhicules sont définies en s'assurant que la capacité de chaque véhicule n'est pas dépassée. Chaque route commence et se termine au dépôt correspondant, et les clients sont ajoutés tant que la capacité le permet.

Enfin, toutes les routes sont assemblées pour former la solution finale, qui est ensuite retournée. Cette solution respecte les contraintes de capacité des dépôts et des véhicules, et satisfait les demandes des clients de manière efficace [32].

- VIII). Création de la population combinée : Combinaison des populations (population courante) et la nouvelle population pour former une population de taille N (la taille de population).
- IX). Tri non-dominé de la population combinée : -Tri non-dominé de la population pour former les fronts de Pareto .
- X). Sélection de la nouvelle population : Construction de la nouvelle population en sélectionnant les individus des fronts triés jusqu'à atteindre la taille. Si un front ne peut pas être entièrement ajouté sans dépasser la taille on va vers la prochaine étape.
- XI). La distance crowding : les individus sont sélectionnés en fonction de leur distance de foule pour maintenir la diversité.
- XII). La sélection des meilleures solution de taille N .

Schéma récapitulative de fonctionnement de l'algorithme génétique :



À la fin de l'exécution de l'algorithme NSGA-II, nous avons utilisé la méthode TOPSIS pour classer les meilleures solutions.

3.6.3 Méthode TOPSIS (Technique for Order by Preference by Similarity to Ideal Solution)

C'est une méthode qui pour objectif de choisir une solution ayant la distance la plus courte par rapport à la solution idéale.

Algorithme de la méthode TOPSIS

A). Formation de la matrice de comparaison alternative critère $M(0)$

- (a) Le premier avantage de cette méthode par rapport à la méthode AHP c'est que les éléments de matrice de comparaison a_{ij} alternative (i) par rapport au critère j sont maintenus en termes de leurs valeurs si sont quantifiable .
- (b) Si le jugement d'une alternative par rapport à un critère est non quantifiable, une notation selon des valeurs de 1 à 5 sera donnée aux éléments de la matrice a_{ij} tels que :

$a_{ij} = 1$	Si le jugement de j par rapport à i est faible
$a_{ij} = 2$	Si le jugement de j par rapport à i est au dessous de la moyenne
$a_{ij} = 3$	Si le jugement de j par rapport à i est moyen
$a_{ij} = 4$	Si le jugement de j par rapport à i est bon ou bien
$a_{ij} = 5$	Si le jugement de j par rapport à i est excellent

TAB. 3.1 – Les 5 points d'échelle de comparaison pour des jugements non quantifiables ou bien de mesure qualitative .

B). Calcul d'élément de la matrice en forme normalisée passage de la matrice $M(0)$ vers la matrice $M(1)$

- (a) On fixe une colonne j par rapport à un critère puis on fait la somme au sur les éléments des lignes au carré (c-à-d la somme des éléments de comparaison au carré des alternatives par rapport à un seul critère)

$$A_j = \sqrt{\sum_{i=1}^n a_{ij}^2}$$

- (b) On passe au calcul la valeur d'une valeur normalisé de l'élément \bar{a}_{ij} tel que :

$$\bar{a}_{ij}^{(1)} = \frac{a_{ij}}{A_j}$$

ou bien

$$\bar{a}_{ij}^{(1)} = \frac{a_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n a_{ij}^2}}$$

Ce calcul de normalisation permet de donner la performance de chaque élément i par rapport à son critère j tout en divisant sur l'ensemble des autres éléments de jugement pour le même critère. Ainsi on passe de la matrice $M(0)$ à la matrice $M(1)$ appelée matrice de décision normalisée

C). Passage de la matrice de décision normalisée $M(1)$ à la matrice de décision normalisée et pondérée $M(2)$ et définition des indicatrices idéales meilleures valeurs V_{j+} et idéal mauvaise valeur V_{j-}

- (a) Comme chaque critère j peut avoir un poids ω_j on multiplie chaque élément $\bar{a}_{ij}^{(1)}$ de la colonne j par le poids de critère ω_j relative à cette colonne tel que $\bar{a}_{ij}^{(2)} = \omega_j * \bar{a}_{ij}^{(1)}$
- (b) Calcul pour chaque colonne ou bien critère les valeurs V_{j+} et V_{j-} définissant respectivement l'idéal meilleur valeur et l'idéal mauvaise valeur pour chaque critère j tels que :

$$V_{j+} = \begin{cases} \text{maximum sur les éléments } \bar{a}_{ij}^{(2)} & \text{si le critère est bénéfique} \\ \text{minimum sur les éléments } \bar{a}_{ij}^{(2)} & \text{si le critère est pénalisant} \end{cases}$$

$$V_{j-} = \begin{cases} \text{minimum sur les éléments } \bar{a}_{ij}^{(2)} & \text{si le critère est bénéfique} \\ \text{maximum sur les éléments } \bar{a}_{ij}^{(2)} & \text{si le critère est pénalisant} \end{cases}$$

D). Calcul de l'idéal distance euclidienne S_+ de l'alternative i sur l'ensemble des meilleures valeurs idéal V_{j+} tel que :

$$S_i^+ = \left[\sum_{j=1}^m (V_{ij} - V_{j+})^2 \right]^{1/2}$$

E). Calcul de l'idéal distance euclidienne S_- de l'alternative i sur l'ensemble des mauvaises valeurs idéal V_{j-} tel que :

$$S_i^- = \left[\sum_{j=1}^m (V_{ij} - V_{j-})^2 \right]^{1/2}$$

F). Calcul de du score de performance P_i de l'alternative i tel que :

$$P_i = \frac{S_i^-}{S_i^+ + S_i^-}$$

Ainsi on obtient la classification des alternatives par la meilleure valeur de P_i .

3.7 Les résultats expérimentaux

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

- La méthode Lp-metric.
- L'algorithme NSGA II .

Pour la première méthode, nous avons effectué deux tests avec une taille de problème égale à 15. En effet, lorsque nous augmentons la taille du problème, le solveur CPLEX prend un temps de simulation considérable. Pour la deuxième méthode, nous avons également réalisé des tests avec des tailles de problème variées, allant de 15 à 50 nœuds. Les données du problème de LRP utilisées dans les tests sont présentées dans les tableaux 10,11 et 12. Les coefficients de pondération des objectifs sont considérés comme ayant des valeurs égales (0.5 pour chaque fonction objective), que ce soit dans la méthode LP-metric ou dans le classement des solutions par la méthode TOPSIS.

3.7.1 Résultats de simulation LP-metric

Dans cette partie , nous avons testé le modèle mathématique sur deux cartes géographiques comportant chacune 15 nœuds (12 points de service et 3 centres de collecte).

