

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Abderahmane MIRA De Béjaïa



Faculté des Sciences Exactes
Département de Recherche Opérationnelle

Mémoire de Magistère

En
Mathématiques Appliquées

Option
Modélisation Mathématiques et Techniques de Décision

THÈME

*Optimisation multicritère de la distribution
de produits dans une entreprise économique :
cas d'Ifri.*

Présenté par :

M^r Omar HAMDOUNI

Devant le jury composé de :

<i>M^r</i>	Karim	ABBAS	M.C.A	Président	U. A/Mira Béjaïa.
<i>M^r</i>	Abdelkamel	TARI	M.C.A	Rapporteur	U. A/Mira Béjaïa.
<i>M^r</i>	Mohamed	AIDENE	Professeur	Examineur	Université de Tizi Ouzou.
<i>M^{me}</i>	Aïcha	BARECHE	M.C.A	Examinatrice	U. A/Mira Béjaïa.

Béjaïa, 2012 .

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Abderahmane MIRA De Béjaïa



Faculté des Sciences Exactes
Département de Recherche Opérationnelle

Mémoire de Magistère

En
Mathématiques Appliquées

Option
Modélisation Mathématiques et Techniques de Décision

THÈME

*Optimisation multicritère de la distribution
de produits dans une entreprise économique :
cas d'Ifri.*

Présenté par :

M^r Omar HAMDOUNI

Devant le jury composé de :

<i>M^r</i>	Karim	ABBAS	M.C. "C.A"	Président	U. A/Mira Béjaïa.
<i>M^r</i>	Abdelkamel	TARI	M.C. "C.A"	Rapporteur	U. A/Mira Béjaïa.
<i>M^r</i>	Mohamed	AIDENE	Professeur	Examineur	Université de Tizi Ouzou.
<i>M^{me}</i>	Aïcha	BARECHE	M.C. "C.A"	Examinatrice	U. A/Mira Béjaïa.

Béjaïa, 2012 .

Remerciements

Je tiens à exprimer ici toute ma reconnaissance au *D^r* Abdelkamel TARI pour l'honneur qu'il ma fait, en assurant la direction et le suivi scientifique et technique de ce travail, pour leur précieux conseils et remarques constructives, sa patience et pour tout le temps qu'il ma consacré. J'ai aussi pu apprécier sa grande sympathie qui rend le travail à ses côtés très agréable.

Je remercie vivement *D^r* Karim ABBAS, pour l'honneur qu'il me fait en acceptant de présider le jury de ce mémoire.

Je remercie également le professeur Mohamed AIDENE et *D^r* Aicha BARECHE, pour avoir accepté d'examiner ce travail.

Finalement je tiens aussi à remerciers, *P^r* D.AISSANI, *P^r* M.S.RADJEF, *P^r* M.O.BIBI, *D^r* M.BOUALEM, *D^r* H.GHAROUT, *D^r* H.Slimani, *M^r* M.CHARFAOUI, *M^r* Y.HIDRA, tous mes collègues du laboratoire LAMOS, tous les membres du SCOR, *M^r* Brahim IMOUN, *M^r* Ahmed ABDELKRIM et tous les travailleurs de la conservation des forêts de la wilaya de Béjaïa et tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce modeste travail.

Omar HAMDOUNI

✧ *Dédicaces* ✧

Je dédie ce modeste travail à :

* *La mémoire de mon père, que dieu lui accorde sa miséricorde,*

* *Ma Chère mère,*

* *Mon Frère : Mohand Tahar (Samir),*

* *Ma Tante Nadia et sa famille,*

* *Ma Voisine Noura et sa famille,*

* *Tous mes proches.*

Omar HAMDOUNI

Table des matières

Introduction Générale	1
1 Concepts et généralités sur l'optimisation combinatoire	5
1.1 Introduction	5
1.2 Problème d'optimisation combinatoire	5
1.3 Rappel sur la théorie de la complexité	6
1.4 Méthodes de résolutions	7
1.4.1 Méthodes exactes	7
1.4.2 Méthodes approchées	8
1.5 Problèmes d'optimisation multi-objectif	15
1.5.1 Solution d'un problème d'optimisation multi-objectif	16
1.5.2 Approches de résolution d'un problème d'optimisation multi-objectif	18
1.5.2.1 Classification du point de vue du décideur	19
1.5.2.2 Classification du point de vue du concepteur	19
1.6 Conclusion	22
2 État de l'art sur les problèmes des tournées de véhicules	23
2.1 Introduction	23
2.2 Ordonnancement des transports	23
2.3 Définition du problème de transport	24
2.4 Problème du voyageur de commerce	25
2.5 Problème du postier chinois	27
2.6 Présentation générale des problèmes de tournées	28
2.7 Variantes du problème de tournées de véhicules	29
2.7.1 Problème de tournées de véhicules avec contraintes de capacité . . .	30
2.7.2 Problème de tournées de véhicules avec flotte hétérogène	31
2.7.3 Problème de tournées de véhicules avec fenêtres de temps	32
2.7.4 Problème de tournées de véhicules avec livraison et retour chargé .	33
2.7.5 Problème de tournées de véhicules avec collecte et livraison	34
2.7.6 Problème de tournées de véhicules avec collecte et livraison et fe- nêtres de temps	34
2.7.7 Problème de tournées de véhicules avec cueillette et livraison avec charges pleines	34
2.7.8 Problème de tournées de véhicules avec capacité sur les arcs	35

2.7.9	Problème de tournées de véhicules avec contrainte sur la distance	35
2.7.10	Problème de tournées de véhicules avec dépôts multiples	35
2.7.11	Problème de tournées de véhicules avec livraisons divisibles	36
2.7.12	Problème de tournées de véhicules périodique	38
2.8	Problème de tournées de véhicules multi-objectif	38
2.9	Conclusion	40
3	Proposition d'un modèle multi-objectif de la distribution dans une entreprise économique	42
3.1	Introduction	42
3.2	Réseau routier en Algérie	42
3.3	Espace géographique :	43
3.4	Description de l'entreprise	45
3.4.1	Historique et croissance de l'entreprise Ifri	45
3.4.2	Missions et organisation de l'entreprise Ifri	46
3.4.3	Direction Bejaia logistique	47
3.4.4	Segmentation des clients Ifri	48
3.4.5	Distributeurs d'Ifri	49
3.5	Modélisation	52
3.6	Conclusion	57
4	Approche de résolution de modèle	58
4.1	Introduction	58
4.2	Description de la plateforme ParadisEO	58
4.3	Caractéristiques principales d'une plate forme	59
4.3.1	ParadisEO-MO	60
4.3.2	ParadisEO-MOEO	61
4.4	Implémentation des métaheuristiques sous ParadisEO-MOEO	62
4.5	Installation ParadisEO	63
4.6	Algorithmes génétiques multi-objectif	63
4.7	Algorithme NSGA II	64
4.8	Implémentation NSGA II sous ParadisEO	65
4.9	Résolution	66
4.10	Résultats	69
4.11	Conclusion	70
	Conclusion Générale	71
	Bibliographie	73
	Annexe	80

Liste des tableaux

3.1	Distance et temps de parcours aller-retour pour les longues distances. . . .	48
3.2	La demande de chaque client	50
3.3	Les distances entre les clients en Km.	50
3.4	Les longueurs tournées de l'entreprise Ifri pour une journée.	50
4.1	Une revue des plates-formes des métaheuristiques.	61
4.2	Résultats pour les deux objectifs en Km.	66
4.3	Un exemple de tournées	67
4.4	L'eau minérale naturelle en PET	82
4.5	Les sodas en PET	82
4.6	L'eau minérale fruitée en PET	83
4.7	L'eau minérale naturelle en verre	83
4.8	Les sodas en verre	83
4.9	L'eau minérale fruitée en verre	83

Table des figures

1.1	Illustration du principe de la méthode des économies (savings).	10
1.2	Minima locaux et minimum global	12
1.3	Exemple de dominance.	17
2.1	Un exemple du TSP	25
2.2	Exemple de tournées avec 3 véhicules.	29
2.3	Un exemple du SDVRP	38
3.1	Répartition de la consommation du gas-oil par secteur d'activités en 2009 .	45
4.1	Les modules de la plateforme ParadisEO	59
4.2	Resolution avec paradisEO	66
4.3	Visualisation des tournées d'une journée	67
4.4	Interface de GUIMOO	68
4.5	Création d'un fichier pour le problème	68
4.6	Création un fichier des donnée	69
4.7	Front de Pareto	69
4.8	Listes des véhicules, distance,..	82
4.9	Réseau routier (Algérie 2010)	84

List of Algorithms

1	Modèle générique d'un algorithme de recherche locale	60
2	Calcul de la distance de Crowding.	65
3	L'algorithme glouton déterministe	80
4	L'algorithme de descente	81
5	Schéma d'un algorithme évolutionnaire	81

Introduction Générale

Il semble que dans la majorité de ses activités, l'homme tend à vouloir maximiser les bénéfices ou de manière équivalente à minimiser les pertes. Un exemple quotidien de ce fait, est la manière dont on choisit un trajet pour se déplacer d'un endroit à un autre. De manière naturelle, nous cherchons soit à minimiser la durée ou parfois la distance, ou encore, maximiser le confort lié au trajet. Ainsi, pour répondre à ce besoin constant d'optimisation, l'homme a fourni et fournira encore beaucoup d'efforts pour le développement d'outils formels aidant à atteindre l'optimalité relativement aux décisions qu'il doit prendre. L'objectif de ces outils d'optimisation est de fournir une solution de qualité à un problème donné en un temps raisonnable.

Un grand nombre de problème d'optimisation ayant un impact économique important sont connus pour être particulièrement difficiles à résoudre. Par conséquent, l'obtention d'une solution optimale avec des algorithmes exacte à ces problèmes requiert beaucoup de temps. Pour ce type de problème, nous avons recours aux méthodes heuristiques, qui sont des algorithmes spécifiques au problème traité permettant d'obtenir une solution de bonne qualité en un temps raisonnable. Même si ces heuristiques ne fournissent aucune garantie théoriquement prouvée sur la qualité du résultat, elles sont exploitées avec succès sur des problèmes pratiques majeurs. Le principal inconvénient des heuristiques concerne leur aspect spécifique aux problèmes. Le développement d'une heuristique est, en conséquence, une tâche difficile nécessitant une expertise importante dans le domaine du problème traité comme dans le domaine des heuristiques. L'apparition des métaheuristiques a réduit cette difficulté en proposant des schémas de résolution heuristique pouvant être adaptés à différents problèmes d'optimisation. La métaheuristique fournit un modèle générique de résolution nécessitant d'être spécialisé pour le problème particulier considéré. Lorsqu'une métaheuristique a été ainsi spécialisée, nous disons encore instanciée, celle-ci devient en quelque sorte une heuristique particulière pouvant résoudre effectivement un problème d'optimisation.

L'application d'une métaheuristique consiste généralement à sélectionner le schéma de métaheuristique proprement dit, puis l'implanter en intégrant directement les caractéristiques du problème à traiter. Peu d'outils de conception permettent d'assister ce développement, et cette démarche, qui souvent repose sur l'expérience du concepteur, ne permet pas une bonne réutilisation, est sujette aux erreurs, et est finalement coûteuse en

temps de développement. Afin de remédier à ces problèmes, il nous a semblé pertinent de proposer des outils qui encouragent la modularité et la réutilisation.

L'optimisation combinatoire et les métaheuristiques, trouve des applications dans plusieurs domaines, la production, les télécommunications, les transports, et le problème de tournées de véhicules qui été un problème complexe qui permet d'attirer l'attention du monde académique tout en étant pertinent, car il est applicable dans un contexte réel. De plus, les solutions obtenues s'avèrent souvent encourageantes. Certaines entreprises réussissent à réaliser des économies, pouvant atteindre jusqu'à 20 % d'après Toth et Vigo en 2001 [93].

La mondialisation des marchés et la délocalisation des productions engendrent une augmentation à la fois des volumes à transporter mais aussi des distances à parcourir. C'est pour toutes ces raisons que l'optimisation du problème de transport est essentielle à la fois à des fins économiques que environnementales. C'est dans ce cadre que s'inscrit le problème industriel de conception de réseau de service avec gestion de ressources pour un transport régulier. Dans le secteur des transports, les modèles mathématiques de la recherche opérationnelle sont largement utilisés. Le modèle de base consiste à déterminer une tournée de longueur minimale pour un véhicule passant une seule fois chez chaque client, c'est le Problème du Voyageur de Commerce (PVC) ou (en anglais TSP¹). Dans une version plus complexe, la planification logistique consiste à construire les routes effectuées par des véhicules qui vont livrer aux clients les quantités demandées. C'est le Problème de Tournées de Véhicules (PTV) ou (en anglais VRP²). Les progrès récents de la recherche opérationnelle permettent de mieux résoudre ces problèmes. Comme les industries de transport et de logistique ont un besoin continu d'améliorer leur gestion et de réduire leurs coûts, des problématiques de plus en plus complexes apparaissent.

A l'heure actuelle, les meilleures méthodes exactes pour le VRP sont toujours cantonnées à des problèmes de taille relativement restreinte. Les méthodes heuristiques constituent de ce fait un domaine très actif dans la littérature pour résoudre des problèmes de grande taille. Ces méthodes ont été comparées au fil du temps sur des jeux de tests communs, on trouve les benchmarks du Christofides et al en 1979 [11], afin de fournir des indications relatives de performance sont données par Gendreau et al en 2011 [96].

Dans le monde d'industrie, le transport constituent une branche économique importante, ils sont nécessaires et préalables à tout développement économique et social des régions. De ce fait le développement des infrastructures de transport est étroitement lié à celui de l'économie des pays et des régions. Face au développement de la mobilité des personnes et de la distribution des produits, l'Algérie s'est lancée ces dernières années dans de nombreux investissements en matière d'infrastructures de transport. En effet, le secteur transport vit actuellement à l'heure de véritables mutations sur toutes les échelles. En inter urbain on peut citer l'Autoroute Est-Ouest et la Rocade Ferroviaire Est-Ouest. En urbain et périurbain, d'importants projets sont en phase d'étude ou de réalisation

¹Travelling Salesman Problem

²Vehicle Routing Problem

comme les voies rapides autour des villes importantes, le métro d'Alger, les projets de tramway dans une dizaine de villes, la modernisation du réseau ferroviaire,...

Dans les petites et moyennes entreprises de transport en Algérie, on trouve l'entreprise agroalimentaire SARL ³ Ifri, dont on trouve la direction Bejaia Logistique Ifri, qui dispose d'une flotte importante de camions, sur le territoire national (Algérie). Les expéditions des produits aux différents clients reposent uniquement sur l'expérience de la distribution. Cette façon de faire, en plus de nécessiter beaucoup de temps, n'est pas à l'abri des erreurs.

Dans la décision de la distribution, transporter des marchandises, plusieurs éléments entrent en ligne de compte. D'abord, en fonction des caractéristiques des expéditions à transporter, il faut choisir le nombre de camions qui seront affectés à leur transport. Les marchandises seront réparties différemment entre les camions. Ce faisant, pour maximiser leur utilisation, le regroupement des expéditions sera nécessaire afin d'utiliser la quasi-totalité de l'espace disponible dans chaque camion. Tout en assignant ces marchandises, le répartiteur tentera de regrouper les expéditions allant chez les différents clients, dans une même ville, dans une même région ou dans des régions avoisinantes, ceci afin de minimiser les distances parcourues par l'ensemble des camions. Le déchargement des produits chez un client qui n'est pas le même pour tous les clients.

Afin de se conformer à la réalité de l'entreprise, et le transport de ces produits à ses clients, nous a permis d'obtenir des données. Le modèle d'optimisation tient compte des caractéristiques des expéditions et des camions (en poids) et la consommation de gas-oil de chaque camion, le temps de parcours d'une tournée, le choix du véhicule. Dans le but de satisfaire la demande importante au niveau de la SARL Ifri, cette dernière est contrainte de développer ses capacités de production, de stockage, de transport et de vente. Dans le cadre de la gestion de distribution, les responsables de cette entreprise désirent satisfaire les demandes de la clientèle, et de faire approvisionnement ces derniers avec ces différentes types des produits.

Le problème consiste à l'optimisation multicritère de la distribution de produits dans une entreprise économique, cas d'Ifri. On détermine les tournées et les itinéraires que doivent emprunter les chauffeurs des véhicules jusqu'aux points de ventes. Cet objectif doit être satisfait en minimisant le coût de transport en termes de kilométrage tout en respectant les contraintes sur le nombre de véhicules disponibles et leurs capacités, ainsi que leurs temps de service. Dans ce cas on trouve des chauffeurs qui travaillent plus que les autres, le gérant cherche à équilibrer les distances entre eux comme un second objectif.

Pour la gestion de la distribution de ses produits en assurant une couverture nationale avec une flotte importante de semi-remorques. Dans ce travail, nous nous intéressons aux problèmes de distribution des produits dans l'entreprise Ifri, entre ses dépôts et ses clients. Dans la première partie, on propose une modélisation pour le problème de distribution, comme un modèle mathématique multi-objectif, on base sur la modélisation des problèmes de tournées de véhicules mono-objectif. Dans la seconde partie, on résout

³SARL : Société A Responsabilité Limitée

le problème en se basant sur les métaheuristique multi-objectif (NSGA II), qui est été implémenté sur une plate forme dédiée ParadisEO.

À la suite de cette introduction, ce mémoire se poursuivra on décrivant le problème de tournées de véhicules, ainsi que ses méthodes de résolutions principales.

Le chapitre 1 est consacré à l'optimisation combinatoire. Dans un premier temps, ce chapitre on donne quelques définitions sur l'optimisation mono-objectif et multi-objectif, et la présentation de quelques méthodes de résolution, méthodes exactes et les méthodes approchées (heuristiques et métaheuristiques).

Le chapitre 2 est dédié à la présentation d'un état de l'art sur les problèmes de transport en général, problème de voyageur de commerce et le problème de tournées des véhicules et ces variantes. Nous avons présenté quelques, modélisations, applications et leurs extensions de problème mono-objectif au problème multi-objectif.