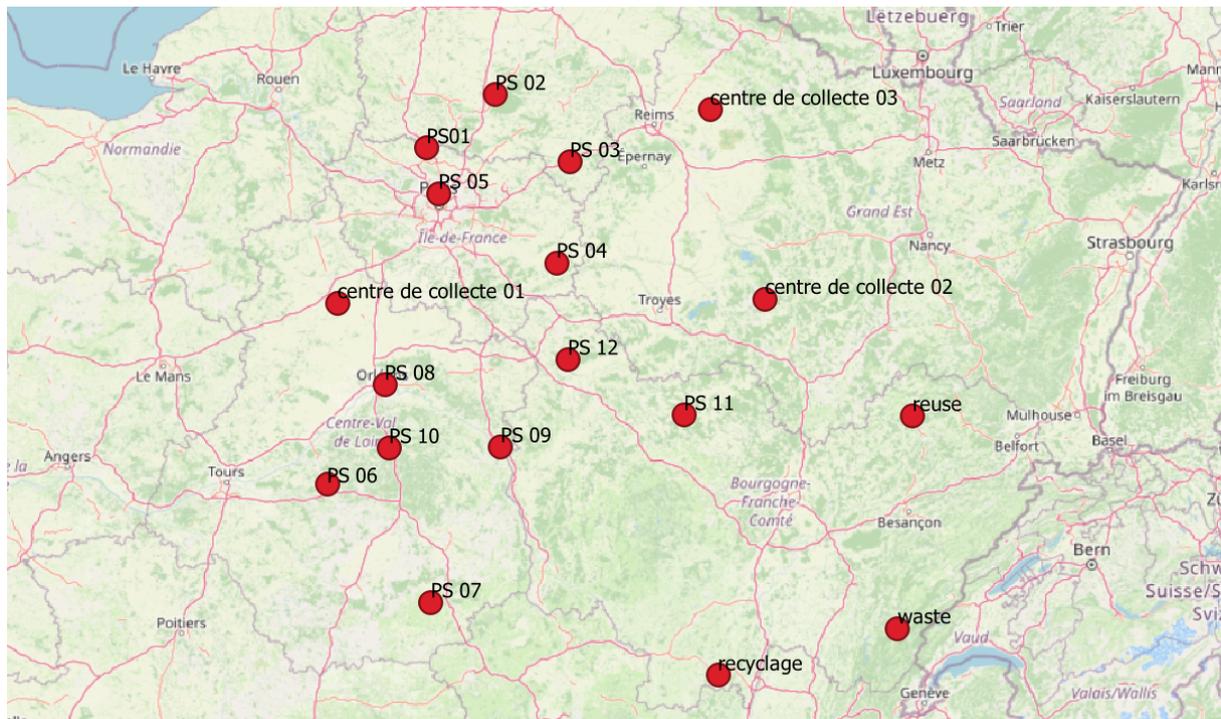


FIG. 3.2 – Carte géographique de 1^{er} test

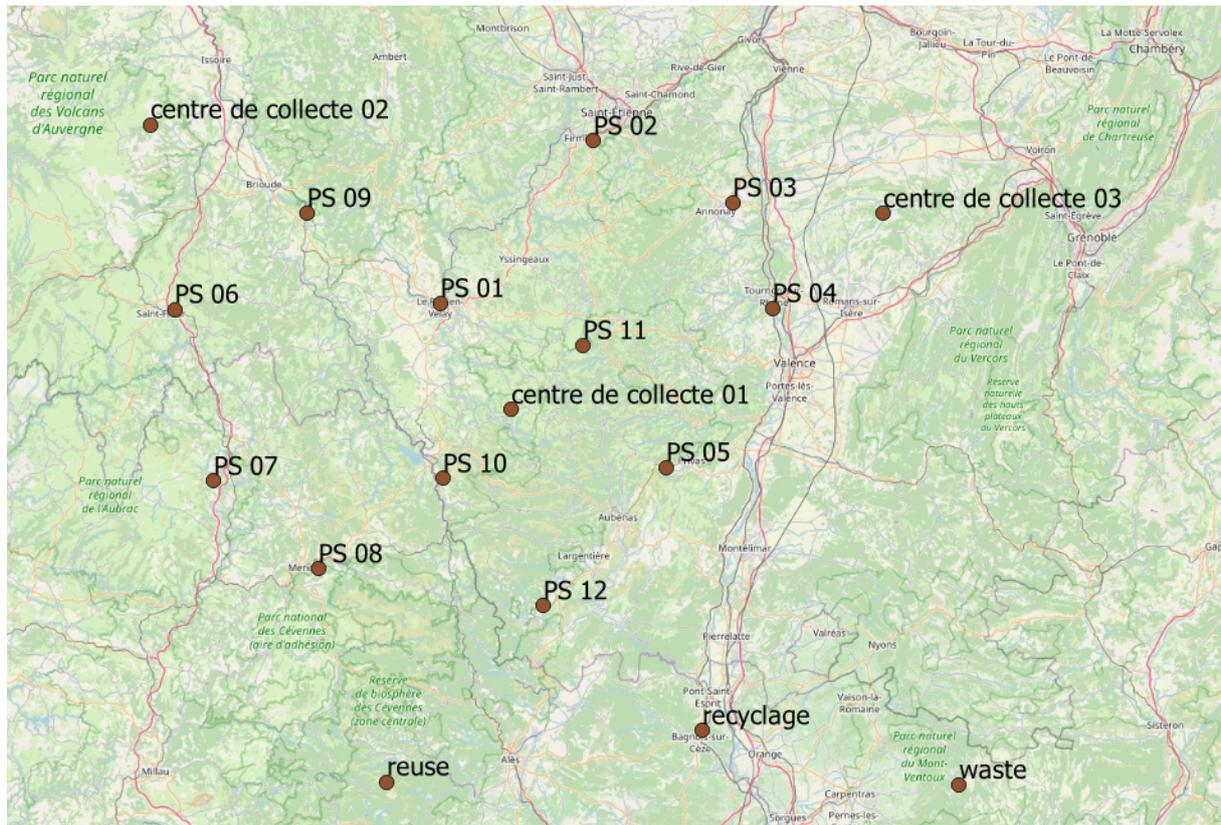


FIG. 3.3 – Carte géographique de 2^{eme} test

	CT * \$	CT \$	C _i \$	EC * KG	EC KG	E _i KG
Test 01	1246413.771	1248900	C1=99813	2271807.807	2271800	E1=1940200
			C2=1144500			E2=320010
			C3=4615.4			E3=11639
Test 02	961752.833	960880	C1=37604	1056651.6	1056800	E1=779710
			C2=920200			E2=269330
			C3=3076.9			E3=7759.5

TAB. 3.2 – Résultats de simulation LP-metric du test 1 et test 2

	Les centres construire	ROUTAGE
Test 01	Centre de collecte 01	13-7-13
		13-8-13

	Les centres construire	Routage
Test 02	Centre de collecte 02	14-12-14
		14-10-11-14
		14-6-9-14
		14-5-4-14
		14-3-14
	Centre de collecte 03	15-1-2-15
	Centre de collecte 01	13-12-13
		13-9-1-13
		13-8-13
		13-7-10-13
		13-6-13
	Centre de collecte 03	15-3-15
		15-2-15

TAB. 3.3 – Résultats de variable de décision et le routage du test 1 et test 2

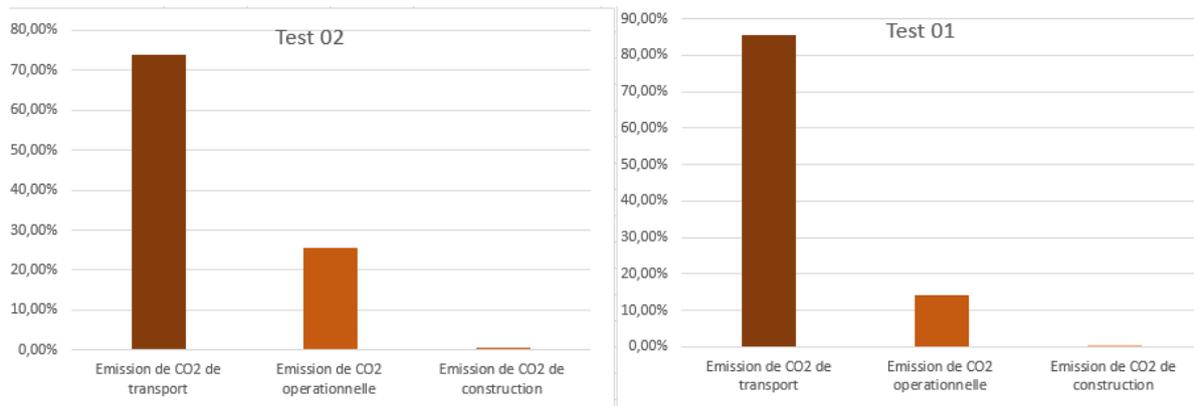


FIG. 3.4 – Répartition des Émissions de CO₂ en pourcentage de l'émission de CO₂ totale

Les tests réalisés avec la méthode LP-métrique sur deux instances de 15 nœuds ont révélé un compromis clair entre les coûts totaux (CT) et les émissions de CO₂ (EC), ces deux objectifs étant inversement proportionnels. L'analyse de la répartition des émissions de CO₂ a montré que la majorité des émissions sont liées au transport (E1), représentant plus de 80% des émissions totales. Les émissions provenant du traitement des batteries (E2) et de la construction des centres de collecte (E3) sont beaucoup plus faibles, représentant respectivement environ 15% et 5% des émissions totales. Cette répartition souligne l'importance de se concentrer sur l'optimisation des routes de collecte pour réduire significativement l'impact environnemental du système. Les routes optimisées respectent les contraintes opérationnelles, permettant une collecte efficace des batteries et contribuant

ainsi à l'amélioration des performances économiques et environnementales.

La méthode LP-métrique se révèle donc pertinente pour résoudre des problèmes multi-objectifs, en permettant d'identifier des solutions de compromis entre les différents objectifs. Cependant, une limite importante de cette approche est que lorsque la taille du problème augmente, le temps de calcul nécessaire pour résoudre le modèle mathématique avec le solveur CPLEX devient très conséquent, rendant cette méthode moins adaptée pour des instances de grande taille. En revanche, l'algorithme NSGA-II semble mieux se comporter face à l'augmentation de la complexité du problème.

3.7.2 Résultats d'exécution de l'algorithme NSGA II

Dans cette partie, nous avons évalué le modèle mathématique sur plusieurs cartes géographiques de tailles différentes en utilisant l'algorithme NSGA-II. Les deux premiers tests comportent 15 nœuds (12 points de service et 3 centres de collecte), ce qui nous a permis de comparer les résultats obtenus avec l'algorithme NSGA-II et ceux obtenus avec la méthode LP-metric. Le troisième test comporte 22 nœuds (18 points de service et 4 centres de collecte), le quatrième test comporte 35 nœuds (30 points de service et 5 centres de collecte), et le dernier test comporte 50 nœuds (42 points de service et 8 centres de collecte).

Dans tous les tests on a utilisé ces paramètres :

- Taille de population initiale : 60
- Taux de mutation : 2%
- Nombre d'itération : 3000

Test 1

	Coût \$	Émissions de CO_2 KG	Les centres construire	Routage
Valeur	1249069,866	2273846,458	Centre de collecte 01	13-8-13 13-7-10-13
			Centre de collecte 02	14-11-14 14-12-14 14-6-9-14 14-1-4-14 14-2-14 14-3-14

TAB. 3.4 – Résultats de NSGA II du 1^{er} test

Test 2

	Coût \$	Émissions de CO_2 KG	Les centres construire	Routage
Valeur	962461,5381	1058076,789	Centre de collecte 01	13-4-5-13 13-6-13 13-12-10-13 13-7-11-13 13-8-13 13-9-1-13
			Centre de collecte 03	15-3-15 15-2-15

TAB. 3.5 – Résultats de NSGA II du 2^{eme} test

Test 3

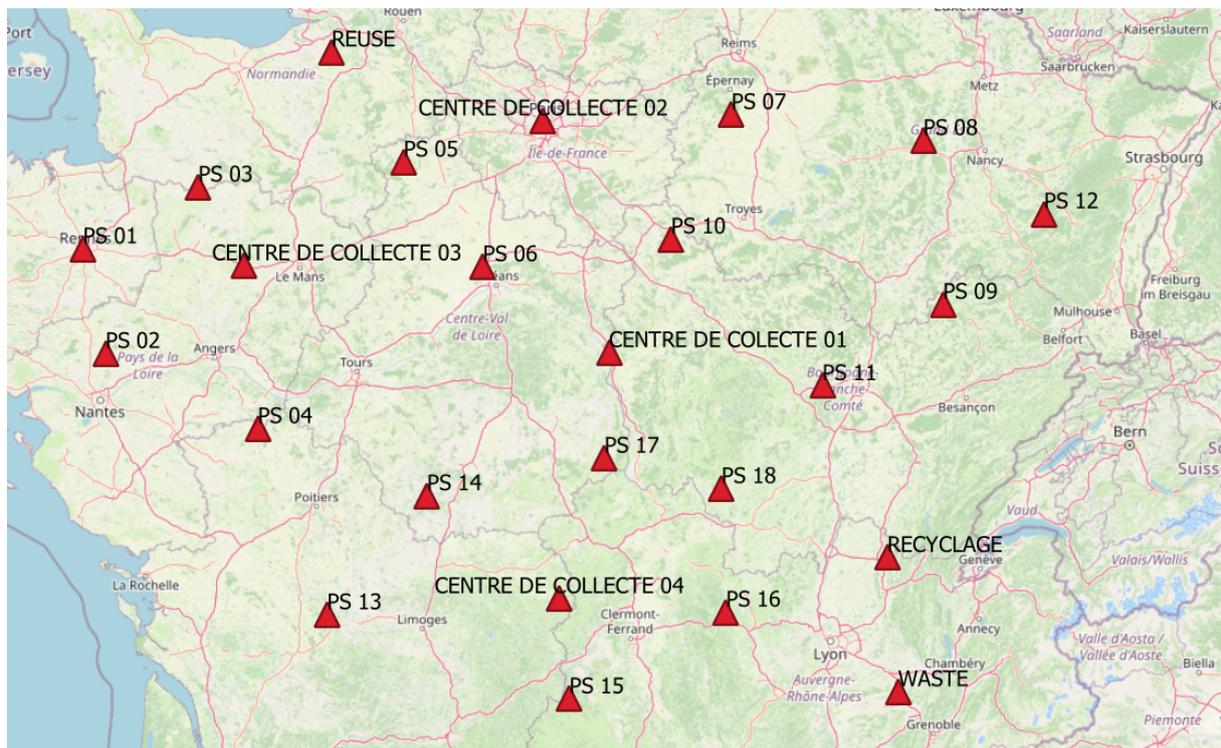


FIG. 3.5 – Carte géographique de 3^{eme} test

	Coût \$	Émissions de CO_2 KG	Les centres construire	Routage
Valeur	1588710,533	2626914,224	Centre de collecte 01	19-6-19 19-11-7-19 19-12-19 19-14-19 19-8-19 19-18-17-19
			Centre de collecte 03	21-9-10-21 21-5-3-21 21-2-1-21 21-16-4-21
			Centre de collecte 04	22-13-15-22