Le chapitre 3 est consacré à la présentation d'une description de l'entreprise économique Ifri. Plus précisément, il portera sur son historique et son modèle d'affaires. Nous avons approfondi spécifiquement à la distribution de cette entreprise pour définir les objectifs et les contraintes du problème. Afin de proposer un modèle mathématique multi-objectif pour la distribution des produits de cette entreprise.

Par la suite, le chapitre 4 est consacré, à la plate forme logicielle dédiée ParadisEO, et à l'implémentation des métaheuristiques pour l'optimisation multi-objectif dans le module ParadisEO-MOEO, puis la résolution de notre modèle multi-objectif.

Le mémoire s'achève par une conclusion, dent laquelle nous avons mis l'accent sur quelques perspectives de recherche.

Chapitre 1

Concepts et généralités sur l'optimisation combinatoire

1.1 Introduction

L'optimisation combinatoire occupe une place très importante en recherche opérationnelle. Son importance se justifie d'une part, par la grande difficulté des problèmes d'optimisation et d'autre part, par des nombreuses applications pratiques pouvant être formulées sous la forme d'un problème d'optimisation combinatoire. Bien que les problèmes d'optimisation combinatoire soient souvent faciles à définir, ils sont généralement difficiles à résoudre. En effet, la plupart de ces problèmes appartiennent à la classe des problèmes *NP*-difficile et ne possèdent donc pas à ce jour de solution algorithmique efficace présenté dans Hao et al.(1999) [45]. La plupart des problèmes d'optimisation réels sont décrits à l'aide de plusieurs objectifs souvent contradictoires doivent être optimisés simultanément.

1.2 Problème d'optimisation combinatoire

L'optimisation combinatoire se trouve au carrefour de la théorie des graphes, de la programmation linéaire et de la programmation en nombres entiers. Les problèmes d'optimisation dont il est possible de trouver une solution en un temps polynomial font partie de la classe *P*. Les problèmes de la classe dites "*NP*". Sont parmi les problèmes les plus étudiés, tels le VRP par Bodin et al, (1983) [6]. Ceci parce que beaucoup de problèmes applicatifs sont *NP*-difficiles et que l'on ne sait pas résoudre un problème *NP*-difficile efficacement. De nombreux problèmes peuvent se formuler comme des problèmes d'optimisation combinatoire, comme par exemple le problème du sac à dos, du voyageur de commerce,...

Un problème d'optimisation consiste à rechercher la valeur maximale ou minimale,

appelée optimum global, d'une fonction $f : X \rightarrow \mathbb{R}$. f est appelée la fonction objectif. Comme maximiser une fonction f est équivalent à minimiser la fonction $-f$, nous considérons dans le reste de ce travail que les fonctions doivent être minimisées.

X est couramment appelé espace décisionnel et le plus souvent on utilise $X = \mathbb{R}^m$. Un élément $x = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ de X est appelé une solution du problème d'optimisation. Les composantes x_i de x sont les variables de décision. C'est en faisant varier les valeurs de ces variables que l'on modifie la valeur de la fonction objective. Une solution $x \in X$ est dite réalisable si elle respecte un ensemble de contraintes, qui est de la forme $g(x) \geq 0$ avec $g : X \rightarrow \mathbb{R}$. L'ensemble $\Omega \subseteq X$ est l'ensemble des solutions réalisables que l'on appelle ensemble réalisable. Formellement, un problème d'optimisation s'écrit donc :

$$(PO) = \begin{cases} \min f(x) \\ \text{sous - contrainte} \\ g(x) \geq 0 \\ x \in X \end{cases} \quad (1.1)$$

L'optimum global d'un problème d'optimisation peut alors se définir ainsi :

Définition 1 Pour $\Omega \neq \emptyset$, on note $f^* = f(x^*)$ avec $x^* \in \Omega$ si :

$$\forall x \in \Omega, f^* \leq f(x)$$

f^* est appelé l'optimum global Liebling et al, (2010) [48].

Remarque 1 Il est à noter que x^* peut ne pas être unique ; cependant il n'existe qu'un unique optimal global f^* .

Pour la résolution d'un problème d'optimisation combinatoire. Il existe des méthodes déterministes dites "exactes" permettant de résoudre certains problèmes en un temps fini de manière optimale, et des méthodes "heuristiques" permettant une optimisation dite "approchée".

1.3 Rappel sur la théorie de la complexité

La théorie de la complexité est basée sur les travaux d'Edmonds, (1962) [28] et de Cook, (1971) [16]. Elle permet de classer un problème donné parmi les problèmes faciles ou difficiles. Dans cette section, nous rappelons quelques éléments de base (pour plus de détails voir le travail présenté par Garey et Johnson, (1979) [34], sur la théorie de la NP-complétude).

Un *problème* est une question générale possédant des paramètres dont la valeur n'est pas connue. Un problème est décrit en donnant, une description générale de tous les paramètres, et une énumération des propriétés que la solution doit satisfaire. Une instance d'un problème est obtenue en spécifiant la valeur de chaque paramètre du problème.

Un *algorithme* de résolution d'un problème donné, est une procédure décomposable en opérations élémentaires, qui pour chaque instance du problème produit une solution. La taille d'un problème reflète le nombre de données nécessaires pour décrire une instance. Parmi ses problèmes, on peut faire apparaître deux classes bien connues : la classe P et la classe NP .

La classe P

Un problème P est dit polynomial (ou polynomial-temps), s'il existe un algorithme de complexité polynomiale qui résout P . L'ensemble des problèmes polynomiaux forme la classe P .

La classe NP

Un problème P est dans NP si pour toute instance de ce problème on peut vérifier que l'instance est solution du problème en temps polynomial. Cette catégorie est fondamentale car elle contient la plupart des problèmes d'optimisation combinatoire. Remarquons que, pour n'importe quelle instance d'un problème polynomial, il est toujours possible de vérifier en temps polynomial si elle est solution de ce problème, donc $P \subseteq NP$. La question de savoir si $P = NP$ est, à ce jour, une question ouverte. C'est pourquoi, on s'intéresse particulièrement aux problèmes que l'on peut considérer comme "les plus difficiles" de la classe NP au sens où, la découverte d'un algorithme polynomial pour résoudre un tel problème entraînerait l'existence d'algorithmes polynomiaux pour résoudre n'importe quel problème de NP . Un tel problème est qualifié de NP -complet.

1.4 Méthodes de résolutions

1.4.1 Méthodes exactes

Le principe essentiel d'une méthode exacte consiste généralement à énumérer, souvent de manière implicite, l'ensemble des solutions de l'espace de recherche. Pour améliorer l'énumération des solutions, une telle méthode dispose de techniques pour détecter le plus tôt possible les échecs (calculs de bornes) et d'heuristiques spécifiques pour orienter les différents choix. Parmi les méthodes exactes, on trouve la plupart des méthodes traditionnelles (développées depuis une trentaine d'années) telles que les techniques de Séparation et Évaluation Progressive (SEP) ou les algorithmes avec retour arrière. Les méthodes exactes ont permis de trouver des solutions optimales pour des problèmes de taille raisonnable. Malgré les progrès réalisés (notamment en matière de la programmation linéaire en nombres entiers), comme le temps de calcul nécessaire pour trouver une solution risque d'augmenter exponentiellement avec la taille du problème, les méthodes

exactes rencontrent généralement des difficultés face aux applications de taille importante. Selon Laporte et al, (1987) [57].

Procédure de séparation et d'évaluation

L'algorithme de séparation et d'évaluation, plus connu sous le nom de "Branch and bound" se base sur l'énumération et l'évaluation progressive de différentes solutions possibles. Le principe de cette méthode consiste d'une part à construire l'arbre de recherche et d'une autre part de couper les branches qui ne conduiront pas au résultat optimal. Pour cela, une borne est calculée. Cette borne représente la valeur maximale atteignable si la branche est poursuivie. Une attention particulière doit être portée pour le calcul de la borne, en effet plus cette borne est pertinente, moins les branches sont poursuivies et donc moins il y a de calcul. Au pire des cas, la méthode va énumérer l'ensemble des solutions possibles au problème de départ. En général, seuls les problèmes de VRP de petite taille peuvent être résolus avec cette méthode. Nous pouvons citer comme exemple, Fisher, (1994) [31], qui permet de résoudre des problèmes de 25 clients.

Procédure de coupes et de séparation

Cette technique est connue également sous le terme anglais Branch and Cut. L'idée générale des méthodes de coupes est de résoudre un programme en nombres entiers comme une séquence de programmes linéaires.

Un algorithme de coupes et branchements (Branch-and-Cut algorithm) est une technique de séparation et évaluation dans laquelle on applique un algorithme de coupes pour calculer la borne de chaque sous-problème. Cette méthode introduite par Padberg et al, (1991) [76] pour le problème du voyageur de commerce s'est avérée très efficace, elle est maintenant largement utilisée pour résoudre d'une manière exacte des problèmes d'optimisation combinatoire.

1.4.2 Méthodes approchées

Les méthodes approchées constituent une alternative très intéressante pour traiter les problèmes d'optimisation de grande taille si l'optimalité n'est pas primordiale. En effet, ces méthodes sont utilisées depuis longtemps par de nombreux praticiens. On peut citer les méthodes gloutonnes et l'amélioration itérative. Depuis une dizaine d'années, des progrès importants ont été réalisés avec l'apparition d'une nouvelle génération de méthodes approchées puissantes et générales, souvent appelées *métaheuristiques*.

Les méthodes heuristiques nous permettent de trouver des solutions approchées pour des problèmes d'optimisation. Ces solutions ne sont pas forcément optimales mais peuvent être obtenues dans un temps relativement correct. En général, ces méthodes permettent de réaliser un bon compromis entre le temps de calcul et la qualité de la solution. Nous allons, dans ce qui suit, présenter quelques heuristiques classiques pour la résolution du VRP.

Ces dernières sont divisées en deux grandes familles : les heuristiques de construction et les heuristiques en deux-phases.

1. Heuristiques de construction ou heuristiques gloutonnes

Ces heuristiques permettent de générer rapidement une première solution à un problème de tournées de véhicules. Les algorithmes gloutons (greedy algorithms) sont parmi les schémas heuristiques les plus simples et les plus rapides. Ils construisent une solution de manière itérative sans jamais remettre en cause les décisions prises à l'itération antérieure. Ces algorithmes construisent une solution élément par élément. A une itération donnée, on détermine l'élément à inclure dans la solution partielle en évaluant le coût de la nouvelle solution partielle qui inclut cet élément. L'élément engendrant la plus petite augmentation du coût est choisi (voir Algorithme (3) donnée dans l'annexe). Cependant, dans le cas général, ces algorithmes sont approchés et les insertions qui semblent les meilleures à une itération donnée peuvent s'avérer, en fait, inappropriées pour la suite du processus. Malheureusement, il n'est pas possible de connaître, a priori, l'impact des décisions prises à une itération donnée sur le long terme. En outre, il est possible qu'à une itération donnée aucun élément ne soit insérable (par exemple à cause de contraintes qui se retrouvent violées), dans ce cas, l'algorithme échoue.

Deux heuristiques connues sont : les heuristiques avec calcul d'économies et les heuristiques d'insertion.

1.1 Les heuristiques avec économies (savings)

Cette méthode a été introduite par Clarke et al, (1964) [12], est l'une des plus connues. L'algorithme débute en créant un aller-retour pour chaque nœud i à visiter. A chaque itération une économie s_{ij} est calculée entre deux sommets de la manière suivante : $s_{ij} = c_{i0} + c_{0j} - c_{ij}$ où c_{ij} représente le coût entre le sommet i et le sommet j comme illustré sur la Figure (1.1). Cette économie est calculée entre deux trajets possibles $(0, \dots, i, 0)$ et $(0, j, \dots, 0)$ pouvant être regroupés en un seul $(0, \dots, i, j, \dots, 0)$. On choisit de fusionner les deux trajets dont l'économie est la plus grande. Elle a été appliquée pour le CVRP par Toth et al, (2001) [93].

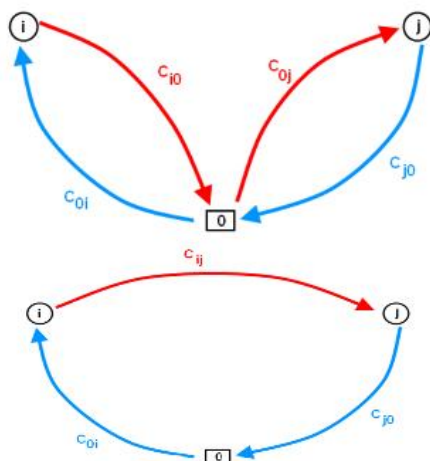


FIG. 1.1 – Illustration du principe de la méthode des économies (savings).

1.2 Les heuristiques d'insertion

À l'inverse des méthodes utilisant les économies, qui construisent une route pour chaque client, les méthodes d'insertion intègrent au fur et à mesure les clients qui ne font pas encore partie d'un itinéraire. Les méthodes d'insertion introduites par Mole et al, (1976) [70], permettent de sélectionner un nœud puis de l'insérer à la tournée en cours de réalisation de la meilleure façon possible.

2. Heuristiques à deux-phases

Pour ces heuristiques, la construction d'une première solution est divisée en deux étapes consistant à regrouper des nœuds au sein de clusters et à calculer un trajet entre les nœuds d'un même cluster. Selon l'ordre d'application de ces étapes, il existe des heuristiques de type cluster-first, route-second ou bien de type route-first, cluster-second.

2.1 Cluster-First, Route-Second

Cette heuristique commence par partitionner les nœuds du réseau entre les véhicules et construit par la suite pour chaque véhicule la tournée correspondante. Dans cette catégorie d'heuristiques nous pouvons retrouver, entre autres, un algorithme très connu, le "sweep algorithm" développé par Gillett et al, (1974) [36], et une extension de la méthode "sweep" pour le PTVC, est développé par Renaud et al, (1996) [80]. Le "sweep algorithm" consiste à faire tourner une ligne imaginaire provenant du dépôt, autour de ce dépôt pour former des clusters dans lesquels viennent s'intégrer les nœuds à collecter. Cette ligne balaie les nœuds en faisant un tour complet et chaque nœud balayé par cette ligne sera intégré au

cluster en construction pour former par la suite une tournée. Le cluster cesse de grossir lorsque la valeur limite de capacité, de temps ou de distance est atteinte. Un autre cluster est alors entamé.

2.2 Route-First, Cluster-Second

À l'inverse des heuristiques cluster-first, route-second, cette heuristique construit un "tour géant" (en relaxant la contrainte de capacité) passant par tous les nœuds du réseau puis découpe ensuite ce tour en tournées selon le nombre de véhicules nécessaire est donnée par Beasley et al, (1993) [3].

Les méthodes de descente

Les méthodes de descente partent d'une solution initiale et tente d'améliorer cette première solution en explorant son voisinage. Cette exploration recherche une solution de meilleure qualité parmi les voisins de la solution initiale. Cette nouvelle solution devient alors la solution initiale et une nouvelle exploration de voisinage se déroule. La recherche se termine lorsque l'exploration du voisinage n'améliore plus la qualité de la solution courante. Dans le cadre du VRP, il existe deux types de voisinage : un voisinage modifiant l'ordre des nœuds au sein d'une seule tournée ou un voisinage défini en déplaçant des nœuds entre des tournées différentes.

– Voisinages agissant sur une seule tournée

Ces voisinages sont ceux utilisés pour un problème de voyageur de commerce classique. Ils visent à améliorer la qualité de chaque tournée indépendamment des autres. Ces voisinages se basent, pour la plupart, sur celui développé par Lin, (1965) [66] la très célèbre méthode λ -opt, qui consiste à enlever λ nœud(s) dans une tournée et à reconnecter ces λ nœuds de toutes les manières possibles dans la tournée étudiée. En se basant sur cette méthode, le voisinage Or-opt qui consiste à déplacer de 1 à 3 nœuds consécutifs dans une même tournée.

– Voisinages agissant sur plusieurs tournées

Ces voisinages visent à améliorer simultanément la qualité globale de l'ensemble des tournées. Pour cela, Thompson et al, (1993) [91] décrivent un cadre général "b-cyclic, k-transfer" dans lequel selon une permutation circulaire de b tournées, k clients seront intégrés à la tournée suivante selon la permutation considérée.

Les méthodes de descente se caractérisent par l'arrêt de la recherche de solutions lorsque le voisinage défini ne permet plus de trouver une solution de meilleure qualité. La recherche risque donc de rester "bloquée" dans un optimum local. Pour pouvoir dépasser cet optimum local de nombreuses métaheuristiques ont été développées. Dans la Figure (1.2), nous avons illustré les minima locaux et le minimum global d'une fonction $F(s)$ à minimiser.

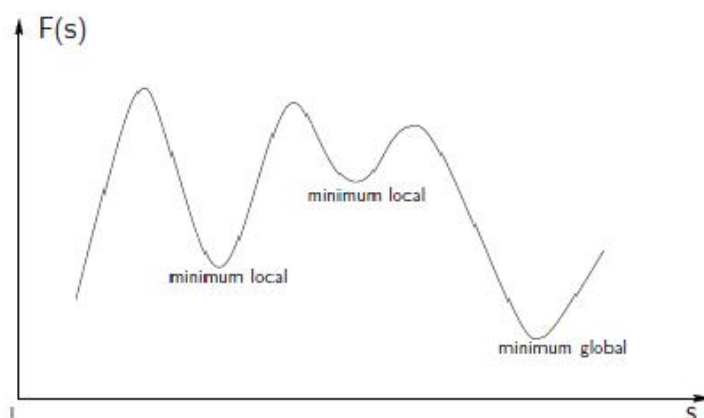


FIG. 1.2 – Minima locaux et minimum global

Les métaheuristiques

Les métaheuristiques tirent en particulier leur intérêt dans leur capacité à éviter les optima locaux, soit en acceptant une dégradation de la fonction objective au cours de leur progression, soit en utilisant une population de solutions. Par le biais des définitions proposées dans la littérature, nous pouvons en tirer certaines propriétés fondamentales communes à toutes ces méthodes :

- le but visé par les métaheuristiques est d'explorer l'espace de recherche efficacement afin de déterminer des solutions de bonne qualité ;
- les techniques qui constituent des algorithmes de type métaheuristique vont de la simple procédure de recherche locale à des processus d'apprentissage complexes ;
- les métaheuristiques sont en général non-déterministes et ne donnent aucune garantie d'optimalité ;
- les métaheuristiques peuvent contenir des mécanismes qui permettent d'éviter d'être bloqué dans des régions de l'espace de recherche ;
- les concepts de base des métaheuristiques peuvent être décrits de manière abstraite, sans faire appel à un problème spécifique.