TAB. 3.6 – Résultats de NSGA II du 3^{eme} test

Test 4

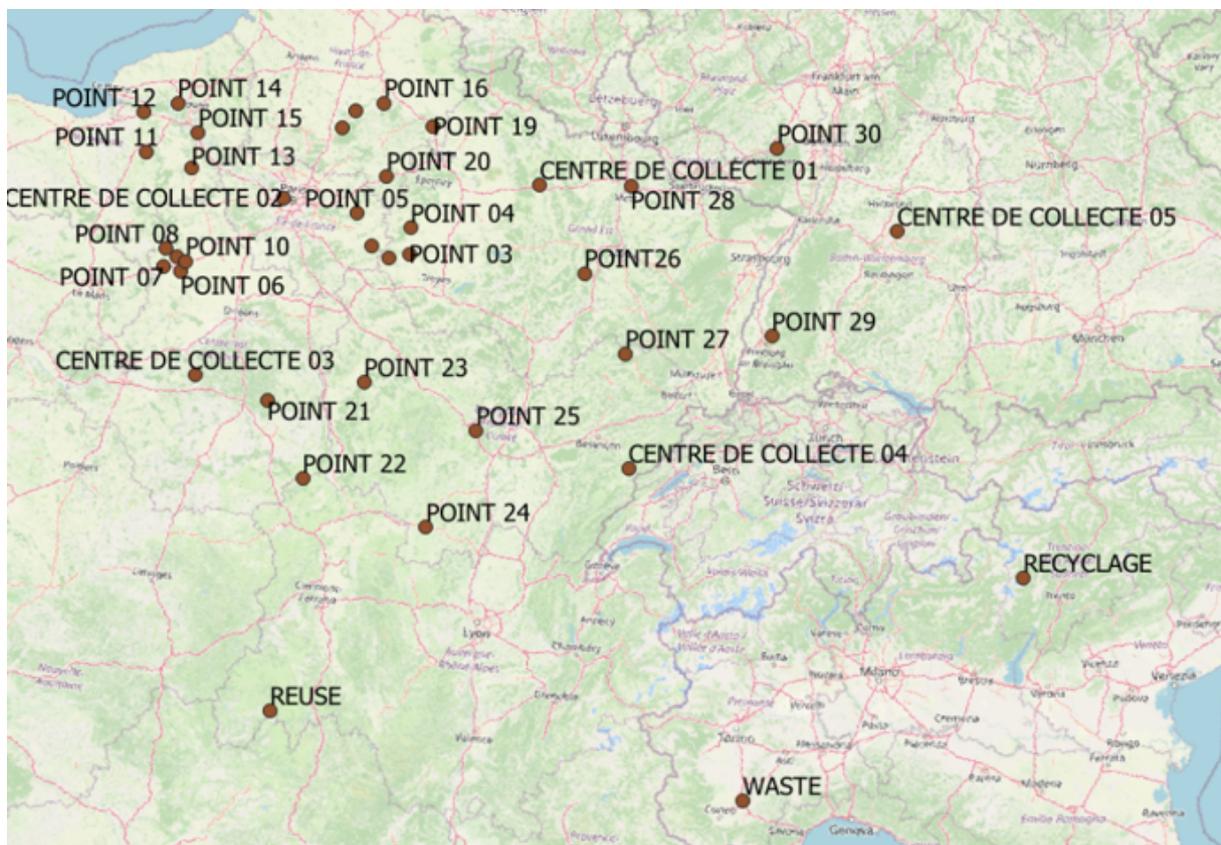


FIG. 3.6 – Carte géographique de 4^{eme} test

	Coût \$	Émissions de CO_2 KG	Les centres construire	Routage
Valeur	2395361,18	1984327,973	Centre de collecte 03	33-26-21-33 33-7-33 33-6-33 33-19-33 33-8-33 33-23-33 33-24-22-33 33-20-16-33
			Centre de collecte 05	35-10-35 35-3-5-35 35-11-25-9-35 35-13-14-18-27- 35 35-4-35 35-12-35 35-1-2-28-35 35-17-15-29-35

TAB. 3.7 – Résultats de NSGA II du 4^{eme} test

Test 5

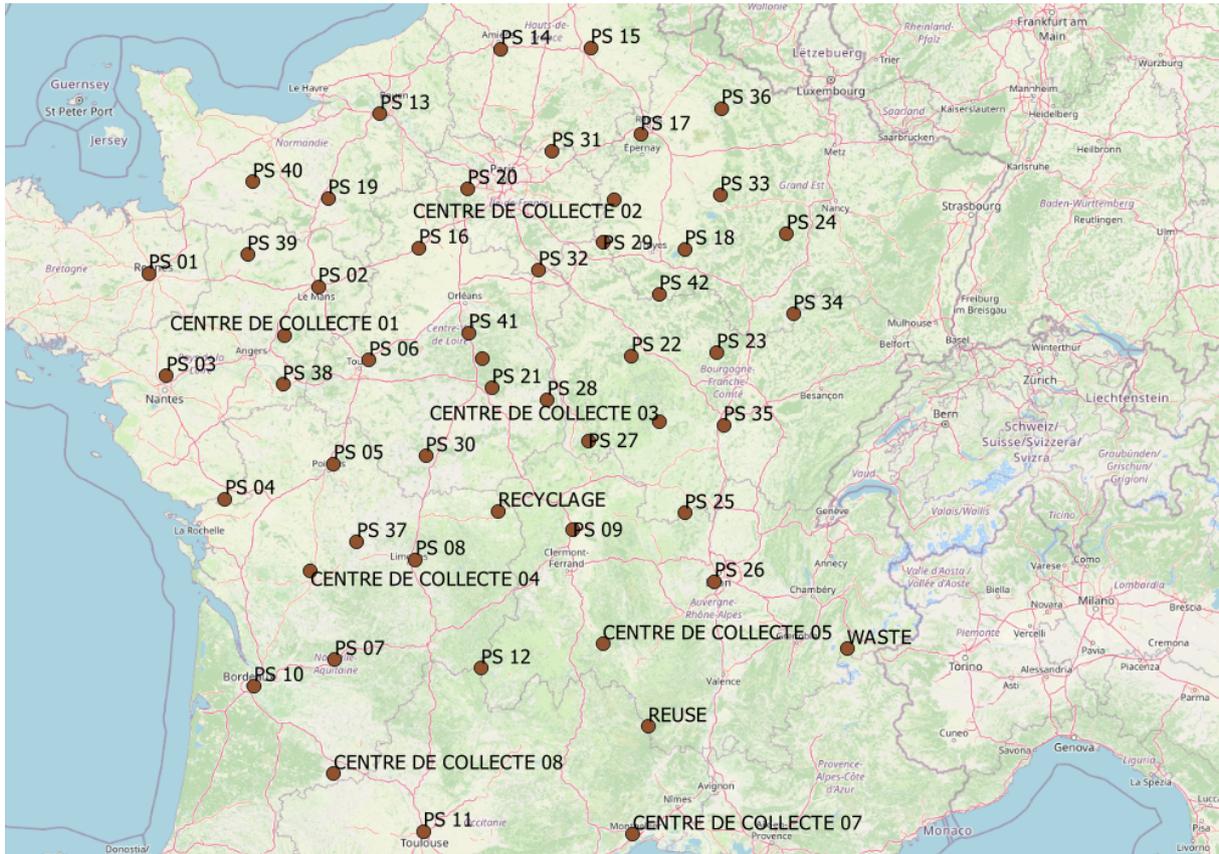


FIG. 3.7 – Carte géographique de 5^{eme} test

	Cout \$	Émissions de CO ₂ KG	Les centres construire	Routage
valeur	3203629,903	1847094,346	Centre de collecte 03	45-4-37-45 45-1-21-45 45-34-45 45-34-45 45-3-45 45-2-39-45 45-24-45 45-10-27-45 45-18-40-20-45 45-11-45 45-8-45 45-16-45

Cout \$	Émissions de CO_2 KG	Les centres construire	Routage
		Centre de	47-12-47
		collecte 05	47-10-47
			47-23-47
			47-19-5-47
			47-29-33-9-47
			47-38-30-25-47
			47-36-32-22-47
			47-14-13-31-17-35-47
			47-15-41-6-26-47
			47
			47-42-28-47

TAB. 3.8 – Résultats de NSGA II du 5^{eme} test

3.8 Description et interprétation des résultats

Les tests réalisés avec l’algorithme NSGA-II ont permis d’obtenir des résultats très intéressants pour résoudre le problème de localisation-routage (LRP) multi-objectifs appliqué à la collecte des batteries de véhicules électriques (EVB).

NSGA-II a généré un ensemble de solutions de Pareto offrant un excellent compromis entre les coûts totaux (CT) et les émissions de CO_2 (EC) pour toutes les instances testées, de 15 à 50 nœuds. Cette capacité à explorer l’espace des solutions de Pareto permet aux décideurs de visualiser les différents compromis possibles entre ces deux objectifs antagonistes, facilitant ainsi la prise de décision. Contrairement à la méthode LP-métrique, l’algorithme NSGA-II a démontré une bien meilleure capacité à passer à l’échelle lorsque la taille du problème a été augmentée, avec des temps de calcul restés raisonnables, générant des solutions de Pareto pertinentes même pour des instances de grande taille. Ainsi, NSGA-II s’est révélé très performant pour résoudre le problème de LRP multi-objectifs, offrant une vision globale des compromis possibles et conservant une robustesse face à l’augmentation de la taille et de la complexité du problème.

Par conséquent, NSGA-II s’avère être une approche très prometteuse pour résoudre le problème de LRP multi-objectifs appliqué à la collecte des batteries de véhicules électriques, particulièrement pour des instances de grande taille, et ses performances en font une solution très intéressante pour la prise de décision dans le domaine de la logistique des véhicules électriques.

3.8.1 Étude comparative par rapport au routage :

Dans le contexte du routage multi-objectifs par rapport au routage mono-objectif visant à minimiser les coûts totaux, il est essentiel de comprendre les différences dans la prise de décision et la planification des itinéraires pour les véhicules.

Routage Mono-Objectif pour la Minimisation des Coûts Totaux :

Dans le problème mono-objectif visant à minimiser les coûts totaux, l'objectif principal est d'optimiser l'efficacité des itinéraires pour réduire les coûts opérationnels. Les décisions de routage sont prises en fonction de critères tels que la distance parcourue, le temps de trajet et les coûts associés à chaque itinéraire. L'accent est mis sur l'optimisation des ressources pour garantir une efficacité économique maximale.

Routage Multi-Objectifs avec Minimisation des Coûts et Réduction des Émissions de CO₂:

Dans le cas du routage multi-objectifs, en plus de minimiser les coûts totaux, un objectif supplémentaire est d'atténuer les émissions de CO₂ tout au long du processus de routage. Cela implique de prendre en compte l'impact environnemental des décisions de routage et de chercher des solutions qui réduisent les émissions de gaz à effet de serre.

Une stratégie spécifique utilisée dans le routage multi-objectifs pour réduire les émissions de CO₂ est la planification du chargement des véhicules. Contrairement au routage mono-objectif où l'efficacité des coûts est la priorité, dans le routage multi-objectifs, les véhicules sont chargés de manière à minimiser les émissions de CO₂. Cela peut se traduire par une approche où les véhicules commencent leur itinéraire avec une quantité plus légère de marchandises au début, puis chargent progressivement la quantité la plus lourde vers la fin de leur trajet. Cette stratégie vise à optimiser le poids transporté à chaque étape pour réduire les émissions de CO₂ globales du processus de routage.

En résumé, le routage multi-objectifs intègre des objectifs environnementaux tels que la réduction des émissions de CO₂ en plus de la minimisation des coûts totaux. Cela nécessite une planification plus complexe et une prise de décision stratégique pour optimiser à la fois l'efficacité économique et l'impact environnemental du processus de routage des véhicules.

3.8.2 Comparaison de NSGA-II avec le LP-Metric :

Les résultats des deux méthodes, LP-Metric et NSGA II, sont présentés dans le tableau ci-dessous pour deux tests différents. Les valeurs des coûts totaux (CT) et des émissions de carbone (EC) sont comparées, ainsi que les écarts (Gap) entre les deux méthodes.

	CT (LP-Metric) \$	CT (NSGA II) \$	Gap %	EC (LP-Metric) KG	EC (NSGA II) KG	Gap %
Test 01	1248900	1249069,866	0.01	2271800	2273846,458	0.09
Test 02	960880	962461,5381	0.1	1056800	1058076,789	0.1

Les résultats des tests montrent que les méthodes LP-Metric et NSGA II produisent des coûts totaux (CT) et des émissions de carbone (EC) très similaires. Pour le Test 01, l'écart entre les coûts totaux est de seulement 0.01 %, et pour les émissions de carbone, il est de 0.09 %. De même, pour le Test 02, les écarts sont de 0.10 % pour les coûts et les émissions. Ces différences sont négligeables, indiquant que les deux méthodes offrent des performances comparables en termes de minimisation des coûts et des émissions. LP-Metric peut néanmoins être impraticable pour de grandes instances en raison du temps de calcul élevé requis. En revanche, NSGA II se distingue par sa capacité à traiter efficacement de grandes instances grâce à sa flexibilité et à son approche évolutive, ce qui en fait une alternative viable et efficace pour ces situations. De plus, NSGA II offre l'avantage de fournir un ensemble de solutions Pareto-optimales, permettant une exploration plus riche des compromis possibles entre les objectifs.

3.8.3 Résultat générale

Les deux approches proposées, LP-métrique et NSGA-II, se sont révélées efficaces pour résoudre le problème de localisation-routage (LRP) multi-objectif appliqué à la collecte des batteries de véhicules électriques (EVB). Cependant, l'algorithme NSGA-II semble mieux se comporter face à l'augmentation de la taille et de la complexité du problème. La méthode LP-métrique, bien que plus simple à mettre en œuvre, nécessite de connaître à l'avance les valeurs optimales des objectifs individuels, ce qui peut s'avérer difficile dans un contexte réel.

De plus, ses performances se dégradent significativement lorsque la taille du problème augmente. À l'inverse, l'algorithme NSGA-II offre l'avantage d'explorer l'ensemble des solutions de Pareto sans nécessiter cette connaissance préalable. Il a également démontré une meilleure robustesse face à l'augmentation de la complexité du problème, conservant des temps de calcul raisonnables tout en générant des solutions de qualité.