Souvent inspirées dans la réalité (physique, biologie,...), elles sont généralement conçues au départ pour des problèmes discrets, mais peuvent faire l'objet d'adaptations à des problèmes continus. Les métaheuristiques, du fait de leur capacité à être utilisées sur un grand nombre de problèmes différents, se prêtent facilement à des extensions. Par exemple :

- l'optimisation multi-objectif,
- l'optimisation dynamique où la fonction objective varie dans le temps,
- l'hybridation.

Un grand nombre de méta-heuristiques existent, nous présentons certaines de ces méta-heuristiques dans la suite de ce chapitre, celles qui sont le plus couramment utilisées pour le VRP. Nous les avons classés par type de métaheuristiques : celles à solution unique et celles à population de solutions.

Métaheuristiques à solution unique :

1. Le recuit simulé

La méthode du recuit simulé a été mise au point par Cerny, (1985) [9]. La méthode du recuit simulé est issue d'une analogie avec le phénomène physique de refroidissement lent d'un corps en fusion, qui le conduit à l'état solide, de basse énergie. Dans le contexte de l'optimisation, la fonction objective à minimiser est l'énergie qui doit être la plus basse possible, ce qui correspond à une structure cristalline. La température est un facteur de contrôle de l'algorithme qui agit sur la probabilité de Boltzmann.

2. La recherche tabou

La recherche tabou a été initiée au début des années 1980. Elle a été introduite par Glover en (1986) [37]. Cette méthode est une métaheuristique itérative fondée sur l'exploration d'un voisinage. La recherche tabou est une méthode de recherche bien adaptée aux problèmes combinatoires. Elle est basée sur l'utilisation d'une mémoire flexible qui joue un rôle essentiel dans le processus de recherche et permet d'exploiter son histoire en évitant de se faire piéger dans les optimums locaux et de revenir à des solutions déjà visitées. Une liste dite taboue sert à stocker l'historique de la recherche. Sa structure a donc une grande importance pour les performances de l'algorithme.

3. Recherche à voisinage variable

Recherche à Voisinage Variable (en anglais Variable Neighborhood Search (VNS)), cette métaheuristique introduite par Mladenović et al (1997) [69] est basée sur l'exploration successive de plusieurs voisinages. Pour mettre en œuvre cette méthode, il faut disposer d'un ensemble ordonné de voisinages qui sont explorés successivement. Elle a déjà prouvé son efficacité pour certain problème de VRP, comme le VRPTW, Bräysy, (2003) [8].

4. Recherche locale à grand voisinage

Recherche locale à grand voisinage (en anglais Large Neighborhood Search (LNS)), cette métaheuristique a été présentée par Shaw en 1998 [84]. Elle se base sur les mêmes principes que ceux de VNS. La différence s'établit lors de l'utilisation des voisinages. Ceux-ci ne sont pas appliqués sur l'ensemble du problème mais sur une partie des variables du problème et peuvent donc être combinés entre eux sur un

même problème. Ceci permet de visiter le voisinage d'une solution de manière plus large.

Métaheuristiques à population de solutions

1. La méthode par essais particuliers

L'optimisation par essais particuliers a été développée par Kennedy et al, (1995) [50], en s'inspirant du comportement social des individus qui ont tendance à imiter les comportements réussis qu'ils observent dans leur entourage tout en y apportant leur variations personnelles, ce qui offre un caractère adaptatif à la méthode. De ce fait, cette technique est fondée sur la notion de coopération entre agents qui peuvent être vus comme des animaux peu intelligents ayant peu de mémoire et de facultés de raisonnement.

2. La méthode par colonie de fourmis

La méthode par colonie de fourmis proviennent des travaux de Colorni, (1992) [15]. Cet méthode a d'ailleurs des similarités avec les algorithmes par essais particuliers en s'inspirant du comportement collectif des fourmis. Bien que les fourmis aient individuellement des capacités cognitives très réduites, elles ont capables collectivement de résoudre le problème de la découverte du plus court chemin allant de leur colonie vers une source de nourriture. Pour ce fait, les fourmis utilisent l'environnement comme support de communication, elles échangent indirectement de l'information en déposant des phéromones.

3. Les algorithmes évolutionnaires

Les algorithmes évolutionnaires sont des algorithmes d'optimisation qui s'appuient sur des techniques inspirées de la génétique et de l'évolution naturelle, Charles Darwin en 1859 [19] propose ce mécanisme que l'on désigne sous le terme de darwinisme ou sélection darwinienne : sélection, croisement, mutation. C'est au début des années 60 que John Holland, (1975) [47] a commencé à s'intéresser à ce qui allait devenir les algorithmes évolutionnaires. Ses travaux trouvent un premier aboutissement en 1975. L'ouvrage de Goldberg (1989) [39] a également largement contribué à les vulgariser. Les quatre éléments fondamentaux des algorithmes évolutionnaires sont :

- l'évaluation du niveau d'adaptation d'un individu (évaluation de la fonction objective à optimiser),
- la sélection : représentant le choix des individus en fonction de leur niveau d'adaptation,
- le croisement : correspond au mélange entre individus,
- la mutation : traduisant une modification d'un individu.

Les algorithmes évolutionnaires servent à simuler le processus d'évolution d'une population. A partir, d'une population de n individus (n solutions d'un problème

donné), des opérateurs de sélection, croisement et mutation sont appliqués à l'ensemble de ces individus pour en définir des nouveaux. La sélection a pour but de favoriser les meilleurs éléments de la population, le croisement et la mutation assurent une large exploration de l'espace de recherche de part en diversifiant la population d'individus. De nouveaux individus vont être évalués et vont venir remplacer certains plus anciens ou moins bons, Ainsi la population des n individus évolue au cours du temps et contient des individus de mieux en mieux adaptés au problème. Elle se dirige donc vers l'optimum. Les critères d'arrêt de la méthode sont un nombre fixé de générations, une limite de convergence de la population, ou une population qui n'évolue plus suffisamment. Les algorithmes évolutionnaires diffèrent des algorithmes classiques d'optimisation et de recherche essentiellement en quatre points fondamentaux :

- Ils utilisent un codage des éléments de l'espace de recherche,
- Ils recherchent une solution à partir d'une population de solutions et non pas à partir d'une seule solution,
- Ils n'imposent aucune régularité sur la fonction étudiée (continuité, dérivabilité,...),
- Ils ne sont pas déterministes, et utilisent des règles de transition probabilistes.

Les algorithmes évolutionnaires ont fait l'objet de nombreuses études et notamment pour le VRP et ses extensions. Des algorithmes évolutionnaires pour le VRP classique ont été proposés récemment contrairement au VRPTW. C'est en 2003 que Berger et al [5] proposent un algorithme génétique compétitif pour le problème de CVRP basé sur l'évolution parallèle de deux populations de solutions afin de minimiser la distance totale de parcours. Ils s'inspirent des techniques connues en tournées de véhicules pour faire évoluer les populations. En intensifiant la recherche dans des parties de l'espace de solution qui semblent intéressantes de part l'utilisation d'algorithmes évolutionnaires, ils diversifient la recherche et ils intensifient la recherche dans certaines parties.

1.5 Problèmes d'optimisation multi-objectif

Les problèmes d'optimisation combinatoire provenant de cas réels sont, pour la plupart, par nature multi-objectif. Plusieurs critères, qui peuvent être contradictoires, sont à considérer simultanément pour résoudre le problème. L'optimisation multi-objectif tire ses racines en économie par les travaux de Edgeworth (1981) [27]. Malgré l'intérêt de l'étude de ce type de problèmes, il va falloir attendre les années 1980 à 1990 pour voir émerger des méthodes de résolution de problèmes multi-objectif.

Dans un problème d'optimisation multi-objective, on ne cherche pas à optimiser une

fonction objective unique mais un vecteur de fonctions :

$$(PMO) = \begin{cases} \min F(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)) \\ \text{sous - contrainte} \\ g(x) \geq 0 \\ x \in X \end{cases} \quad (1.2)$$

où $n \geq 2$ est le nombre de fonctions objectif et $F(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x))$ est le vecteur des fonctions à optimiser. Le vecteur x et les ensembles X et Ω sont définis de la même manière que pour un problème d'optimisation mono-objectif.

Dans le cadre multi-objectif, le décideur raisonne plutôt en terme d'évaluation d'une solution pour chaque objectif et se place naturellement dans l'ensemble $F(X)$, appelé espace des objectifs, l'ensemble $Y = F(\Omega)$ représente les points réalisables de l'espace des objectifs et $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ avec $y_i = f_i(x)$, avec $x \in \Omega$, est un point de l'espace des objectifs.

1.5.1 Solution d'un problème d'optimisation multi-objectif

Dans le cas d'un problème d'optimisation mono-objectif, il n'existe qu'un seul optimum global avec éventuellement plusieurs solutions correspondantes, ce n'est plus le cas pour un problème d'optimisation multi-objectif. Il faut donc utiliser une autre notion d'optimum. La plus communément admise est l'optimalité Pareto. On parle alors d'optimum Pareto se définit comme suit :

Définition 2

Une solution $x^* \in \Omega$ est dite Pareto optimale si pour tout $x \in \Omega$:

$$\forall i \in \{1, 2, \dots, n\}, f_i(x) = f_i(x^*),$$

et

$$\exists i \in \{1, 2, \dots, n\}, f_i(x) > f_i(x^*).$$

Cette définition peut s'interpréter de la manière suivante : une solution x^* est Pareto optimale s'il n'existe pas une solution réalisable x qui améliore la valeur d'un objectif sans détériorer au moins celle d'un autre objectif. Les solutions Pareto optimales sont aussi connues sous les noms de solutions admissibles, efficaces, non-dominées et non-inférieures Silvano et al, (2011) [85].

D'autres notions sont associées à l'optimalité Pareto. Il est possible de définir une relation d'ordre partiel, appelée relation de dominance ou relation de dominance Pareto :

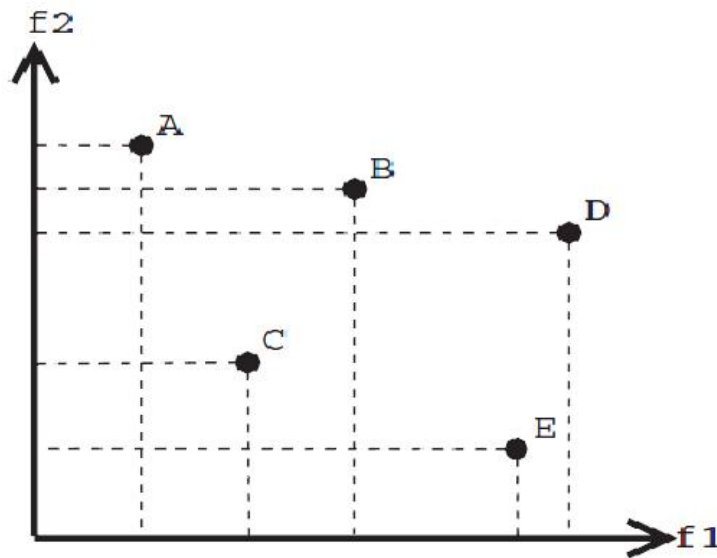


FIG. 1.3 – Exemple de dominance.

Définition 3

Une solution y domine (notée \preceq) une solution z (ou $y \preceq z$) si et seulement si $\forall i \in \{1, 2, \dots, n\}, f_i(y) \leq f_i(z)$ et $\exists i \in \{1, 2, \dots, n\}, f_i(y) < f_i(z)$.

Dans l'exemple de la Figure (1.3), les points A, C, E ne sont pas dominés par d'autres points. Ils sont donc Pareto optimaux. Tandis que le point B est dominé par le point C et le point D est dominé par les points C et E. Les points A, C, E sont au même niveau, c'est-à-dire que d'un point de vue multi-objectif il n'est pas possible d'établir une préférence pour un point plutôt que pour un autre.

Cette relation de dominance est parfois nommée relation de dominance *faible*. Cette définition peut être modifiée pour définir une relation de dominance *forte* :

Définition 4

Une solution y domine fortement (notée \prec) une solution z (ou $y \prec z$) si la solution y est strictement meilleure que z sur tous les objectifs :

$$\forall i \in \{1, 2, \dots, n\}, f_i(y) < f_i(z).$$

Le vecteur idéal est le point de $F(X)$ composé de l'optimum pour chaque objectif pris séparément. La condition nécessaire et suffisante pour que ce vecteur idéal soit atteint (c'est-à-dire qu'il corresponde à une solution réalisable) est que les fonctions objectifs soient indépendantes. Si c'est le cas il suffit de résoudre n problèmes mono-objectif. La solution d'un problème d'optimisation multi-objectif n'est donc pas une unique solution mais un ensemble de solutions appelé ensemble Pareto optimal.

Définition 5

Pour un problème d'optimisation multi-objectif donné, l'ensemble Pareto optimal (P^*) est défini comme suit :

$$P^* = \{x \in \Omega \mid \nexists x' \in \Omega, F(x') \preceq F(x)\}.$$

L'ensemble Pareto optimal peut être divisé en deux sous-ensembles : l'ensemble de solution supportée et l'ensemble de solution non supportées. Les solutions supportées sont les solutions Pareto optimales dont le point correspondant dans Y se trouve sur l'enveloppe convexe de Y . Les solutions Pareto n'appartenant pas à l'enveloppe convexe sont dites non-supportées.

L'image de l'ensemble Pareto optimal dans Y est appelée *frontière Pareto* ou surface de compromis. Formellement, la frontière Pareto se définit comme suit :

Définition 6

Pour un problème d'optimisation multi-objectif donné et un ensemble Pareto optimal P^* , la frontière Pareto (PF^*) est définie comme suit :

$$PF^* = \{u = (f_1(x), \dots, f_n(x)) \mid x \in P^*\}.$$

Remarque 2

Les problèmes étudiés en optimisation sont souvent difficiles et appartiennent à la classe de complexité NP-difficile, ce qui rend impossible la recherche de l'optimum global lorsque la taille du problème devient trop importante. Si un objectif d'un problème multi-objectif est NP-difficile alors le problème multi-objectif sera lui-même NP-difficile. Il est à noter que même si tous les objectifs sont solubles en un temps polynomial, alors, sauf dans certains cas particuliers, le problème multi-objectif n'est pas soluble en un temps polynomial. Cela limite l'utilisation des méthodes exactes et encourage l'utilisation d'heuristiques dédiées et surtout de méta-heuristiques, notamment les méthodes à base de voisinage et les algorithmes génétiques. On ne cherche plus l'ensemble Pareto optimal mais une approximation de ce dernier. Pour un algorithme A donné, on parle alors de solutions potentiellement Pareto optimales qui forment l'ensemble potentiellement Pareto Optimal, Ehrgott (2000) [29].

1.5.2 Approches de résolution d'un problème d'optimisation multi-objectif

La présence de plusieurs objectifs contradictoires et l'absence d'ordre total entre les solutions demandent la mise au point de stratégies capables de prendre en compte ces particularités. Cette section présente les approches qui permettent de rendre les problèmes d'optimisation multi-objective solubles. Nous présentons d'abord deux classifications de ces stratégies qui reposent sur deux points de vue différents du problème : celui du décideur

et celui du concepteur. Puis nous classerons les principales stratégies par rapport à la classification du concepteur.

1.5.2.1 Classification du point de vue du décideur

La solution d'un problème multi-objectif est un ensemble de solutions. Cependant, pour un problème réel, une seule solution pourra être déployée. Un choix par un décideur doit donc être effectué; le décideur pouvant intervenir en amont de la résolution, après celle-ci, ou de manière interactive :

Ceci nous amène à classer les méthodes selon le rôle joué par le décideur, pour plus des détails voir [14,23]. Nous avons les familles suivantes :

- les méthodes à priori,
- les méthodes progressives,
- les méthodes à posteriori.

1.5.2.2 Classification du point de vue du concepteur

Une autre classification utilisée dans la littérature se place du point de vue de concepteur. Les méthodes sont classées dans trois catégories en fonction de la manière dont elles traitent la présence de plusieurs objectifs. Les trois catégories sont, approches scalaires, approches Pareto et approche non scalaires et non Pareto, Knowles et al, (2008) [52].

Approche scalaires

Ce sont des méthodes qui "transforment" le problème de base multi-objectif en un problème mono-objectif. Ces méthodes consistent à connaître à priori les préférences du décideur et fixe ainsi avant l'exécution de la méthode le compromis que l'on désire entre les différents objectifs. Dans ces méthodes, nous pouvons citer :

1. La méthode par agrégation :

Cette méthode est la plus évidente. En effet, elle consiste à sommer l'ensemble des objectifs dans une fonction objective globale. Chaque objectif peut avoir un certain poids, c'est-à-dire que selon le coefficient que l'on choisit pour un objectif, celui-ci peut se trouver favorisé ou non par rapport aux autres. L'avantage de cette méthode est de pouvoir utiliser par la suite toutes les méthodes de résolution de problèmes combinatoires mono-objectif. L'inconvénient majeur est de devoir déterminer les importances relatives des différents objectifs, ce qui nécessite de bien connaître le problème. Si ce n'est pas le cas, le décideur peut ne pas être satisfait du résultat et relancer la recherche de solution avec d'autres poids et cela tant qu'il ne sera pas satisfait. L'avantage du temps d'exécution relativement rapide est donc perdu. Elle consiste à transformer un problème multi-objectif en un problème à un objectif en

agrégant les différents critères sous la forme d'une somme pondérée :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Minimiser, } f = \sum_{i=1}^m w_i \cdot f_i(x); \\ \text{telque, } g(x) \leq 0; \\ \text{avec, } x \in \mathbb{R}^n, f(x) \in \mathbb{R}^m, g(x) \in \mathbb{R}^q. \end{array} \right.$$

Les w_i , appelés poids et $\sum_{i=1}^m w_i = 1$. Il est clair que la résolution d'un problème pour un vecteur de poids w fixé ne permet de calculer que quelques solutions Pareto optimales. Pour obtenir un ensemble contenant un grand nombre de solutions Pareto optimales, il faut résoudre plusieurs fois le problème en changeant à chaque fois les valeurs de w Liefoghe, (2009) [64].