En conclusion, l'algorithme NSGA-II semble être la méthode la plus adaptée pour résoudre le problème de LRP multi-objectif appliqué à la collecte des batteries de véhicules électriques, en particulier pour des instances de grande taille. Cela en fait une approche très prometteuse pour la prise de décision dans le domaine de la logistique des véhicules électriques, permettant d'optimiser à la fois l'efficacité économique et l'impact environnemental de la collecte des batteries usagées.

3.9 Conclusion

L'étude du LRP multi-objectif adapté à la collecte des batteries des véhicules électriques met en lumière l'importance cruciale de trouver un équilibre entre la minimisation des coûts et la réduction des émissions de CO₂ pour assurer une gestion efficace et durable de cette problématique environnementale complexe. Les approches de résolution telles que LP-metric et NSGA-II offrent des perspectives prometteuses pour explorer différentes possibilités d'optimisation, en prenant en compte simultanément les objectifs contradictoires. En visant à optimiser à la fois l'efficacité économique et l'impact environnemental de la collecte des batteries usagées, cette étude fournit des insights précieux pour la prise de décision dans le domaine de la logistique des véhicules électriques.

Conclusion générale

Cette étude a porté sur la problématique de la localisation-routage (LRP) multi-objectifs appliquée à la collecte des batteries des véhicules électriques. Plusieurs aspects ont été abordés pour offrir une compréhension complète et proposer des solutions optimisées à cette problématique.

Le premier chapitre a introduit les concepts de base et les définitions des problèmes de routage multi-objectifs. Nous avons abordé les approches traditionnelles ainsi que l'état de l'art dans ce domaine, fournissant ainsi un cadre théorique essentiel pour les travaux ultérieurs. Le deuxième chapitre a passé en revue les différentes méthodes de résolution pour les problèmes de routage. Nous avons comparé les approches exactes et approchées, et développé des modèles mathématiques spécifiques, en mettant en évidence leurs avantages et leurs limitations respectives. Le troisième chapitre a traité de la résolution du problème de LRP pour la récupération des batteries de véhicules électriques. Nous avons analysé les travaux antérieurs, formulé le problème, décrit le réseau de recyclage, proposé un modèle mathématique, et simulé divers scénarios à l'aide de deux méthodes différentes : la méthode LP-metric et l'algorithme NSGA-II. La méthode LP-metric, bien que plus simple à implémenter, montre des limites significatives lorsque la taille du problème augmente, notamment en raison de la nécessité de connaître les valeurs optimales des objectifs individuels. En revanche, l'algorithme NSGA-II s'est distingué par sa capacité à générer un ensemble de solutions de Pareto offrant un bon compromis entre les objectifs conflictuels, avec une robustesse et des temps de calcul raisonnables même pour des instances de grande taille.

Pour continuer et améliorer ces travaux, plusieurs perspectives de recherche peuvent être envisagées. D'abord, l'intégration de nouveaux objectifs pourrait offrir une optimisation plus holistique. Au-delà des coûts et des émissions de CO_2 , d'autres objectifs comme le temps de collecte, l'usure des véhicules, ou la satisfaction des clients peuvent être intégrés dans le modèle. Ensuite, l'amélioration des algorithmes est une voie prometteuse. Le développement et l'adaptation d'autres algorithmes évolutifs ou méta-heuristiques, comme les algorithmes de colonies de fourmis ou les algorithmes de recuit simulé, pourraient

améliorer encore la qualité et la diversité des solutions obtenues.

De plus, effectuer des analyses de sensibilité pour évaluer l'impact des variations des paramètres du modèle (par exemple, les coûts de construction, les capacités des véhicules, etc.) sur les solutions optimales pourrait aider à renforcer la robustesse des décisions prises. Le développement d'outils décisionnels basés sur ces algorithmes, capables de fonctionner en temps réel et de s'adapter aux changements dynamiques dans le réseau de collecte, serait également un progrès significatif pour les applications pratiques. Enfin, la validation des modèles et des algorithmes proposés à travers des études de cas réels et la collaboration avec des entreprises de recyclage et des municipalités permettrait de tester et d'ajuster les solutions en conditions réelles.

En conclusion, les résultats obtenus dans cette étude offrent une base solide pour des recherches futures visant à optimiser la logistique de la collecte des batteries de véhicules électriques, en équilibrant efficacement les considérations économiques et environnementales.

Bibliographie

- [1] Baudoux, Louis, et al. "Collaboration de solveurs du problème de tournées de véhicules." <http://hdl.handle.net/2078.1/thesis:17209>.
- [2] Kovacs, Attila A., Sophie N. Parragh, and Richard F. Hartl. "The multi-objective generalized consistent vehicle routing problem." *European Journal of Operational Research* 247.2 (2015) : 441-458. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.06.030>.
- [3] Molina, Jose Carlos, et al. "Multi-objective vehicle routing problem with cost and emission functions." *Procedia-Social and Behavioral Sciences* 160 (2014) : 254-263. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2014.12.137>.
- [4] Ombuki, Beatrice, Brian J. Ross, and Franklin Hanshar. "Multi-objective genetic algorithms for vehicle routing problem with time windows." *Applied Intelligence* 24 (2006) : 17-30.
- [5] Tan, Kay Chen, Yoong Han Chew, and Loo Hay Lee. "A hybrid multiobjective evolutionary algorithm for solving vehicle routing problem with time windows." *computational optimization and applications* 34 (2006) : 115-151.
- [6] Galindres-Guancha, L., E. Toro-Ocampo, and R. Rendón. "Multi-objective MDVRP solution considering route balance and cost using the ILS metaheuristic." *International Journal of Industrial Engineering Computations* 9.1 (2018) : 33-46.
- [7] Londoño, A., et al. "A hybrid heuristic approach for the multi-objective multi depot vehicle routing problem." *International Journal of Industrial Engineering Computations* 15.1 (2024) : 337-354.
- [8] Brisoux-Devendeville, Laure, and Corinne Lucet. "Etude de la modélisation en programmation par contraintes pour résoudre le problème de localisation/routage." *Treizièmes Journées Francophones de Programmation par Contraintes, JFPC 2017*. Association Française pour la Programmation par Contraintes (AFPC), 2017.
- [9] Hosoda, Junko, and Takashi Irohara. "Recent research on variants of the location routing problem." *Journal of Japan Industrial Management Association* 73.2E (2022) : 75-91. <https://doi.org/10.11221/jima.73.75>.