2. La méthode ϵ -contraintes :

Fait également partie de cette catégorie de méthode. Elle consiste à optimiser un objectif en considérant tous les autres comme contraintes à respecter. Pour trouver plusieurs solutions à un même problème, on fait varier l'objectif à résoudre. L'inconvénient de cette méthode est que l'on optimise un seul objectif, les autres doivent juste être respectés. La méthode doit donc être utilisée plusieurs fois considérant successivement différents objectifs à optimiser pour trouver plusieurs solutions de compromis.

Une autre façon de transformer un problème d'optimisation multi-objectif en un problème mono-objectif est de convertir $m - 1$ des m objectifs du problème en contraintes et d'optimiser séparément l'objectif restant. Le problème peut être reformulé de la manière suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Minimiser } f_i(x), \quad i = 1, \dots, m; \\ \text{telque } f_1(x) \leq \varepsilon_1; \\ \quad \quad \quad \vdots \\ \quad \quad \quad f_{i-1}(x) \leq \varepsilon_{i-1}; \\ \quad \quad \quad f_{i+1}(x) \leq \varepsilon_{i+1}; \\ \quad \quad \quad \vdots \\ \quad \quad \quad f_m(x) \leq \varepsilon_m; \\ \text{et que } g(x) \leq 0; \\ \text{avec } x \in \mathbb{R}^n, f(x) \in \mathbb{R}^m, g(x) \in \mathbb{R}^q. \end{array} \right.$$

L'approche par ε -contrainte doit aussi être appliquée plusieurs fois en faisant varier le vecteur ε pour trouver un ensemble de points Pareto optimaux Lee, (1997) [60].

Approches Pareto

Les approches Pareto utilisent directement la notion de dominance au sens de Pareto. Cette idée a été introduite initialement dans les algorithmes génétiques par Goldberg, (1989) [39], pour résoudre les problèmes multi-objectif proposés dans la théorie. Ce concept permet de ne pas favoriser un compromis plutôt qu'un autre mais il permet de fournir une aide précieuse au décideur. L'utilisation de la dominance est principalement à la base du développement des algorithmes évolutionnaires multi-objectif.

- **La méthode MOGA** La méthode MOGA (Multiple Objective Genetic Algorithm) est donnée dans le livre de Coello, (2004) [13] est le premier algorithme qui utilise la notion de dominance directement pour évaluer la performance des individus. Cependant, cette méthode ne permet pas, dans certains cas, d'obtenir une représentation complète du front de Pareto.
- **La méthode SPEA-II** La méthode dite SPEA-II (Strength Pareto Evolutionary Algorithm II) est donnée dans le livre de Coello, (2004) [13] range les solutions non dominées dans une population externe entre la taille de l'archive et celle de la population courante. Cette méthode diffère de son prédécesseur (SPEA) qui est sensible à l'équilibre entre la taille de l'archive et celle de la population courante, par une taille de l'archive fixe et un calcul de la performance des individus plus raffiné.
- **La méthode NSGA-II** La méthode NSGA-II (Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm II) est proposée par Deb en 2002 [20] est l'une des méthodes multi-objectifs les plus utilisées. Cette méthode est la version améliorée de la méthode NSGA qui a utilisé pour la première fois le concept de classement par dominance. Dans cette méthode NSGA-II, les parents et les enfants sont classés selon le rang de dominance. Lorsque plus de la moitié des parents et des enfants confondus sont dominants, une mesure de densité des solutions est utilisée. Cette méthode NSGA-II ne dépend d'aucun paramètre de contrôle.

Approches non scalaire et non Pareto

Ces approches sont basées sur des populations de solutions. La recherche est réalisée en traitant séparément les différents objectifs.

- **Sélection parallèle :**

Le premier travail consistant à utiliser des algorithmes génétiques pour résoudre des problèmes d'optimisation multi-objectif. L'algorithme développé, Vector Evaluated Genetic Algorithm (VEGA) sélectionne les individus de la population courante suivant chaque objectif indépendamment des autres (sélection parallèle).

A chaque génération, la population est divisée en un nombre de sous-populations qui est égale au nombre de fonctions objectif composant le vecteur objectif. Ainsi, dans le cas d'un problème à n objectifs résolu par un algorithme génétique travaillant

sur k individus, n sous-population de $\frac{k}{n}$ individus sont créées. Les n populations sont ensuite mélangées pour obtenir une nouvelle population à k individus sur laquelle les opérateurs génétiques sont appliqués Rogers, (2000) [81].

- **La méthode lexicographique** : Cette méthode consiste à optimiser le problème selon un premier objectif en posant les autres en contraintes. Ceci nous permet d'obtenir une première solution. Ensuite ce premier objectif est transformé en contrainte d'égalité et l'objectif suivant est optimisé. Cette méthode est ensuite itérée sur l'ensemble des objectifs. La solution obtenue dépend de la hiérarchisation établie sur les différents objectifs. Il est donc important de bien connaître le problème à priori dans Coello (2004) [13].

1.6 Conclusion

Certains problèmes d'optimisation demeurent cependant hors de portée des méthodes exactes. C'est le cas notamment lorsque le temps de calcul pour une méthode exacte croît de manière exponentielle en fonction de la taille des données. Ainsi, à partir d'une certaine taille des données (dépendant du type de problème et de la méthode de résolution). Dans de tels cas, le problème d'optimisation est dit "difficile", car aucune méthode exacte n'est capable de le résoudre en un temps "raisonnable". Pour trouver malgré tout une solution, on devra alors faire appel aux méthodes "heuristiques". Cet ensemble de méthodes ne garantit en rien de trouver la meilleure solution, mais a pour avantage de trouver une solution réalisable dans un temps correct.

Dans la dernière section, nous avons évoqué les problèmes multi-objectifs, pour la résolution ces problèmes on a présenté les méthodes, qui utilisent soit l'agrégation des critères pour avoir au final une unique solution, soit un front Pareto qui permet de mettre en avant les solutions non-dominées. Cet ensemble est intéressant puisqu'il permet de garder différentes propositions pour le décideur. Ce front est particulièrement pratique et est bien adapté notamment pour les études bi-objectifs, sur lesquels les solutions non-dominées restent pertinentes et visuelles.

Chapitre 2

État de l'art sur les problèmes des tournées de véhicules

2.1 Introduction

Le présent chapitre examinera la littérature pertinente de problème de tournées de véhicules. Après plus de cinquante années de recherche, le problème d'élaboration de tournées de véhicules introduit par Dantzig et al. en 1959 [18], demeure un des nombreux défis les plus liés à la vie courante, ce qui justifie que des nombreuses équipes de recherches s'y investissent. Le principe général de ce problème consiste, en optimisant un ou plusieurs critères, à construire un ensemble de tournées, pour un nombre fini de véhicules, commençant et finissant à un dépôt. Dans ces tournées, un client doit être desservi une seule fois par un seul véhicule et la capacité de transport d'un véhicule pour une tournée ne doit pas être dépassée.

2.2 Ordonnancement des transports

La problématique liée à l'ordonnancement des transports a été largement étudiée au cours des dernières décennies. Dans cette catégorie de problèmes, nous trouvons deux classes de problèmes qui ont beaucoup attiré l'attention des chercheurs : le problème de transport et le problème de tournées de véhicules.

Le problème de transport (en anglais *transportation problem*) fut formulé pour la première fois par Hitchcock en 1941 [46]. Ce problème consiste à minimiser le coût de transport total d'un plan d'expédition. Le problème est un cas particulier d'un problème de graphe (un graphe orienté biparti avec un coût minimal).

Le problème de tournées de véhicules, consiste à déterminer les itinéraires à suivre par une flotte de véhicules de transport (de biens, de passagers) de manière à satisfaire un ensemble de requêtes clients (livraisons, collecte, ramassage,...). Ce problème est une

extension du Problème du Voyageur de Commerce, Lawler et al. (1985) [59]. Il fait partie de la classe de problèmes *NP*-complet Lenstra et Kan, (1981) [61]. Il n'existe pas d'algorithme de complexité polynomiale pour résoudre le problème. Toutefois, des méthodes issues de la Recherche Opérationnelle existent pour résoudre efficacement certaines des nombreuses variantes du VRP Toth et Vigo, (2002) [94], Barnhart et Laporte, (2007) [54]. Ces méthodes sont principalement de méta-heuristiques recherche tabou, algorithmes génétiques, ... qui permettent de trouver des solutions de bonne qualité en un temps de calcul raisonnable.

2.3 Définition du problème de transport

Le problème de transport peut être décrit de la façon suivante. Une quantité de produit uniforme est disponible en certains points appelés origines (par exemple dépôts,...). D'un autre côté, une quantité de produit est demandée en d'autres points appelés destinations (par exemple clients, points de vente,...). Il s'agit d'envoyer les produits des origines aux destinations. Nous considérons qu'il existe toujours un chemin pour aller de chaque origine à chaque destination. Le coût de transport d'une unité de produit des origines vers les destinations est connu. L'objectif est de déterminer la distribution de produit qui permette de satisfaire la demande de chaque destination et de minimiser le coût total de transport.

Nous supposons un ensemble de m origines et n destinations. Notons a_i la quantité d'unités de produit disponible à l'origine i , et b_j la quantité d'unités de produit demandé par la destination j . Le coût de transport d'une unité de produit depuis l'origine i vers la destination j est noté c_{ij} . Les variables de décision x_{ij} représentent le nombre d'unités de produit envoyées de l'origine i vers la destination j .

Le problème peut être formulé comme un programme linéaire :

$$\begin{aligned} \min \quad & \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ij} \\ \sum_{j=1}^n x_{ij} &= a_i \quad \forall i = 1 \dots m \\ \sum_{i=1}^m x_{ij} &= b_j \quad \forall j = 1 \dots n \end{aligned} \tag{2.1}$$

Il existe une solution réalisable pour le Problème (2.1) si la condition $\sum_{i=1}^m a_i = \sum_{j=1}^n b_j$ est satisfaite.

Les problèmes de transport, appelés aussi problèmes de routage, modélisent des problèmes réels liés au transport de marchandises ou de personnes. Afin d'introduire le problème de routage de véhicules, nous parlerons de deux autres problèmes de transport : le

problème du voyageur du commerce et le problème du postier chinois.

2.4 Problème du voyageur de commerce

Le Problème du Voyageur de Commerce (PVC), mieux connu sous le nom de (Traveling Salesman Problem (TSP)), a été soulevé pour la toute première fois par Euler en 1736. Depuis, il a été si largement étudié dans la littérature que déjà en 1985, Lawler et al [59]. Nous ferons un bref survol de la littérature sur le TSP puisque ce dernier est la pierre angulaire de tout problème de tournées, est un des problèmes les plus étudiés en recherche opérationnelle, est un des problèmes d'optimisation combinatoire les plus connus, Il pose le problème suivant ; Avec un seul véhicule partir d'un dépôt, trouver un chemin de longueur totale minimale qui passe exactement une fois par chaque client et revienne au dépôt, un exemple est donnée par la Figure (2.1).

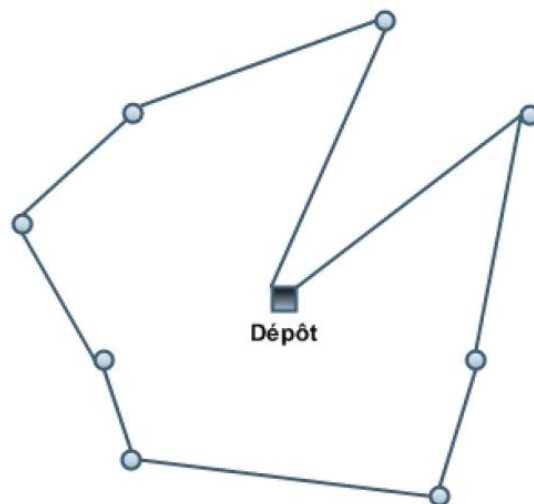


FIG. 2.1 – Un exemple du TSP

Plus formellement, un **PVC** est modélisé sous forme d'un graphe où les sommets représentent les villes à visiter, et les arêtes les liaisons entre ces villes. La pondération ou le poids associé à chaque arête représente le coût de la liaison entre les deux villes et correspond généralement à la distance qui les sépare. L'objectif est de trouver un cycle hamiltonien¹. Le lecteur davantage intéressé par les méthodes exactes peut se référer aux livres d'Applegate et al, (2007) [1], de Gutin et Punnen, (2002) [44] et de Lawler et al, (1985) [59], entièrement consacrés au voyageur de commerce.

¹Un cycle passant une et une seule fois par tous les sommets du graphe, et de longueur minimale.

Formulation mathématique d'un Problème du Voyageur de Commerce

En tant que problème d'optimisation, le problème du voyageur de commerce étant NP-difficile, le temps pour trouver la solution optimale augmente de façon exponentielle en fonction de la taille du problème. Il se définit mathématiquement comme ceci :

Soit $G = (V, E)$ ou G est un graphe, et $V = \{v_0, v_1, \dots, v_n\}$ ou représente l'ensemble des nœuds (villes). Par ailleurs, $E = \{(v_i, v_j) | i < j; v_i, v_j \in V\}$ représente les arrêtes reliant ces nœuds si les distances sont symétriques et $E = \{(v_i, v_j) | i \neq j; v_i, v_j \in V\}$ représente les arcs lorsqu'elles sont asymétriques. Dans le cas où le problème est symétrique c'est-à-dire où le graphe est non orienté, on parlera d'un cycle et dans le cas contraire on parlera d'un circuit.

Définissons les différentes variables nécessaires pour effectuer la formulation mathématique du problème du voyageur de commerce.

- c_{ij} : Distance entre la ville i et la ville j ,
- n : Nombre de villes,
- x_{ij} : Variable binaire qui prend la valeur 1 si la ville i est visité immédiatement avant la ville j . Sinon, cette variable prend la valeur 0.

Le problème consiste à minimiser la longueur du cycle Hamiltonien. La fonction objective est donnée par l'équation (2.2) :

$$\min : \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ij} \quad (2.2)$$

Les contraintes sont les suivantes :

$$\sum_{j=1}^n x_{ij} = 1 \quad i = 1, \dots, n \quad (2.3)$$

$$\sum_{i=1}^n x_{ij} = 1 \quad j = 1, \dots, n \quad (2.4)$$

$$\sum_{I \in S} \sum_{J \in S} x_{ij} \leq |S| - 1 \quad S \subset V, 2 \leq |S| \leq n - 2 \quad (2.5)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\} \quad i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, n. \quad (2.6)$$

L'objectif est de minimiser le coût de la tournée. La contrainte (2.3) s'assure qu'on ne sort qu'une seule fois de chacun des points tandis que la contrainte (2.4) vérifie que l'on entre seulement une fois à chaque point. Ces contraintes permettent donc de visiter tous les points une et une seule fois. Par contre, si l'on n'ajoute pas la contrainte (2.5) des sous-tours se formeront. La troisième contrainte élimine donc tous les sous-tours possibles

dans la tournée, i.e. la tournée devra obligatoirement débiter et se terminer au dépôt ; S étant le nombre de sommets inclus dans un sous-tour potentiel composé des clients de l'ensemble S . Dans cette contrainte $|S|$ dénote la cardinalité de l'ensemble S . Cette contrainte doit être décrite pour tous les sous-ensembles S de V . Enfin, le respect des variables binaires est assuré par la contrainte (2.6). Le problème est de type NP-complet, c'est-à-dire qu'il n'existe pas d'algorithme de résolution exacte en un temps "raisonnable". Intuitivement, cela revient à dire qu'il faut tester toutes les solutions réalisables. Or la plupart de ces problèmes sont tellement combinatoires que la simple énumération des solutions est impossible dès que la taille des données augmente. Par exemple, prenons un TSP avec 50 villes donc $50!$ tours possibles.

Problème du Voyageur de Commerce symétrique et asymétrique :

Une première particularité de ce problème se situe au niveau des caractéristiques du graphe. Effectivement, les arcs du graphe peuvent avoir un poids inégal selon le sens dans lequel on le parcourt, dans ce cas on dira que la matrice de ce problème est asymétrique. Dans le cas contraire, où la distance est la même peu importe le sens, alors cette dernière sera symétrique. Un problème est symétrique si la condition suivante est respectée : $c_{ij} = c_{ji} \forall i, \forall j$. Par ailleurs, les distances peuvent aussi respecter l'inégalité du triangle. Dans ce cas, la condition suivante doit s'appliquer : $c_{ik} < c_{ij} + c_{jk}, \forall i, j, \text{ et } k$. Selon cette équation, il n'est jamais plus court de passer par le point j si l'on désire se rendre au point k à partir du point i , et cela est défini par Reinelt (1994) [78].

2.5 Problème du postier chinois

Le nom du problème vient du fait qu'il a été étudié par le mathématicien chinois Meigu Guan en 1962, et qu'il modélise la tournée d'un facteur devant effectuer le plus efficacement possible sa tournée en passant au moins une fois par chaque rue de son secteur. Le Problème du Postier Chinois (PPC), fait partie aussi de la classe des problèmes de transport, un réseau de villes est représenté sous forme d'un graphe où les sommets et les arcs correspondent respectivement aux villes et aux liaisons. Mais contrairement au voyageur du commerce, le postier chinois doit effectuer un tour passant par toutes les arrêtes au moins une fois, tout en minimisant la distance totale parcourue. Ce problème peut modéliser les tournées de ramassage d'ordures ménagères ou de distribution de courrier, Dhaenens et al en 2002 [22].