- [10] Gherboudj, Amira. "Méthodes de résolution de problèmes difficiles académiques." Université de Constantine2 (2013).
- [11] TOUBAKH, RIHANA. "Réalisation d'une méthode méta heuristique pour la résolution d'un problème NP-complet."
- [12] Optimisation Combinatoire, M1 GADM, Dr. N. KHERICI, UBMA, 2020/2021
- [13] Gherboudj, Amira. "Méthodes de résolution de problèmes difficiles académiques." Université de Constantine2 (2013).
- [14] Jebari, Khalid, and Mohammed Madiafi. "Selection methods for genetic algorithms." *International Journal of Emerging Sciences* 3.4 (2013) : 333-344.
- [15] Puljić, Krunoslav, and Robert Manger. "Comparison of eight evolutionary crossover operators for the vehicle routing problem." *Mathematical Communications* 18.2 (2013) : 359-375.
- [16] Rybičková, Alena, Adéla Burketová, and Denisa Mocková. "Solution to the location-routing problem using a genetic algorithm." 2016 Smart Cities Symposium Prague (SCSP). IEEE, 2016.
- [17] NGUYEN, Viet-Phuong; PRINS, Christian; PRODHON, Caroline. A hybrid meta-heuristic for the two-echelon location routing problem. In : IESM 2011 (International Conference on Industrial Engineering and Systems Management). Metz, France. .2011
- [18] AGHAKHANI, Sina, et al. A mathematical optimization model for the pharmaceutical waste location-routing problem using genetic algorithm and particle swarm optimization. *Mathematical Problems in Engineering*, 2023, .2023
- [19] SAIF-EDDINE, Ahmad Sayed; EL-BEHEIRY, Mohammed Mostafa; EL-KHARBOTLY, Amin Kamel. An improved genetic algorithm for optimizing total supply chain cost in inventory location routing problem. *Ain Shams Engineering Journal*, 2019, 10.1: .63-76
- [20] Yu, Vincent F., et al. "Regional location routing problem for waste collection using hybrid genetic algorithm-simulated annealing." *Mathematics* 10.12 (2022) : 2131.
- [21] DERBEL, Houda, et al. Genetic algorithm with iterated local search for solving a location-routing problem. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39.3: .2865-2871
- [22] Hu, Xiaping, et al. "LRP-based design of sustainable recycling network for electric vehicle batteries." *Processes* 10.2 (2022) : 273.
- [23] Casals, Lluc Canals, Beatriz Amante García, and Lázaro V. Cremades. "Electric vehicle battery reuse : Preparing for a second life." *Journal of Industrial Engineering and Management* 10.2 (2017) : 266-285.
- [24] Hua, Yang, et al. "Sustainable value chain of retired lithium-ion batteries for electric vehicles." *Journal of Power Sources* 478 (2020) : 228753.

- [25] Shahjalal, Mohammad, et al. "A review on second-life of Li-ion batteries : Prospects, challenges, and issues." *Energy* 241 (2022) : 122881.
- [26] Hendrickson, Thomas P., et al. "Life-cycle implications and supply chain logistics of electric vehicle battery recycling in California." *Environmental Research Letters* 10.1 (2015) : 014011.
- [27] <https://www.youtube.com/watch?v=X7NMDrkp2mI>
- [28] GUERMOUDI, Hadj Abdelkader. *Development of an Intelligent Prototype for Lithium Battery State of Charge Estimation*. Diss. Directeur : Mr AF KERBOUA/Co-Directeur 1: Mr F. BOUKLI HACEN/Co-Directeur 2: A. CHELLAL, 2023.
- [29] Gonzales-Calienes, Giovanna, Ben Yu, and Farid Bensebaa. "Development of a Reverse Logistics Modeling for End-of-Life Lithium-Ion Batteries and Its Impact on Recycling Viability—A Case Study to Support End-of-Life Electric Vehicle Battery Strategy in Canada." *Sustainability* 14.22 (2022) : 15321.
- [30] Foster, Meaghan, et al. "Feasibility assessment of remanufacturing, repurposing, and recycling of end of vehicle application lithium-ion batteries." *Journal of Industrial Engineering and Management (JIEM)* 7.3 (2014) : 698-715.
- [31] <https://www.youtube.com/watch?v=xPDkiwoq6Vg>
- [32] Ho, William, et al. "A hybrid genetic algorithm for the multi-depot vehicle routing problem." *Engineering applications of artificial intelligence* 21.4 (2008) : 548-557.
- [33] Wang, Lei, Xiang Wang, and Wenxian Yang. "Optimal design of electric vehicle battery recycling network—From the perspective of electric vehicle manufacturers." *Applied Energy* 275 (2020) : 115328.
- [34] https://blog.ucsusa.org/hanjiro-ambrose/the-second-life-of-used-ev-batteries/?fbclid=IwAR32f87rFWTITAWBX3V1C04kpd0wkP3_wvF5UpoyF-3F3Xx_oR5uMHDfY00
- [35] Selon les statistique de Google 2024
- [36] <https://www.isuzu.jp.com/fr/product/8x4-isuzu-giga-30-ton-heavy-duty-excavator-carrier-flatbed-truck-for-sale/>
- [37] Selon les statistique d'internet en France 08 – 05 – 2024
- [38] Selon les statistique d'internet 2011
- [39] https://www.webfleet.com/fr_fr/webfleet/blog/connaissez-vous-la-consommation-carburant-dun-poids-lourd/
- [40] Erechchoukova, Marina G., Peter A. Khaiter, and Paulina Golinska, eds. *Sustainability appraisal : quantitative methods and mathematical techniques for environmental performance evaluation*. Springer Science & Business Media, 2013.

- [41] Menikpura, Nirmala, and Janya Sang-Arun. "User manual : Estimation tool for greenhouse gas (GHG) emissions from municipal solid waste (MSW) management in a life cycle perspective." Institute for Global Environmental Strategies (2013).
- [42] <https://www.lesechos.fr/weekend/planete/mecaware-recycle-des-batteries-grace-a-u-co2-1915155>
- [43] <https://avenergy.ch/fr/resultat/2-news/422-electromobilite-la-production-des-batteries-represente-une-importante-charge-environnementale>
- [44] <https://mobility-observatory.arval.fr/sites/default/files/Les-enjeux-du-recyclage-des-batteries-en-10-questions/data/document.pdf>
- [45] Harper, Gavin, et al. "Recycling lithium-ion batteries from electric vehicles." *nature* 575.7781 (2019) : 75-86.
- [46] https://drive.google.com/drive/folders/1NQbtVztDf-LpQowVe7HU3QOS50pR4h-4?usp=drive_link
- [47] Asefi, H., Lim, S., Maghrebi, M. and Shahpar-vari, S.: "Mathematical modelling and heuristic approaches to the location-routing problem of a cost-effective integrated solid waste management," *Annals of Operations Research*, Vol. 273, No. 1–2, pp. 75–110 (2019) <https://doi.org/10.1007/s10479-018-2912-1>
- [48] Zhang, Y., Qi, M., Lin, W. H. and Miao, L.: "A metaheuristic approach to the reliable location routing problem under disruptions," *Transportation Research Part E : Logistics and Transportation Review*, Vol. 83, pp. 90–110 (2015) <https://doi.org/10.1016/j.tre.2015.09.001>
- [49] Schiffer, M. and Walther, G. : "Strategic planning of electric logistics fleet networks : A robust location-routing approach," *Omega*, Vol. 80,pp. 31–42 (2018) <https://doi.org/10.1016/j.omega.2017.09.003>
- [50] Cheriet, Abdelhakim. Métaheuristique hybride pour l'optimisation multi-objectif. Diss. Université Mohamed Khider-Biskra, 2016.