Remarque 3 : *Nous retiendrons que la différence principale entre le **PVC** et le **PPC** réside dans l'élément du graphe sur lequel opère l'optimisation : le **PVC** impose que chaque sommet soit visité et le **PPC** impose que chaque arrête (ou arc) soit visitée.*

Plus généralement, les problèmes de routage peuvent être classés en deux catégories : les problèmes qui opèrent sur les villes (vertex routing problems) et les problèmes qui opèrent sur les liaisons (arc routing problems).

2.6 Présentation générale des problèmes de tournées

Un problème de tournées consiste à rechercher une tournée ou un ensemble de tournées sur un réseau ou un sous-réseau sous certaines contraintes en optimisant un ou plusieurs objectifs fixés. L'exemple de problèmes de tournées le plus connu le problème du voyageur de commerce (PVC).

Le problème de base de tournées de véhicules peut se définir ainsi :

Du point de vue de la théorie des graphes, soit un graphe $G = (V, E)$. Etant donné un graphe dont les nœuds représentent les clients et les arcs représentent les routes (i.e. lien de communication entre les clients), le problème consiste à concevoir des itinéraires pour un ensemble des véhicules disponibles, afin d'une part de respecter les contraintes et d'autre part d'optimiser une fonction objective donnée. Un exemple est donné en Figure (2.2). Il décrit l'instance d'un **VRP** servant 9 clients sur 3 tournées.

De nombreuses variantes du problème de tournées de véhicules sont survenues, comme le problème de tournées de véhicules avec contraintes de capacité (CVRP) où les véhicules ont une capacité d'emport limitée (quantité, taille, poids,...), le problème de tournées de véhicules avec fenêtre de temps (VRPTW) où pour chaque client on impose une fenêtre de temps dans laquelle la livraison doit être effectuée, ou encore le problème de tournées de véhicules avec collecte et livraison (PDVRP) où un certain nombre de marchandises doivent être déplacées de sites de collecte vers des sites de livraisons,....

Suite à l'article fondateur de Dantzig et Ramser 1959 [18], le VRP classique a été le sujet d'une recherche soutenue depuis les années 1960, qui s'est traduite par un grand nombre de méthodes exactes et heuristiques. Cette littérature a été maintes fois consignée dans de nombreux articles de synthèse Christofides et al. en 1979 [11], Bodin et al. 1983 [6], Laporte et al. 1985 [58], Laporte 1992 [53], M.L.Fisher, 1995 [32], Desrosiers et al 1995. [21], Powell et al. [77], Laporte et al. 2000 [56], Naddef et Rinaldi 2002 [71], Cordeau et al 2005 [17], Laporte 2007 [54], Laporte 2009 [55], et de livres Golden et Assad [40], Toth et Vigo 2002 [95], Golden et al. 2008 [42]. Pour résoudre ces problèmes, les fournisseurs de logiciel doivent s'adapter en proposant des outils d'aide à la décision compétitifs. Ces outils sont basés sur les modèles mathématiques, et des méthodes développés dans la littérature.

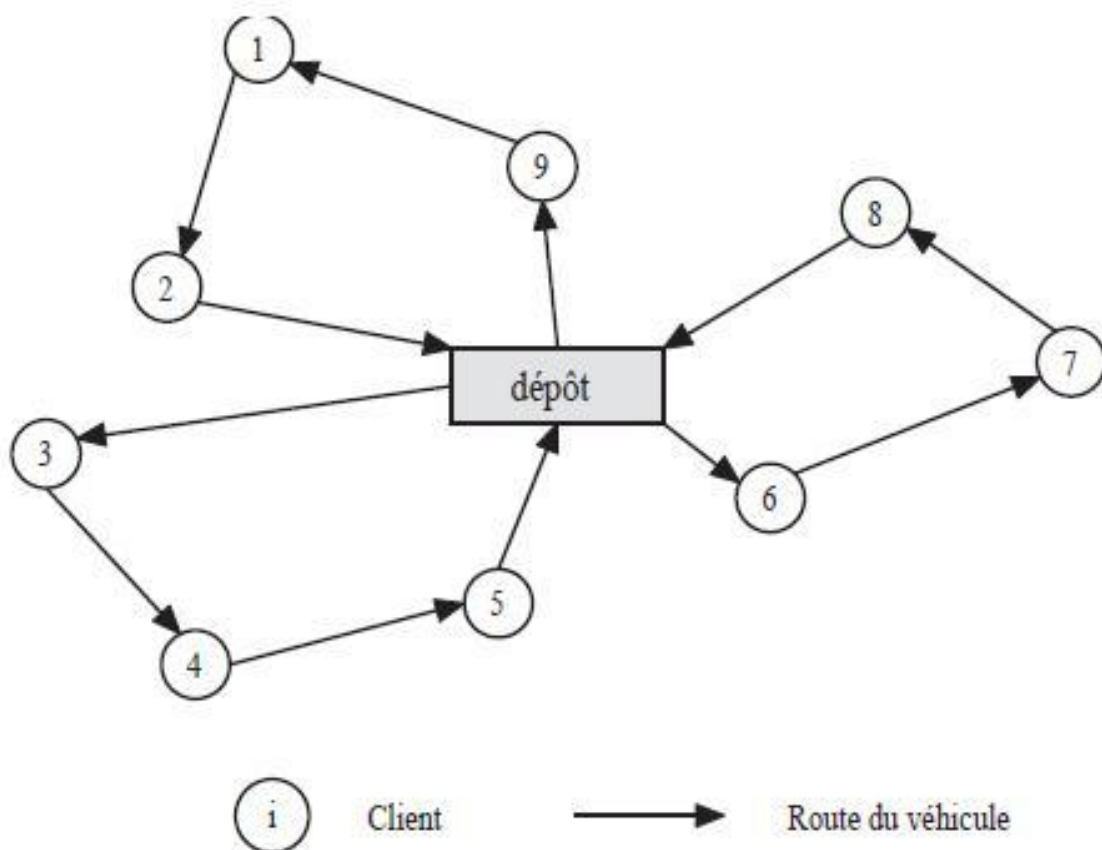


FIG. 2.2 – Exemple de tournées avec 3 véhicules.

2.7 Variantes du problème de tournées de véhicules

Le problème de tournées de véhicules à des nombreuses variantes ou extensions, est données dans Bodin et al (1983) [6] et Laport et al (2007) [54], pour une classification des différents types de problème. Dans les paragraphes suivants, nous présentons plus en détail les variantes les plus traitées dans la littérature.

La conservation de l'intégrité du problème, le fait d'ajouter, de modifier ou de supprimer des contraintes peut nous faire passer d'un problème à un autre problème dérivé du VRP. Par exemple, la modélisation mathématique précédente est celle d'un CVRP ; en enlevant le contrainte de capacité nous obtenons une modélisation d'un VRP.

Le problème d'élaboration de tournées de véhicules est un problème NP-Difficile, c'est-à-dire qu'il n'existe pas à ce jour un algorithme exacte pouvant résoudre ce problème en temps polynomial. Pour des problèmes comportant un grand nombre de clients, des méthodes approchées sont nécessaires pour les résoudre Jozefowicz et al, (2010) [49].

2.7.1 Problème de tournées de véhicules avec contraintes de capacité

Le Problème de Tournées de Véhicules avec contraintes de Capacité (PTVC) ou (en anglais CVRP), est une classe de recherche opérationnelle et d'optimisation combinatoire. Il s'agit de déterminer les tournées d'un ensemble de véhicules afin de livrer une liste de clients. L'objectif est de servir ces clients en minimisant un ou plusieurs critères liés au coût de livraison des biens. Ce problème est en fait, une extension classique du problème du voyageur de commerce.

Le CVRP est un problème de conception de routes. Il est défini sur un graphe complet $G = (V, E)$ où $V = \{v_0, \dots, v_n\}$ est l'ensemble des $n + 1$ sommets. Le sommet v_0 représente un dépôt, où stationne une flotte de M véhicules identiques de capacité Q , et où est stocké un produit à distribuer. Les sommets $\{v_1, \dots, v_n\}$ représentent l'ensemble des clients et, caractérisés par une demande de produit q_i . Les arcs $a_{ij} \in E, i, j \in V$ représentent la possibilité d'un trajet direct du client i au client j pour un coût de transport de c_{ij} . L'objectif du VRP consiste à trouver un ensemble de routes pour servir tous les clients, telles que les contraintes de chargement des véhicules soient respectées, et que la durée de transport soit minimisée. Un exemple de solution du VRP est donné dans la Figure (2.2).

Ce problème est décrit dans les équations (2.7-2.14) sous forme d'un programme linéaire en nombre entiers. Il existe de nombreuses formulations différentes dans la littérature, dont certaines sont plus à même de servir de support à des méthodes exactes performantes en trouve Naddef et Rinaldi en 2002 [71], Laporte en 2009 [55]. Celle-ci, introduite par Fisher et Jaikumar, (1981) [33], a l'avantage de présenter explicitement les différentes caractéristiques du VRP. Elle comprend deux types de variables de décision : y_{ik} désignant l'affectation du client i au véhicule k par la valeur 1, et x_{ijk} prenant la valeur 1 si et seulement si le véhicule k visite le client j immédiatement après le client i ($i \neq j$). Le problème se modélise alors de la manière suivante :

$$\min : \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n \sum_{k=1}^M c_{ij} x_{ijk} \quad (2.7)$$

Sous contraintes :

$$\sum_{k=1}^M y_{ik} = 1, \text{ pour } i = 1, \dots, n \quad (2.8)$$

$$\sum_{k=1}^M y_{0k} \leq M, \quad (2.9)$$

$$\sum_{i=0}^n q_i y_{ik} \leq Q, \text{ pour } k = 1, \dots, M \quad (2.10)$$

$$\sum_{j=0}^n x_{ijk} = \sum_{j=0}^n x_{jik} = y_{ik}, \text{ pour } i = 0, \dots, n; k = 1, \dots, M \quad (2.11)$$

$$\sum_{v_i \in S} \sum_{v_j \in S} x_{ijk} \leq |S| - 1 \quad k = 1 \dots M; S \in V \setminus \{v_0\}; |S| \geq 2 \quad (2.12)$$

$$y_{ik} \in \{0, 1\} \text{ pour } i = 1, \dots, n; k = 1, \dots, M \quad (2.13)$$

$$x_{ijk} \in \{0, 1\} \text{ pour } i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, n; k = 1, \dots, M. \quad (2.14)$$

Où n est le nombre de clients, et M est le nombre de véhicules. Dans ce modèle, les contraintes (2.8) à (2.10) correspondent à un problème d'affectation généralisé (*Generalized Assignment Problem* GAP). Elles assurent respectivement le nombre de véhicules issus du dépôt, l'affectation de chaque client à un seul véhicule, et les contraintes de capacité des véhicules. Les contraintes (2.11) et (2.12) sont liées à la structure des routes, assurant l'existence du bon nombre d'arcs entrant et sortant pour le véhicule choisi, et éliminant les sous-tours, c'est-à-dire les cycles ne passant pas par un dépôt. Le quantité de ces dernières contraintes est exponentielle en fonction de la taille du modèle. Le problème de voyageur de commerce constitue un cas particulier du VRP lorsque $M = 1$ et $Q = \infty$.

Les méthodes heuristiques constituent de ce fait un domaine très actif dans la littérature pour résoudre des problèmes d'optimisation combinatoire de grande taille. Ces méthodes ont été comparées au fil du temps sur des jeux de tests communs Christofides et al, (1979) [11] et Gendreau et al en (2011) [96], afin de fournir des indications relatives de performance .

2.7.2 Problème de tournées de véhicules avec flotte hétérogène

Le problème de tournées de véhicules avec flotte hétérogène (*Heterogeneous fleet Vehicle Routing Problem* (HVRP)) est plus compliqué que le VRP classique puisqu'en plus des décisions de tournées, une décision quant au nombre de véhicules de chaque type à utiliser doit être prise. L'objectif est de trouver les routes de coûts minimums, débutant et se terminant à un dépôt, d'une flotte limitée de véhicules hétérogènes (capacités variées)

en prenant en considération les coûts fixes et variables des véhicules pour répondre aux demandes (connues) d'un ensemble de clients. Deux versions du problème se retrouvent dans la littérature : le HVRP avec flotte illimitée et celui avec flotte limitée.

Le HVRP avec flotte illimitée a été abordé pour la première fois par Golden et al, (1984) [41] dont l'objectif était de déterminer la taille d'une flotte ainsi que la capacité des véhicules la composant. Par la suite, de nombreuses méthodes pour résoudre ce problème ont été proposées. Osman et Salhi, (1996) [74] ont développé une méthode de recherche avec tabous à mémoire à court terme impliquant des échanges d'au plus un client à la fois dans le voisinage. La méthode de recherche avec tabous de Gendreau et al, (1999) [35] explore un plus grand voisinage et implique l'utilisation d'une procédure de mémoire adaptative pour sélectionner la meilleure combinaison de véhicules de divers types afin de desservir tous les clients tout en minimisant les coûts. Wassan et Osman, (2002) [97] ont développé une heuristique encore plus sophistiquée en utilisant une méthode de recherche avec tabous réactive, des voisinages variables et des structures de mémoire particulières. D'autres méthodes ont aussi été utilisées pour solutionner le HVRP avec flotte illimitée, telles que l'approche de balayage Renaud et Boctor, (2002) [79], l'algorithme mémétique Lima et al, (2004) [65] et la génération de colonnes Choi et al (2007) [10]. Une approche par génération de colonnes a également été utilisée par Taillard (1999) [86]. Ce dernier a été le premier à solutionner non seulement le HVRP avec flotte illimitée, mais également celui avec flotte limitée. Pour ce second problème, il a utilisé une méthode de partition généralisée résolue par Ilog Cplex. Le HVRP avec flotte limitée a été récemment étudié par de nombreux auteurs, chacun abordant le problème avec une vision différente. Une méthode d'acceptation avec seuil a été utilisée par Tarantilis et al, (2003, 2004) [89, 90] une méthode enregistrement par enregistrement (record-to-record) par Li et al, (2005, 2007) [62, 63] et une méthode gloutonne par Yepes, (2006) [99]. Enfin, d'un point de vue mathématique, Yaman, (2006) [98] s'est concentré sur la formulation du problème. De nombreuses variantes du HVRP ont été étudiées. Liu et al, (1999) [67] ont utilisé une construction basée sur les économies, inspirée de Clarke et Wright (1964) [12], couplée à des phases de perturbations intra et inter-routes.

Dans les sections suivantes, nous présentons plus profondément le problème de transport et le problème de tournées de véhicules. Ensuite, nous énumérons les caractéristiques et particularités des différentes variantes du problème de tournées de véhicules.

2.7.3 Problème de tournées de véhicules avec fenêtres de temps

Le problème de tournées de véhicules avec fenêtres de temps (ou en anglais, Vehicle Routing Problem with Time Windows, VRPTW) est l'une des extensions du VRP les plus étudiées dans la littérature, qui considère des contraintes temporelles sur l'horaire de passage des clients. Une fenêtre de temps est définie pour chaque client. Ces fenêtres spécifient des limites sur la date d'arrivée au plus tôt et sur la date d'arrivée au plus tard pour le service d'un client. Les fenêtres de temps peuvent être violées avec la consi-

dération d'un coût de pénalisation. En revanche, les fenêtres de temps strictes doivent être absolument respectées. Dans le cas où le véhicule arrive chez le client avant la date d'arrivée au plus tôt, le véhicule est alors obligé de patienter. Comme dans le CVRP, les objectifs d'optimisation les plus habituels sont la minimisation du coût de transport et des véhicules utilisés. Dans certains cas, la minimisation du temps d'attente peut aussi faire partie des objectifs.

Dans la littérature, nous trouvons différentes formulations mathématiques pour ce type de problème. Différents problèmes réels peuvent être aussi modélisés comme un problème de type VRPTW est donnée par Kim et al en 2006 [51].

2.7.4 Problème de tournées de véhicules avec livraison et retour chargé

Le problème est connu avec le nom anglais de Vehicle Routing Problem with Backhauls (VRPB). Cette variante du problème de tournées de véhicules permet indistinctement aux clients d'être livrés ou d'être collectés. Le problème considère les deux ensembles de clients séparément. Les clients de livraison vont recevoir une quantité de produit provenant du dépôt et les clients de collecte vont fournir une quantité de produit qui doit être ramenée au dépôt. La contrainte principale du problème est que pour chaque tournée les clients qui font partie des clients de livraisons doivent être servis avant les clients de collecte. Ceci implique qu'il faut que la livraison soit complètement finie pour commencer à collecter. Cette contrainte peut être modélisée par un ensemble de contraintes de précédent entre chaque client de livraison avec tous les clients de collecte.

Plusieurs formulations linéaires ont été proposées pour ce type du problème, Goetschalckx et Jacobs-Blecha en 1989 [38]. Cette variante du problème est bien appropriée pour certains problèmes réels où le coût du réarrangement de la charge est important. L'importance d'une telle approche pour faire des économies dans les systèmes mixtes avec distribution et collecte, en opposition à une approche où la distribution et la collecte sont considérées comme deux problèmes traités de manière indépendante.

Le VRP avec retour à charge signifie qu'après avoir effectué ses livraisons, le retour au dépôt doit se faire en transportant de la marchandise. Osman et Wassen en 2002 [75] décrivent deux heuristiques de construction de routes permettant de générer une solution initiale. Ces routes sont améliorées grâce à une méta-heuristique de recherche réactive tabou. Le concept réactif permet de déclencher un échange entre structures de voisin afin d'intensifier et diversifier les phases de la recherche.

2.7.5 Problème de tournées de véhicules avec collecte et livraison

Ce problème est très proche du VRPB. Le nom en anglais est Vehicle Routing Problem with Pick-up and Deliveries (VRPPD). La caractéristique de ce type de problème est que chaque requête est définie par un sommet de collecte, un sommet de livraison et la demande à transporter entre ces deux sommets. Le VRP classique dans la version de livraison (respectivement de collecte) est donc considéré comme un VRPPD où les points de collecte (respectivement de livraison) est le dépôt pour chaque requête. L'application réelle la plus importante de ce problème est le transport à la demande (dial-aride problem or on-demand transportation problem, en anglais). Dans ce cas, il s'agit de transporter des personnes et le problème présente habituellement des contraintes additionnelles. Des fenêtres de temps peuvent être imposées pour le ramassage et pour le dépôt où, parfois, la contrainte considérée est de respecter une durée maximale entre le ramassage et le dépôt d'un usager, plus de détail voir le livre de Toth et Vigo [92].

2.7.6 Problème de tournées de véhicules avec collecte et livraison et fenêtres de temps

Le PDPTW (Pickup and Delivery Problem with Time Windows) est une variante du CVRPTW où en plus de l'existence des contraintes temporelles et de capacité, ce problème implique un ensemble de clients et un ensemble de fournisseurs géographiquement localisés. Chaque tournée doit également satisfaire les contraintes de précedence pour garantir qu'un client ne doit pas être visité avant son fournisseur. Cette variante, voir Dridi et al en 2008 [25].

2.7.7 Problème de tournées de véhicules avec cueillette et livraison avec charges pleines

Tout comme le problème de voyageur de commerce, le VRP peut lui aussi permettre d'effectuer différents types d'opérations. Ces opérations peuvent être des cueillettes et/ou livraisons. Lorsque ces deux types d'opérations sont combinés, on doit effectuer les cueillettes avant les livraisons associées. Par ailleurs, il est possible que les chargements soient complets ou partiels selon le poids ou l'espace utilisé dans le camion. Aussi, des contraintes de livraison avec cueillettes au retour peuvent être imposées.

Le cas des cueillettes et livraisons dans un contexte de charges pleines (*full truckload*), a été traité par Gronalt et al en 2003 [43]. Les cueillettes sont effectuées à quelques centres de distributions et des commandes sont livrées aux clients. Ces derniers tentent de minimiser le mouvement des véhicules n'ayant aucune charge, donc n'ayant aucune valeur ajoutée pour le produit. Ils se sont basés sur le problème de cueillette et livraison avec des contraintes de fenêtre de temps pour développer quatre différentes heuristiques

d'économies basés sur Clarke et Wright 1964 [12] pour résoudre le problème.

2.7.8 Problème de tournées de véhicules avec capacité sur les arcs

Ce problème peut être considéré comme une classe de problème différente plutôt que comme une extension du VRP. Dans le CARP (Capacitated Arc Routing Problem), la définition du client est différente par rapport à celle du CVRP. La différence principale entre les deux problèmes est que le CARP considère que les clients sont placés sur les arcs du graphe, contrairement au VRP où les clients sont représentés par les sommets du graphe. Ceci implique que chaque arrête du graphe doit être traversée au moins une fois par un des véhicules. Plusieurs problèmes réels peuvent être modélisés comme un problème de tournées de véhicules avec capacité sur les arcs, quelques exemples sont : la collecte de déchets, le nettoyage des rues, la distribution de courriers ou l'inspection de lignes électriques voir Santos et al, (2008) [83].

2.7.9 Problème de tournées de véhicules avec contrainte sur la distance

Ce problème est connu avec le nom anglais de distance-constrained VRP. Le problème considère une borne limite pour la longueur totale des tournées. Cette contrainte peut s'appliquer à d'autres caractéristiques des tournées comme la durée, le coût ou le nombre de clients. Des situations réelles peuvent être modélisées avec ce type de contraintes. Par exemple, Mendoza et al, (2009) [68], utilisent ce type de contraintes pour modéliser une limite imposée sur la distance maximale à parcourir en une journée par un reviseur. Dans Ruiz et al, (2004) [82], la contrainte est utilisée pour modéliser la limitation de la capacité de transport des véhicules qui disposent de compartiments de transport individualisés pour chaque client.

2.7.10 Problème de tournées de véhicules avec dépôts multiples

Le problème de tournées avec dépôts multiples ou MDVRP (Multi Depot Vehicle Routing Problem) est une extension qui considère plusieurs dépôts pour le départ et le retour des tournées. Chaque dépôt dispose d'une flotte de véhicules et le dépôt de début et de fin pour chaque tournée doit être le même. On cite Dondo et Cerdá, (2007) [24] qui ont traité un problème multi-dépôts avec fenêtre de temps en utilisant une méthode par agrégation.

2.7.11 Problème de tournées de véhicules avec livraisons divisibles

Le SDVRP (Split Delivery Vehicle Routing Problem) est une relaxation du problème de base de tournées de véhicules. Dans cette variante, les clients peuvent être servis par différents véhicules. Ceci implique la relaxation de la contrainte du CVRP qui limite à une le nombre de fois où un client peut être visité.

Dans le problème de tournées de véhicules avec livraisons divisibles (partagées) une flotte de véhicules homogènes capacités est disponible pour servir d'un ensemble de clients. Chaque client peut être visité plusieurs fois, contrairement à ce qui est généralement supposé dans le problème de tournées de véhicules, et la demande de chaque client peut être supérieure à la capacité de véhicule. Chaque véhicule doit démarrer et terminer son tour au dépôt. Le problème consiste à trouver un ensemble de routes véhicule qui servent tous les clients, telle que la somme des quantités livrées dans chaque tour n'excède pas la capacité d'un véhicule et la distance totale voyagée est réduite.

Le SDVRP a été introduit dans la littérature il y a plus de vingt ans par Dror et Trudeau en 1989 [26] qui ont motivé l'étude du SDVRP par prouver qu'il peut avoir des économies générées en permettant aux livraisons divisibles. Archetti et al, (2006) [2] analysent les économies possibles maximales obtenues par permettant des livraisons divisibles.

Le SDVRP peut être défini sur un graphe $G = (V, E)$ avec l'ensemble de sommet $V = \{v_0, v_1, \dots, v_n\}$, où v_0 désigne le dépôt et les autres sommets représentent les clients, et l'ensemble d'arrêtes E . Le coût c_{ij} (également appelée longueur) du parcours d'une arrête $(i, j) \in E$, suppose qu'elle n'est pas négative et satisfaite à l'inégalité triangulaire. Une demande q_i est associée pour chaque client $v_i \in V \setminus \{v_0\}$. Un nombre illimité de véhicules sont disponible, chacune avec capacité $Q \in \mathbb{Z}$. Nous supposons qu'une limite supérieure M sur le nombre de véhicules nécessaires pour servir les clients est disponible.

Chaque véhicule doit démarrer et terminer son tour au dépôt. Les demandes de clients doivent être satisfaites, et la quantité livrée dans chaque visite ne peut pas dépasser Q . L'objectif est de réduire la distance totale voyagée par les véhicules.

Nous offrons ci-dessous une formulation en programmation entière (P) pour le SDVRP. Nous utilisons les notations suivantes :

- x_{ijk} est une variable binaire qui prend la valeur 1 si le véhicule k voyage directement à partir de i à j et 0 sinon,
- a_{ik} est la quantité de la demande de client i livrée par le véhicule k ,
- y_{ik} est une variable binaire qui prend la valeur 1 si le véhicule k visite le client i et 0 sinon.

Le SDVRP est formulé comme suit :

$$\min P = \sum_i^n \sum_j^n \sum_k^M c_{ij} x_{ijk}. \quad (2.15)$$

sous les constraints :

$$\sum_j^n x_{0jk} = \sum_j^n x_{j0k} = 1, \forall k \in \{1, \dots, M\}, \quad (2.16)$$

$$\sum_i^n x_{ijk} = \sum_j^n x_{ijk} = y_{ik}, \forall i \neq 0, \forall k \in \{1, \dots, M\}, \quad (2.17)$$

$$a_{ik} \leq q_i y_{ik} \forall i \neq 0, \forall k \in \{1, \dots, M\}, \quad (2.18)$$

$$\sum_i^n a_{ik} \leq Q, \quad \forall k \in \{1, \dots, M\}, \quad (2.19)$$

$$\sum_i^n a_{ik} \geq \sum_i^n q_i - (M-1)Q, \quad \forall k \in \{1, \dots, M\}, \quad (2.20)$$

$$\sum_k^M a_{ik} = q_i, \quad \forall i \in \{1, \dots, n\}, \quad (2.21)$$

$$u_{ik} - u_{jk} + (n+1)x_{ijk} \leq n, \quad \forall i \neq 0, \forall j \neq 0, \forall k \quad (2.22)$$

$$x_{ijk}, y_{ik} \in \{0, 1\}, \quad \forall i, j, k,$$

$$a_{ik} \geq 0, u_{ik} \geq 0, \forall i \neq 0, \forall k \in \{1, \dots, M\},$$

La contrainte (2.16) assure que chaque véhicule démarre et termine sa tournée au dépôt. Dans la contrainte (2.17), $x_{ijk} = 1$ indique que le véhicule k visite le client j après le client i et $y_{ik} = 1$ indique que le véhicule k visite le client i . à chaque demande de client i , la quantité de livraison a_{ik} ne doit pas dépasser la demande, ce qui est assuré par les contraintes (2.18). Les contraintes (2.19) et (2.20) assurent que la livraison totale de la route ne peut pas dépasser la capacité de véhicule mais doit être au moins $\sum_i^n q_i - (M-1)Q$. Les contraintes (2.21) garanté que la demande est satisfaite pour tous les clients. En fin, on retrouve les contraintes d'élimination des sous-tours en (2.22).

On peut distinguer deux cas du SDVRP, la demande q_i de chaque client i est discrète ou continue, c'est-à-dire, dans le cas que la demande est unitaire, a_{ik} est entière, et inversement, a_{ik} est continue.

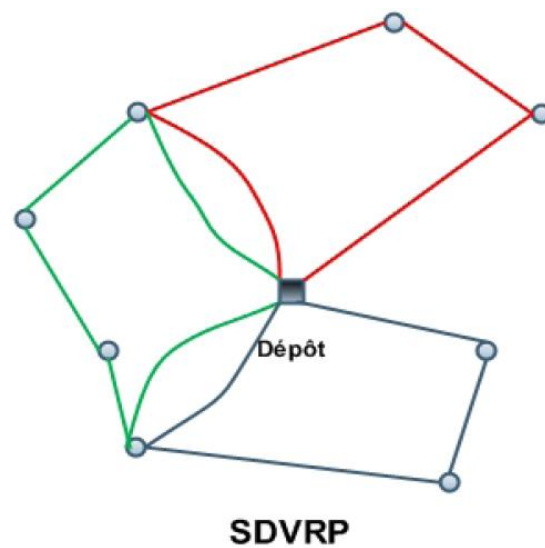


FIG. 2.3 – Un exemple du SDVRP

2.7.12 Problème de tournées de véhicules périodique

Le problème de tournées de véhicules périodique ou PVRP (Periodic Vehicle Routing Problem) a été formulé pour la première fois par Beltrami et Bodin en 1974 [4]. Dans le PVRP, les tournées sont déterminées pour une période de temps (par exemple pour une semaine). Les clients peuvent être servis plusieurs fois dans cet horizon de temps. Une fréquence de passage dans l'horizon de temps est défini pour chaque client. Cette fréquence permet de déterminer les combinaisons de jours possibles pour le passage de chaque client. Pour résoudre un PVRP, il faut donc déterminer simultanément une combinaison de jours de passage pour chaque client et l'ensemble des tournées pour chaque jour de l'horizon de planification.

2.8 Problème de tournées de véhicules multi-objectif

Les problèmes de tournées académiques nécessitent souvent des adaptations pour des applications pratiques. Les adaptations sont le plus souvent sous la forme de nouvelles contraintes ajoutées au modèle du problème. Par exemple, la version de base du problème d'élaboration de tournées de véhicules consiste à construire une collection de longueur minimale de tournées pour une flotte de véhicules sur un ensemble de clients qui demandent à être servis d'une quantité de marchandise depuis un dépôt, de telle sorte que la demande associée à une tournée ne dépasse pas la capacité du véhicule affecté. Pour prendre en compte d'autres aspects apparaissant dans des cas réels, plusieurs variantes du problème ci-dessus, incluant de nouvelles contraintes, ont été proposées par Toth et Vigo en 2001 [93]. Un exemple est le problème d'élaboration de tournées de véhicules avec fenêtre de temps où une fenêtre de temps est associée à chaque client qui doit être servi

durant cet intervalle. Où on trouve Obayashi et al en 2007 [73], qui a proposé MOGA pour la résolution, d'un VRP multi-objectif, et sa modélisation multi-objectif, on prend les deux objectifs, minimisation de la distance totale et minimisation du nombre de véhicules. Et dans l'article de Murata et al 2007 [72], le problème de tournée multi-objectif est récent dans la recherche, ils ont proposés un algorithme mémétique, qui améliore la similarité de deux ensembles de solutions non-dominées, où la demande des clients varie dans le temps. En considérons deux périodes de demande différentes dans un problème qui demande sont : Période normale et période de forte demande. Dans ce cas, ils optimisent les deux objectifs tels que la réduction du coût total de la prestation, en minimisant les coûts au maximum, ce qui réduit le nombre de véhicules, et minimisant le retard total à la date de livraison.

Une autre manière d'améliorer l'aspect réel d'un problème est de considérer plusieurs objectifs. Dans le cas des problèmes de tournées, les objectifs peuvent être classés selon la composante du problèmes sur laquelle ils portent : la tournée (travail, profit,...), les nœuds ou arcs (fenêtres de temps, service du clients,...) et les ressources (véhicules, marchandises,...).

Dans la littérature on trouve quelques applications :

Les applications

Les approches multi-objectif des problèmes de tournées ont principalement trois motivations : la résolution d'un problème réel dans lequel plusieurs objectifs ont clairement été définis par le décideur, l'adaptation de problèmes académiques dans le but de rendre les problèmes plus en phase avec des cas réels ou pour étudier des objectifs complémentaires sans abandonner toutefois l'objectif classique de minimisation de la distance parcourue ou encore pour offrir une généralisation d'un problème.

– **Problème du voyageur de commerce multi-objectif :**

Plusieurs études s'intéressent au problème du voyageur de commerce multi-objectif. Dans ce problème, plusieurs coûts sont associés aux arrêtes. Par exemple, si le graphe représente un réseau routier, le temps nécessaire pour se rendre entre deux points peut ne pas être proportionnel à la distance parcourue. Une autre motivation de l'étude de ce problème vient du fait qu'il s'agit d'une extension d'un problème classique fortement étudié par Zhenyu en 2003 [100].

– **Cas d'une compagnie de transport belge :**

Sherbeny en 2001 [30] dans cette étude, le problème envisagé comporte des objectifs fixés par une compagnie de transport belge. Un ensemble de clients demande à se faire livrer une certaine quantité de marchandise depuis un emplacement autre que le dépôt de véhicules. La livraison se fait donc en deux temps. D'abord, le camion se rend en un lieu pour charger la cargaison qui est ensuite livrée au destinataire final. Pour chaque lieu de chargement, une fenêtre de temps est définie. La livraison est effectuée par une flotte de camions hétérogènes. Il existe deux types de camions : les

camions non-couverts qui n'ont pas de bâche et les camions couverts qui en ont une. Il n'y a pas de problème de capacité, en effet, si c'est nécessaire, une commande peut être décomposée entre plusieurs véhicules. La résolution doit être effectuée quotidiennement par rapport aux clients de la journée.

– **Tournées de cars scolaires :**

Bowerman et al en 1995 [7], s'intéressent à la planification de tournées de cars scolaires en milieu urbain et notamment dans le comté de Wellington dans l'Ontario. Selon les auteurs, le problème de tournées de cars est plus complexe que le problème d'élaboration de tournées de véhicules classiques. Ils spécifient le problème de la manière suivante : un groupe d'élèves répartis dans l'espace doit recevoir un service de transport public depuis le lieu de résidence jusqu'à l'école. Le problème est de trouver une série de tournées de cars scolaires qui assure que le service est équitable pour tous les élèves admissibles. Les auteurs proposent un modèle mathématique multi-objectif pour ce problème. Le modèle comporte les objectifs suivants : la minimisation de la longueur totale, la minimisation de la distance de marche des élèves et l'équilibrage de la charge. Cependant les auteurs proposent une approche en deux phases.

– **Transport de marchandises à Singapour :**

Tan et al en 2003 [88], proposent un problème bi-objectif défini à partir du système d'organisation de capacité de véhicules pour une entreprise de logistique de Singapour. Le modèle utilisé est PTV avec camions et remorque où la longueur de la solution et la taille de la flotte de camions et de remorques sont prises en compte. Dans le PTVCR, les véhicules sont formés de deux éléments détachables. Certaines localisations sont accessibles par le véhicule complet. Pour d'autres, il est nécessaire de laisser la remorque le temps d'effectuer les livraisons.

– **Cas de distribution de produits dangereux :**

Zografos et Androustopoulos en 2004 [101] proposent la modélisation de la distribution de produits dangereux sous la forme d'un problème bi-objectif où la minimisation du coût ne se fait pas au détriment de la minimisation du risque et vice versa. Le problème est modélisé sous la forme d'un problème d'élaboration de tournées de véhicules avec fenêtre de temps. L'heuristique proposée a été intégrée à un système d'information géographique pour des opérations logistiques sur les matériaux dangereux.

2.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents problèmes du transport, et ses modélisation mathématique, qui touchent de près ou de loin à notre problème. Ainsi, nous avons constaté que le problème de tournées des véhicules mono-objectif est un sujet très étudié, par contre on trouve quelques applications sur le VRP multi-objectif. En général

le problème du transport est présenté comme un problème multi-objectif dans le cas réel. Toutefois, l'aspect construction de tournées dans un contexte multi-objectif n'a pas été vraiment traité. L'ensemble de ces recherches bibliographiques sert à confirmer l'importance du problème de tournées de véhicules. Afin de proposer un modèle mathématique pour un cas réel (cas d'Ifri), nous avons intérêt de voir un peu sur l'histoire de l'entreprise, et sa stratégie de distribution, et le réseau routier exploité par cette entreprise. Le chapitre suivant, sera consacré à la description de l'entreprise économique Ifri, et la modélisation de la distribution dans cette entreprise.