Annexes

Le tableau 1 :

	Test 1	Test 2	Test 3
Capacité du centre de collecte	400	400	400
Capacité du véhicule	100	100	100
Coût de construction	400 000	400 000	400 000
La quantité de chaque centre de service	[30,55,65,40,35,70,50, 85,30,40,35,75]	[10,70,45,10,32,60,30 ,95,20,36,35,55]	[10,31,25,10,32,20,30, 45,20,16,25,50]
La quantité transportée vers le centre de recyclage	[20, 22, 35, 20, 15, 30, 50, 60, 10, 20, 20, 45]	[0, 40, 35, 5,12,30,30, 50, 0, 16, 25, 25]	[0, 1, 15, 5, 12, 10,30, 20, 0, 16, 15, 20]
La quantité transportée vers le centre de réutilisation	[10, 33, 30, 20, 20, 40, 0 ,25, 20, 20, 15, 30]	[10, 30, 10, 5, 20, 30, 0 ,45, 20, 20, 10, 30]	[10, 30, 10, 5, 20, 10, 0 ,25, 20, 0, 10, 30]
Nombre de centres de collecte	3	3	3
Nombre de centres de service	12	12	12
Nombre de véhicules disponible	9	8	5

TAB. 10 – Données pour le Scénario 1 avec 3 Tests

Le tableau 2 :

	Test 1	Test 2	Test 3
Capacité du centre de collecte	400	400	400
Capacité du véhicule	100	100	100
Coût de construction	400 000	400 000	400 000
La quantité de chaque centre de service	[30,55,65,40,35,70,50, 85,30,40,35,75, 20,30,10, 45,15,25]	[10,70,45,10,32,60,30, 95,20 ,36,35,55,15,25,30, 10,22,12]	[10,31,25,10,32,20, 30,45,20,16,25,50, 24,11,33,20,6,10]
La quantité transportée vers le centre de recyclage	[20, 22, 35, 20, 15, 30, 50, 60, 10, 20, 20, 45, 10 ,20, 10, 25, 5, 15]	[0, 40, 35, 5, 12, 30,30, 50, 0, 16, 25, 25 ,10,15,15,5,10,10]	[0, 1, 15, 5, 12, 10,30, 20, 0, 16, 15, 20,10,10,22,15,6,5]
La quantité transportée vers le centre de réutilisation	[10, 33, 30, 20, 20, 40, 0 ,25, 20, 20, 15, 30, 10, 10, 0, 20, 10, 10]	[10, 30, 10, 5, 20, 30, 0 ,45, 20, 20, 10, 30,5,10,15,5,12,2]	[10, 30, 10, 5, 20, 10, 0 ,25, 20, 0, 10, 30,14,1,11,5,0,5]
Nombre de centres de collecte	4	4	4
Nombre de centres de service	18	18	18
Nombre de véhicules disponible	12	12	8

TAB. 11 – Données pour le Scénario 2 avec 3 Tests

Le tableau 3 :

	Scénario 3	Scénario 4
Capacité du centre de collecte	600	800
Capacité du véhicule	100	100
Coût de construction	600 000	800 000
La quantité de chaque centre de service	[30,55,65,40,35,70,50,85,30,40,35,75,20,30,10,45,15,25,35,40,60,25,80,55,30,10,45,10,32,30,20,36,35,30,12,22,10,2,20]	[30,55,65,40,35,70,50,85,30,40,35,75,20,30,10,45,15,25,35,40,60,25,80,55,30,10,45,10,32,30,20,36,35,55,15,25,35,30,40,4,10,5]
La quantité transportée vers le centre de recyclage	[20, 22, 35, 20, 15, 30, 50, 60, 10, 20, 20, 45, 10, 20, 10, 25, 5, 15, 10, 30, 40, 15, 40, 30, 10,6,10,10,0,10]	[20, 22, 35, 20, 15, 30, 50, 60, 10, 20, 20, 45, 10, 20, 10, 25, 5, 15, 10, 30, 40, 15, 40, 30,10,5,25,0,20,15,12,20,15,10,0,15,15,20,25,4,5,5]
La quantité transportée vers le centre de réutilisation	[10, 33, 30, 20, 20, 40, 0, 25, 20, 20, 15, 30, 10, 10, 0, 20, 10, 10, 25, 10, 20, 10, 40, 25, 20,6,12,0,2,10]	[10, 33, 30, 20, 20, 40, 0, 25, 20, 20, 15, 30, 10, 10, 0, 20, 10, 10, 25, 10, 20, 10, 40, 25, 20,5,20,10,12,15,8,16,20,0,15,10,20,10,15,0,5,0]
Nombre de centres de collecte	5	8
Nombre de centres de service	30	42
Nombre de véhicules disponibles	18	22

TAB. 12 – Données pour les Scénarios 3 et 4

Le tableau 4 :

Paramètres	Valeurs
Coût de recyclage (\$/battery)	1475 \$ [44]
Coût de réutilisation (\$/battery)	550 \$ [34]
Coût de transport unitaire (\$/battery.km)	0.19 (GAMMA) – 0.6 (BETA) \$ [33]
Coût de transport unitaire (\$/waste.km)	0.012 \$ [33]
Coût de transport unitaire (\$/km)	1.2 \$ [33]
Coût de construction (\$)	[250 000,850 000] [33]
Coût de chauffeur par heure	32.52 \$ [35]
Coût de fuel \$	1.92 \$ [37]
Coût d'utilisation de véhicule par heure	18.02 \$ [38]
Consommation de fuel de véhicule à vide par km	0.32
Consommation de fuel de véhicule chargé par battery.km	0.24
Coût de maintenance par Km Camion	0.065 \$ [40]
Capacité du camion	8 × 4 isuzu giga [36]
Capacité du centre de collecte	30 Tonnes [36]
Facteur d'émission de CO_2	[100 – 800]
Émissions de construction d'un centre de collecte	2.67 [40]
Facteur d'émission waste (kg)	[46]
Facteur d'émission recyclage (kg)	1.2 [41]
Facteur d'émission réutilisation (par battery)	1 [42]
Poids de Nissan Leaf Mk1 22-kWh battery pack AESC	825
	294 KG [45]

TAB. 13 – Les données des paramètres utilisées

Résumé

Cette étude traite de la localisation-routage (LRP) multi-objectifs pour la récupération des batteries de véhicules électriques, visant à minimiser les coûts et les émissions de carbone. Après une revue des concepts de base et des méthodes de résolution, un modèle mathématique est proposé et testé avec les méthodes LP-metric et NSGA-II. Les résultats montrent que NSGA-II est efficace pour générer des solutions de compromis. Les perspectives futures incluent l'intégration de nouveaux objectifs, l'amélioration des algorithmes et la validation en conditions réelles.

Mots clés : Économie circulaire, problème de localisation-routage , batterie de véhicule électrique, NSGA II, réseau de recyclage , LP-metric .

Abstract

This study addresses the multi-objective location-routing problem (LRP) for the recovery of electric vehicle batteries, aiming to minimize costs and carbon emissions. After reviewing the basic concepts and solution methods, a mathematical model is proposed and tested using the LP-metric and NSGA-II methods. The results show that NSGA-II is effective in generating compromise solutions. Future research perspectives include integrating new objectives, improving algorithms, and validating the models under real conditions.

Keywords : Circular economy, location-routing problem, electric vehicle battery, NSGA II, recycling network, LP-metric.

ملخص

تتناول هذه الدراسة مشكلة تحديد المواقع وتوجيه المركبات (LRP) متعددة الأهداف لاسترجاع بطاريات المركبات الكهربائية، بهدف تقليل التكاليف وانبعاثات الكربون. بعد مراجعة المفاهيم الأساسية وطرق الحل، يتم اقتراح نموذج رياضي واختباره باستخدام طريقتي LP-metric و NSGA-II. تظهر النتائج أن NSGA-II فعال في توليد حلول متسوية. تشمل آفاق البحث المستقبلية دمج أهداف جديدة، تحسين الخوارزميات، والتحقق من النماذج في ظل الظروف الواقعية.

الكلمات المفتاحية : الاقتصاد الدائري، مشكلة تحديد المواقع وتوجيه المركبات، بطارية المركبة الكهربائية، NSGA II، شبكة إعادة التدوير، LP-metric.