Chapitre 3

Proposition d'un modèle multi-objectif de la distribution dans une entreprise économique

3.1 Introduction

La livraison quotidienne des produits, dans le but de satisfaire les clients géographiquement distribués, est réalisée à l'aide d'une flotte de véhicules dotée d'une capacité limitée. Dans notre cas, on se trouve face à un cas réel, un problème de tournées de véhicules avec capacité (Capacited Vehicle Routing Problem CVRP).

Avant d'entamer la modélisation de la distribution au niveau de l'entreprise SARL Ifri, il est préférable de commencer, par une description du réseau routier en Algérie, constitué d'une grande partie, des flux de transport de marchandises. Il constitue ainsi un support fondamental au développement économique du pays et les entreprises. La demande de transport s'exprime en règle générale par les déplacements des marchandises. L'offre de transport est représentée d'une part par le parc de véhicules, et d'autre part par le réseau routier. Le trafic est ainsi l'expression de la confrontation entre l'offre et la demande de transport. Une partie de ce chapitre sera consacré, à la description des stratégies de la distribution dans une entreprise économique Algérienne cas d'Ifri. Et une autre partie sera consacrée, à la proposition d'un modèle mathématique multi-objectif, de la distribution dans le cas de cette entreprise.

3.2 Réseau routier en Algérie

Le rôle de la route est capital face à l'étendue du pays 2.4 million de Km^2 , l'infrastructure routière avec une longueur totale de 112 mille kilomètres et plus de 3 mille ouvrages

d'art. Le réseaux routier en Algérie est le plus important en Maghreb et d'Afrique, d'une longueur de 108 302 km, répartie sur 76 028 km de routes nationales et 32 274 km de routes secondaires, le réseau routier est en plein développement grâce au programme de modernisation des transports routier et ferroviaire (22 milliards de dollars d'investissement public) qui prévoit la réalisation de l'autoroute est-ouest de (1 216 km), l'autoroute des hauts plateaux de (1 330 km), et la réalisation de 19 000 km de route, ainsi la finition de la route transsaharienne (nord-sud).

La Wilaya de Bejaia, qui une superficie totale de 3.268 km^2 , est marquée par l'importance du relief montagneux (3/4 du la superficie totale).Le réseau routier dans la wilaya de Bejaia dense composé de :

- 430 Kms de routes nationales, 516 Kms de chemins de wilaya et 2800 Kms de chemins communaux,
- 89 km de chemin de fer (Bejaia - Béni Mansour),
- Un Port et un Aéroport.

Le parc automobile en Algérie

Le nombre de véhicules enregistrés est passé de 86 mille en 1962 à plus de 4,5 millions de véhicules en circulation en 2010, ce qui représente une augmentation annuel moyenne continue de 10 % de tous les types d'automobiles à moteur. La population, dans la même période, est passée de 9 millions à 35,4 millions d'habitants. Entre l'année 2000 et l'année 2012, le parc a connu une augmentation sans précédent avec plus de 2,5 millions de véhicule toutes catégories confondues.

3.3 Espace géographique :

L'espace géographique influence sur le choix des moyens, mais aussi l'organisation de l'opération de transport. Pour chaque opération de transport, il est essentiel de définir le lieu de départ, le lieu d'arrivée et les principaux points d'escales qui constituent l'itinéraire. L'organisateur de l'opération de transport peut ainsi recenser les lieux de prélèvements et de livraisons successifs des marchandises tout au long de son itinéraire et déterminer le chemin optimal. Dans notre cas en Algérie, sur une superficie de $2\,381\,741 \text{ Km}^2$ et un réseau de transport très important et des distances très importantes entre les clients ; en trouve aussi des régions qui ont des itinéraires difficiles à parcourir avec une vitesse uniforme (c'est-à-dire parcourir deux routes de même distance, avec une même durée de parcoure et une même quantité de consommation de gas-oil).

L'espace géographique enfin permet de prendre aussi en considération l'état des routes, le relief, le climat, la populations qui influencent chacun à sa manière le choix du véhicule et le choix des horaires dans le planning.

Marchandise :

La marchandise influence le choix des moyens de transport et de manutention. Il est important d'avoir au préalable une information juste sur le type d'emballage ou le conditionnement des Unités Logistiques (UL) et des Unités de Manutention (UM). Informations qui plus tard servent à renseigner les documents de transport, permettent d'anticiper sur la nature des moyens matériels à mobiliser au lieu du chargement et au lieu du déchargement des marchandises, respect du dimensionnement du véhicule, optimisation du chargement, respect des contraintes liées aux moyens de manutention à mobiliser, respect des conditions de transport (emballage, protection,...). On peut définir la marchandise tout ce qui fait l'objet d'un trafic autre que le trafic " passagers ", à savoir, bagages, courrier,....

Principales fonctionnalités d'un gestionnaire de parc

Les responsabilités du gestionnaire du parc automobile : Essentiellement administratives la réception des marchandises à transporter, planification du transport, émission des ordres de missions, gestion des heures de travail (pointage des chauffeurs), émissions des notes de frais pour le chauffeur, émissions des documents de transport, contrôle, suivi et actualisation des documents des véhicules et des documents des chauffeurs, suivi du contrôle technique des véhicules, gestion des entrées et sorties des véhicules, contrôle des processus de gestion informatique de l'information. Gestion des stocks de consommables et de pièces de rechange, Gestion des ressources humaines (horaires de travail/repos), gestion de la maintenance, planification des livraisons, gestion des transports (traçabilité, documents de transport).

La gestion du parc automobile est pratiquée dans les entreprises de location automobile, les entreprises industrielles et commerciales. Pour ces deux dernières, elles peuvent selon les cas disposer d'un parc intérieur ou d'un parc extérieur.

Consommation de gas-oil en Algérie

Le trafic routier présente une dépendance vis-à-vis des produits pétroliers (essences, gas-oil), le gas-oil est utilisé comme carburant pour les moteurs des camions du transport de la marchandise et dans l'industriel,.... La tendance au niveau mondial et surtout des pays développés, est de limiter la consommation de certains produits dans le cadre de la protection de l'environnement.

Le gas-oil est un produit pétrolier énergétique très polluant. L'utilisation du gas-oil engendre des émissions de :

1. Oxyde d'azote (NOX),
2. Oxyde de carbone (CO2).

Le transport par route assure le transport des marchandises et le transport des personnes, nous constatons une forte augmentation de la consommation du gas-oil ces dernières années et mêmes des pénuries. Suite à l'augmentation des importations des véhicules, augmentation de déplacement des personnes du fait d'une offre toujours plus importante en services de transports voyageurs; accroissement des opérateurs activant dans le domaine du transport routier du marchandise. La pénurie de 2008 a touchée les entreprises de l'industrie et les entreprises de transport. Parmi ces entreprises on trouve Ifri, qui a met sa flotte en arrêts pendant 17 jours, qui engendre un déficit pour cette entreprise.

Le secteur de transport représente la part la plus importante (49%), suivi par le secteur résidentiel et tertiaire (23%), l'agriculture (17%) et l'industrie et BTP 11%. voir la Figure suivante (3.1)

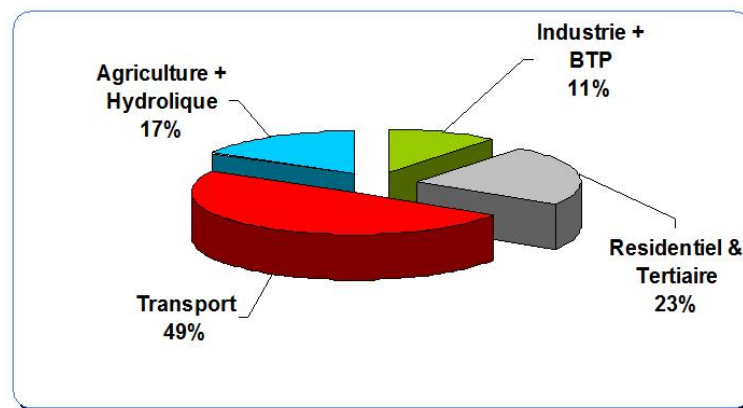


FIG. 3.1 – Répartition de la consommation du gas-oil par secteur d'activités en 2009

Pour plus d'information sur la consommation de gas-oil en Algérie, voir (<http://www.mem-algeria.org>, <http://www.mtp.gov.dz>).

3.4 Description de l'entreprise

Les réformes en Algérie, qu'a connue le secteur d'industrie à la fin des années 1990. Où, on trouve l'entreprise SARL Ifri dans le secteur agroalimentaire, qui dispose d'une flotte de camions, afin d'acheminer ces produits à ces clients.

3.4.1 Historique et croissance de l'entreprise Ifri

L'entreprise Ifri est située à Ighzer Amokrane, chef lieu de commune et de daïra d'Ifri ouzellaguen, dans la wilaya de Béjaïa. Elle est implantée à l'entrée Est de la vallée de la Soummam, en contrebas du massif montagneux du Djurdjura qui constitue son réservoir naturel d'eau.

Depuis la création de la limonadière IBRAHIM Laid en 1986, devienne le producteur de diverses limonades d'eaux gazeuses et sirops, avec ces propres moyens.

Dix ans plus tard (1995), l'entreprise est transformée en une Société au Nom Collectif (SNC). Avec l'expérience acquise dans le domaine des boissons gazeuses, le groupe Ifri ne cesse de surprendre depuis sa création. Parti d'une société spécialisée dans la fabrication de boissons gazeuses (sodas), la fabrique s'est transformée en un géant de la production de l'eau dès 1995, date du lancement de la première unité de fabrication d'eau minérale naturelle sous un emballage plastique (PET)¹.

Dans l'utilisation du PET au niveau national, Ifri inaugure son premier atelier d'em-bouteillage le 20 juillet 1996. A cette date, plus de 20 millions de bouteilles sont commercialisées sur l'ensemble du territoire national. Ce chiffre atteint 48 millions de litres en 1999 puis 252 millions de litres en 2004 avant de franchir le cap de 500 millions de litres (emballage PET et verre) en 2005.

L'entreprise disposait d'une flotte de camions très limitée, souvent faire recours à la location des camions pour distribuer ces produits à ces clients qui demandaient des petites quantités. L'entreprise a changé son statut en une Société A Responsabilité Limitée (SARL) suite, au développement de son réseau par conséquent, l'augmentation du volume des demandes de grands quantités.

L'entreprise Ifri a su élargir sa gamme aux boissons gazeuses et sodas dans des formats variés en emballages plastique (PET) et verre retournable. Le groupe a engagé un programme d'investissement important traduit par la création plus de 1550 emplois directs et des milliers d'emplois indirects, contribuant à désenclaver une région devenue un pôle industriel qui rayonne au plan national et international. La diversification de la gamme de boissons s'est renforcée par la création de nouvelles filiales, consacrant l'intégration de sa production en amont, au niveau de la fabrication de préformes en PET (Général Plast) et de capsules, ainsi qu'en aval, par le renforcement de sa chaîne logistique par la création de Béjaïa Logistique (BL), venue appuyer sa politique de distribution sur l'ensemble du territoire nationale et international.

3.4.2 Missions et organisation de l'entreprise Ifri

L'entreprise Ifri a pour mission de produire une gamme diversifiée à savoir :

- L'eau minérale naturelle,
- L'eau minérale gazéifiée,
- Les sodas,
- Les boissons fruitées,
- Les boissons fruitées au lait.

¹Polyéthylène Téréphtalate

Ayant couvert les besoins du marché national, grâce à une gamme de produits tellement diversifiés, Ifri est partie à la conquête de nouveaux marchés dans le monde.

L'entreprise Ifri est composée de plusieurs directions et services (la direction générale, la direction des achats, la direction de Bejaia logistique, le service maintenance,...). Ces directions sont toutes situées au siège social. Notre travail est basé dans la direction Bejaia Logistique (BL).

3.4.3 Direction Bejaia logistique

En 2002 la SARL Ifri, elle a créé sa propre flotte de véhicules, avec 75 camions de type semi-remorque, jusque-là, le système de distribution se faisait sous forme des tournées. Elle a investi ses efforts dans le but d'élargir sa gamme des produits, augmentation de sa capacité de production, élargir son réseau de distribution national. Vu le nombre important de ses clients ainsi que les grandes quantités demandées par ces derniers, l'entreprise a modifié son système de distribution, création des dépôts (distributeurs agréés) à travers les 48 wilayas et en alimentant chaque dépôt directement du l'usine sans faire des tournées (forme une seule tournée). La distribution des produits pour ses clients (super marché, alimentation générale,...) se fait à partir du ses dépôts agréés.

En 2010 elle a créé une entreprise de transport " Bejaia Logistique " avec 149 camions de type semi-remorque. Qui assure le transport sur les grand distance (usine-dépôt) i.e. à travers les 48 wilayas et en alimentant chaque dépôt directement du l'usine sans faire des tournées. Et 247 camions de différents charges repartis sur le territoire national, par exemple pour le dépôt de l'entreprise Ifri qu'est situé à Ighzer Amokrane, dans la wilaya de Bejaia, assure la distribution des produits d'Ifri avec cinq camions, de longueur de 6120 mm, largeur de 2030 mm, hauteur de 2285 mm, poids total de 7300 kg. À la fin 2011, elle a augmenté sa flotte avec 50 camions de type semi-remorque, et 145 camions de petit charge. Elle comporte sept services qui sont :

1. Réception et expéditions des produits finis de l'entreprise aux clients,
2. Gestion des matières premières gas-oil,
3. Gestion d'emballage,
4. Contrôle les différents documents relatifs aux entrées et sorties de marchandise dans les stocks et les différents magasins,
5. La coordination entre le service commercial et le service parc,
6. Gestion du parc des camions,
7. Gestion des chauffeurs.

Avec la coordination existante entre le service commercial et le service de transport, on peut identifier les variations des coûts de commercialisation des produits, ainsi comment fonctionne les opérations du livraison des demandes de chaque client, et cela grâce à des factures de chaque client, a savoir la liste des clients et leurs adresses et la demande journalières pour chaque type de client. Malheureusement, ces données restent confidentielles.

La composition de la flotte (véhicules de transport des différents produits de l'entreprise), est caractérisée par année de mise en circulation, le tonnage, la marque, la quantité de consommation de gas-oil. Comme on a vu précédemment, l'entreprise a un champ d'action qui s'étale sur le territoire national et international, elle a subdivisé le territoire en plusieurs régions (en générale par wilaya), et chaque région est constitué à partir d'un groupe de clients, les distances, les frais de mission et les temps qui sépare entre une région et l'entreprise est donné par le Tableau (3.1).

Remarque 4 Ces données sont en aller-retour (une tournée), entre un dépôt et l'usine.

DATE DEPART	Destination	client	Distance	Période	F. Mission	consommation
05/01/2010	HASSI MESSAOUD	SARL YULLIWAS	1350	3 J	4500	560
.
.
.
08/01/2010	Annaba	Saidi mohamed	980	2J	3000	455
.

TAB. 3.1 – Distance et temps de parcours aller-retour pour les longues distances.

Les coûts intervenants dans la livraison d'un ensemble de produits, sont liés à :

- La consommation en gas-oil,
- La marge sur les salaires des chauffeurs et convoyeurs,
- Les frais de mission pour le chauffeur et le convoyeur,
- Les prix des pièces de rechange,
- Les amortissements pour les camions sur 5 ans.

3.4.4 Segmentation des clients Ifri

- **Les clients exclusifs** : C'est la plus importante catégorie des clients d'Ifri car ses clients activent durant toute l'année, permettent à l'entreprise de réaliser des chiffres d'affaires importants.
- **Les grossistes et dépositaires** : Ce sont des clients qui activent en été et qui attendent les promotions pour réapparaître à nouveau durant les autres saisons mais ils représentent un segment important.
- **Les hôtels de prestiges** : Ce sont les clients qui ne permettent pas à l'entreprise de réaliser des chiffres importants et qui lui confèrent une image de marque prestigieuse, la raison qui incite Ifri à les attirer puis à les fidéliser.
- **Les institutions publiques** : Ce sont les institutions d'état, et les entreprises étatiques comme l'Assemblée Populaire National (APN), le ministère, l'Armée National Populaire (ANP), ou comme l'entreprise pétrolière SONATRACH.

- **Les multicaterings** : Ce sont les entreprises qui offrent des prestations de restauration, et la gestion des services de restauration, hôtellerie.

3.4.5 Distributeurs d'Ifri

Pour que l'entreprise satisfasse ces clients elle a décidée de : Création d'une entreprise de logistique pour réduire la facture du transport pour ses clients ; toute en leur impliquant des prix très réduits. L'avantage de la logistique c'est de parvenir les produits au client dans le plus bref délai pour éviter la rupture des stocks dans les entrepôts.

La SARL Ifri dispose d'une infrastructure de stockage de grande capacité ; qui joue un rôle stratégique dans la garantie d'approvisionnement de ses dépôts, avec une flotte de camions de type semi remorque pour les longues distances, en plus chaque dépôt dispose des camions de petite capacité, destinés pour approvisionner les clients (grossistes, supermarchés,...). A partir de là se décrit le lien entre les activités de production et de la distribution, d'où l'importance fondamentale de la fonction transport dans la distribution.

Les clients : sont, les revendeurs en détail, les aires de stockage, les supermarchés et les consommateurs directes. Chaque client a une demande parmi les produits et ses demandes doivent être satisfaites.

Chaque client est représenté par :

- Type de client,
- Son code,
- Capacité de stockage,
- Le type de produit demandé,
- Sa localisation dans le réseau,
- Sa quantité demandée.

Chaque véhicule est représenté par :

- Le type de camion,
- Son code,
- Sa capacité poids,
- Largeur, longueur, hauteur,
- La consommation de gas-oil sur 100 km.

Demandes des clients

Chaque client a une demande bien spécifiée de chaque produit. Vu la diversification des produits de l'entreprise (sont données dans l'annexe), nous nous sommes basés sur le poids total de la demande q_i (chargement) et non pas sur le type de produit demandé. Un exemple est donné par le Tableau (3.2) pour un dépôt et les demandes des clients.

Code de client	061001	061002	061003	061004	061005	061006	061007	061008
Quantité demandée	24	37	42	18	27	45	25	75
Code de client	061009	061010	061011	061012	061013	061014	061015	061016
Quantité demandée	27	45	45	40	27	75	68	27
Code de client
Quantité demandée
Code de client	0610100	061101	061102	061103	061104	061105	061106	061107
Quantité demandée	46	68	90	84	30	75	36	35

TAB. 3.2 – La demande de chaque client

Les distances entre les clients et un dépôt, de l'entreprise Ifri sont données par le Tableau (3.3)

	0	1	2	541
0	0	25	25.5	55
1	25	0	0.3	0.5
2	25.5	0.3	0
.
.
541	55	0

TAB. 3.3 – Les distances entre les clients en Km.

On prend par exemple, les longueurs des tournées d'une journée d'un dépôt de l'entreprise Ifri, la différence entre la tournée la plus longue et la tournée la plus courte, est donnée par le Tableau (3.4).

La distance Total	759
T1	157
T2	160
T3	148
T4	121
T5	173
Tmax-Tmin	52

TAB. 3.4 – Les longueurs tournées de l'entreprise Ifri pour une journée.

- T_k est la longueur effectuée par le camion k , pour $k = 1, 2, 3, 4, 5$.
- Tmax la plus longue tournée,
- Tmin la plus courte tournée.

Chargement

Une fois que les commandes préparées, elles peuvent être chargées dans les remorques. Les employés du quart du soir s'occupent du déchargement des palettes et du produit non distribué dans les camions qui reviennent au centre de distribution (dépôt) après leurs livraisons. En général, les chauffeurs reviennent en fin d'après-midi.

Le chargement commence peu de temps après. Il s'effectue en respectant la feuille de confirmation des voyages. Les chargeurs doivent aussi s'occuper de remplir la feuille de chargement révélant l'emplacement de chaque palette dans la remorque. Il y aussi une personne qui déplace les remorques du stationnement aux quais de chargement. Par la suite, les chauffeurs arrivent au centre de distribution. Ils inspectent tout d'abord l'équipement (la remorque et le camion). Cette activité a une durée d'environ une demi-heure. Ils rentrent pour prendre leurs enveloppes respectives et ils partent en route vers leurs premiers magasins.

Le convoyeur décharge les palettes et le gérant du magasin vérifie la livraison pour s'assurer de son exactitude. Après chaque livraison, le chauffeur obtient la signature du gérant sur le bon de livraison et s'occupe de distribuer les notes de crédit s'il y a lieu. Il remplit une feuille indiquant le nombre de caisses vide à ramener au centre de distribution. Le chauffeur doit aussi s'assurer de remplir sa feuille de route qui indique les magasins visités ainsi que les heures auxquelles les livraisons ont eu lieu. Ces étapes complétées, le chauffeur se dirige vers le prochain client. La route (tournée) terminée, le chauffeur retourne au centre de distribution. En général, le retour se fait tard en après-midi. À son arrivée, il fait appel au répartiteur afin de connaître l'endroit où laisser la remorque dans la cour. Cela facilite l'opération du chargement du lendemain. Il finit de remplir la feuille de route et la remet au répartiteur. Il doit aussi rendre l'enveloppe qui lui avait été attribuée avant de partir.

Cependant, certaines routes doivent suivre une procédure modifiée. Plus particulièrement, le camion à l'une des régions lointaines présentent certains défis. Puisque ces routes doivent rejoindre des magasins en régions éloignées, elles sont nécessairement plus longues que la normale ce qui entraîne souvent des violations des conditions de travail des chauffeurs. Elles s'étendent donc souvent sur plus d'une journée et suivent une procédure différente pour pallier à ces complexités.

Les dépôts de l'entreprise Ifri, n'est pas dotée d'outils aptes à évaluer ni l'efficacité ni la validité des routes. Cette situation donne lieu à des conflits d'intérêts entre l'entreprise et le chauffeur. On trouve d'une part des chauffeurs qui parcourent des distances importantes, dans cette situation où il y a des chauffeurs qui démissionnent, et d'autre part on trouve des chauffeurs qui ont des parcourent plus court, tandis que les dépôts de l'entreprise Ifri cherche, à restreindre au maximum les dépenses attribuables aux chauffeurs, et la minimisation de consommation de gas-oil, tout en gardant les chauffeurs qui ont d'expérience dans l'entreprise.

3.5 Modélisation

Le problème de tournées de véhicules est toujours modélisé, sous forme d'un programme mathématique sous contraintes. Dans cette section, nous exposons une formulation mathématique de la problématique qui permet une meilleure compréhension du problème et de ses contraintes. La taille de ce programme linéaire mixte augmente très rapidement lorsque l'on considère plusieurs produits et plusieurs périodes. De plus, certaines variables de décision sont bivalentes ce qui rend l'obtention de solutions optimales ou même simplement réalisables difficile.

Nous considérons que les clients passent leurs commandes pour une période donnée sans précision supplémentaire sur la date de livraison. Le regroupement des clients est fait en fonction du critère de distance, dans le cas où la distance séparant deux clients est petite, les clients seront affectés vers le dépôt le plus proche.

Pour la modélisation de notre problème, peut être représenté sous la forme d'un graphe orienté et value $G = (V, E, C)$, pour définir les différentes variables nécessaires, les contraintes et les fonctions objectives. Nous commençons par introduire les notations suivantes :

Notations

- i, j : Représentes le client i et le client j ,
- V : Représente l'ensemble des clients,
- E : Représente l'ensemble d'arcs entre les clients $i, j \in V$,
- C : Représente la matrice de distances entre les clients,
- T : Le temps maximal du travail d'un chauffeur et de son convoyeur par jours,
- c_{ij} : Distance entre le client i et le client j ,
- t_{ij} : Temps nécessaire au camion k pour voyager du client i au client j ,
- t_i : Temps nécessaire au camion k pour décharger au client i ,
- $Tmax$: La distance de la plus longue des tournées,
- $Tmin$: La distance de la plus courte des tournées,
- $Dmax$: Le temps maximal des tournées,
- $Dmin$: Le temps minimal des tournées,
- g_{ijk} : La quantité de gas-oil consommées entre le client i et le client j par le camion k ,
- n : Nombre de client,
- M : Nombre de camion,
- Q : Capacité de camion,
- q_i : La quantité demandé par le client i ,

Il est possible de définir un problème de tournées en se basant sur les catégories suivantes : nous définissons les différentes variables nécessaires, le réseau, la demande, la

flotte, l'objectif, et les différentes contraintes du problème.

1. Le réseau

Notre réseau, est représenté par le réseau routier de Ighzer-Amokrane, sur le quel se situe, le client exclusif de l'entreprise Ifri nommé dépôt, et qui est constitué d'un ensemble de sommets notés V , représentant les clients à visiter et à servir. Les arcs représentent les liaisons (routes) existantes entre les clients noté E . Et les distances entre les clients sont données par une matrice C . On note i, j les clients i et j , et c_{ij} la distance entre ces derniers.

2. Les variable de décision

Pour modéliser un problème réel, comme un modèle mathématique il est essentiel de définir les variables de décision. Dans notre cas, on a défini deux variables binaire x_{ijk} et y_{ik} indicés par i, j, k tel que k est le k^{ime} camion.

$$x_{ijk} = \begin{cases} 1, & \text{Si le client } i \text{ est visité immédiatement avant la client } j \text{ par le camion } k, \\ 0, & \text{Sinon.} \end{cases}$$

$$y_{ik} = \begin{cases} 1, & \text{Si le client } i \text{ est visité par le camion } k \\ 0, & \text{Sinon.} \end{cases}$$

3. La demande

Le problème traité est un problème de distribution, on parle de la demande de chaque client. La demande est associée à chaque nœud, et chaque demande est constituée d'un seul produit ou de plusieurs. On s'intéresse au poids total de la demande. On note q_i la demande du i^{me} client. Chaque client doit être satisfait en une seule fois par un seul camion est donnée par la contrainte (3.1). Les contraintes (3.2) et (3.3) assurent la cohérence entre la visite d'un camion chez un client et le fait que le service est effectué par ce même camion.

$$\sum_{k=1}^M y_{ik} = 1 \quad (i = 2, \dots, n), \quad (3.1)$$

$$\sum_{i=1}^n x_{ijk} = y_{jk} \quad (j = 1, \dots, n; k = 1, \dots, M), \quad (3.2)$$

$$\sum_{j=1}^n x_{ijk} = y_{ik} \quad (i = 1, \dots, n; k = 1, \dots, M), \quad (3.3)$$

4. La flotte

Les tournées correspondent souvent aux chemins que doit suivre une flotte de camions pour visiter les nœuds et les arcs du réseau. La première caractéristique de la flotte est le nombre de camions M . Toutefois, même s'il n'y a qu'un seul camion, cela ne signifie pas que la solution du problème est une tournée unique. Dans le problème de distribution par exemple, il est possible pour un seul camion de faire plusieurs tournées si l'ensemble de la demande est trop important pour y pouvoir en une seul fois.

5. Dépôt associé

Un camion doit commencer et terminer sa tournée en un nœud précis, appelé dépôt. La contrainte associée au nombre de camion est donnée par (3.4) :

$$\sum_{k=1}^M y_{ik} = M \quad (\text{pour } i = 1), \quad (3.4)$$

6. Capacité

Les camions ont une capacité fini Q , maximale exprimée en terme de poids qui ne doit pas être dépasser. Cette contrainte est donnée par (3.5), elle assure le respect de la capacité des différents camions. Pour chaque tournée la somme des demandes ne doit pas dépassés la capacité de ce camion qui est affecté à cette tournée.

$$\sum_{i=1}^n q_i y_{ik} \leq Q \quad (k = 1, \dots, M), \quad (3.5)$$

7. Limitations

Différentes limitations peuvent être définies. La distance maximale d'une tournée que le chauffeur ne doit pas dépassée. Le temps maximal d'une tournée donnée par la contrainte (3.6), pour un conducteur, ne peut conduire de manière continue, plus d'un certain nombre d'heures (par exemple $T=8$ heures).

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (t_{ij} x_{ijk} + t_i y_{ik}) \leq T \quad (k = 1, \dots, M), \quad (3.6)$$

8. L'objectif

Le réseau de distribution est important, on remarque que les distances importantes entre

les dépôts et les clients. Pour cela, on propose de regrouper les clients les plus proches à un dépôt exclusif, et de faire une étude pour chaque dépôt exclusif séparément, comme un problème de tournée de véhicule dans ce cas, on propose plusieurs objectifs pour chaque dépôt.

De nombreux objectifs différents peuvent être proposés :

- Minimisation de la longueur totale parcourue, qui est donnée par :

$$\min \sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ijk} \quad (3.7)$$

- Minimisation de la durée total du parcours :

$$\min \sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n t_{ij} x_{ijk} + t_i y_{ik}, \quad (3.8)$$

- Minimisation du coût de la consommation de gas-oil total, qui est donnée par l'équation suivante :

$$\min \sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n g_{ijk} x_{ijk}, \quad (3.9)$$

- Minimisation de la différence entre la longueur de la tournée la plus longue, et la longueur de la tournée de la plus courte elle est donnée par :

$$\min(Tmax - Tmin). \quad (3.10)$$

- Minimisation de la différence entre la durée de la tournée la plus longue, et la durée de la tournée de la plus courte, elle est donnée par :

$$\min(Dmax - Dmin). \quad (3.11)$$

Ces fonctions objectives peuvent être calculées sur une période unique mais aussi sur plusieurs périodes (semaine, jour,...). Les objectifs cités sont souvent contradictoires. Il est possible de les combiner dans la définition de problème de tournée multi-objectif.

Après avoir formulé les fonctions objectives et l'ensemble des contraintes à respecter, nous récapitulons la formulation mathématique du problème de la distribution comme suit :

$$\min \sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ijk} \quad (3.12)$$

$$\min \sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n t_{ij} x_{ijk}, \quad (3.13)$$

$$\min \sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n g_{ijk} x_{ijk}, \quad (3.14)$$

$$\min(Tmax - Tmin). \quad (3.15)$$

$$\min(Dmax - Dmin). \quad (3.16)$$

sous les contraintes :

$$\sum_{k=1}^M y_{ik} = 1 \quad (i = 2, \dots, n), \quad (3.17)$$

$$\sum_{i=1}^n x_{ijk} = y_{jk} \quad (j = 1, \dots, n; k = 1, \dots, M), \quad (3.18)$$

$$\sum_{j=1}^n x_{ijk} = y_{ik} \quad (i = 1, \dots, n; k = 1, \dots, M), \quad (3.19)$$

$$\sum_{k=1}^M y_{ik} = M \quad (i = 1), \quad (3.20)$$

$$\sum_{i=1}^n q_i y_{ik} \leq Q \quad (k = 1, \dots, M), \quad (3.21)$$

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (t_{ij} x_{ijk} + t_i y_{ik}) \leq T \quad (k = 1, \dots, M), \quad (3.22)$$

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (t_{ij} x_{ijk} + t_i y_{ik}) \leq Dmax \quad (k = 1, \dots, M), \quad (3.23)$$

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (t_{ij} x_{ijk} + t_i y_{ik}) \geq Dmin \quad (k = 1, \dots, M), \quad (3.24)$$

$$Tmax \geq \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ijk} \quad (k = 1, \dots, M), \quad (3.25)$$

$$Tmin \leq \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ijk} \quad (k = 1, \dots, M), \quad (3.26)$$

$$\sum_{i,j \in S}^n x_{ijk} \leq |S| - 1 (S \subset V; 2 \leq |S| \leq n - 2; k = 1, \dots, M), \quad (3.27)$$

$$x_{ijk} \in \{0, 1\} (i, j = 1, \dots, n; i \neq j; k = 1, \dots, M), \quad (3.28)$$

$$y_{ik} \in \{1, 0\} \quad (i = 1, \dots, n; k = 1, \dots, M), \quad (3.29)$$

$$t_{ij}, t_i, q_i, g_{ijk}, T_{max}, T_{min}, D_{max}, D_{min} \geq 0, \quad (3.30)$$

3.6 Conclusion

En Algérie, on remarque que ces dernières années, la croissance de son réseau routier, la création des zones industrielle, l'augmentation de nombre de camion, qui engendre l'augmentation de la consommation du gas-oil et par fois la pénurie, de cette matière essentielle dans l'industrie et le transport. Dans les entreprises agroalimentaires ayant des marges bénéficiaires minimales malgré le volume de la production. De plus, la distribution alimentaire est caractérisée par la livraison fréquente de petits volumes à des clients nombreux. Dans notre cas l'entreprise Ifri, qui a une flotte de camion importante au niveau de dépôt principale (usine), et des camions dans des dépôts hors de ce dernier, et sa distribution nationale fait avec des camions de type semi-remorque, et une distribution régionale faite avec des camions de petite taille, nous trouvons des chauffeurs qui dépasse le nombre d'heurs par jours, le contexte de sa distribution est riche en complexités, il est nécessaire de le traduire en problème de tournées de camions. Dans la dernière section de ce chapitre, on a proposé un modèle mathématique multi-objectif. Pour la résolution, vu le nombre des variables et des contraintes, on a opté pour les métaheuristiques implémentés sur une plate forme ParadisEO, qui sera détaillée dans le chapitre suivant.

Chapitre 4

Approche de résolution de modèle

4.1 Introduction

Le but de ce dernier chapitre, est de montrer comment peut-on résoudre notre problème de distribution dans un cas réel multi-objectif. L'objectif principal est de minimiser la distance totale parcourue et minimiser la différence entre la longueur de la tournée la plus longue et la longueur de la tournée la plus courte, en utilisant une métaheuristique de population NSGA II. Dans Talbi et al, (2000) [87] ont montré que l'algorithme NSGA II, donne des bons résultats pour le Flowshop multi-objectif, implémenté sur une plate forme dédiée *ParadisEO*. Nous présentons premièrement les modules de base de la plate forme *ParadisEO*, et nous terminaison par la résolution de notre problème avec cette plateforme.

4.2 Description de la plateforme *ParadisEO*

*ParadisEO*¹ est une plateforme logicielle "boîte blanche" orientée-objet dédiée à la conception flexible des métaheuristicques pour la résolution de problèmes d'optimisation de nature continue, discrète ou combinatoire. Basé sur la librairie *Evolving Objects (EO)*², *ParadisEO* s'appuie sur la notion de *Template C++*. Elle est portable sur les systèmes Unix (Linux, MacOS). Ce logiciel est régi par la licence *CeCILL*³ soumise au droit français et respectant les règles de diffusion des logiciels libres. Il tend à être utilisé à la fois par des non-spécialistes et des experts de l'optimisation. Les modules constituant la plateforme *ParadisEO* sont les suivants.

1. ***ParadisEO-EO*** (*Evolving Objects*) pour l'implémentation de métaheuristicques à base de population, comprenant les algorithmes évolutionnaires.

¹*ParadisEO* est disponible à l'URL : <http://paradiseo.gforge.inria.fr>.

²*EO* est disponible à l'URL : <http://eodev.sourceforge.net>.

³Des informations sur la licence *CeCILL* sont disponibles à l'URL : <http://www.cecill.info>.

2. **ParadisEO-MO** (Moving Objects) pour l'implémentation de métaheuristiques à base de solution unique, c'est-à-dire les méthodes de recherche locale, de recuit simulé, de recherche tabou,
3. **ParadisEO-MOEO** (Multi-Objective Evolving Objects) pour l'implémentation de métaheuristiques dédiées à l'optimisation multiobjectif.
4. **ParadisEO-PEO** (Parallel Evolving Objects) pour l'implémentation de métaheuristiques parallèles et distribuées, que ce soit au niveau algorithmique itératif (parallélisations de l'évaluation des solutions de la population) ou de la solution (parallélisations de la fonction d'évaluation).

Comme illustré dans la Figure (4.1), ParadisEO est composée de quatre modules interconnectés qui constituent une plateforme globale. Chaque module est fondé sur une séparation conceptuelle claire entre les méthodes de résolution et les problèmes qu'elles sont destinées à résoudre. Cette séparation confère une réutilisation maximum de code et de conception pour l'utilisateur.

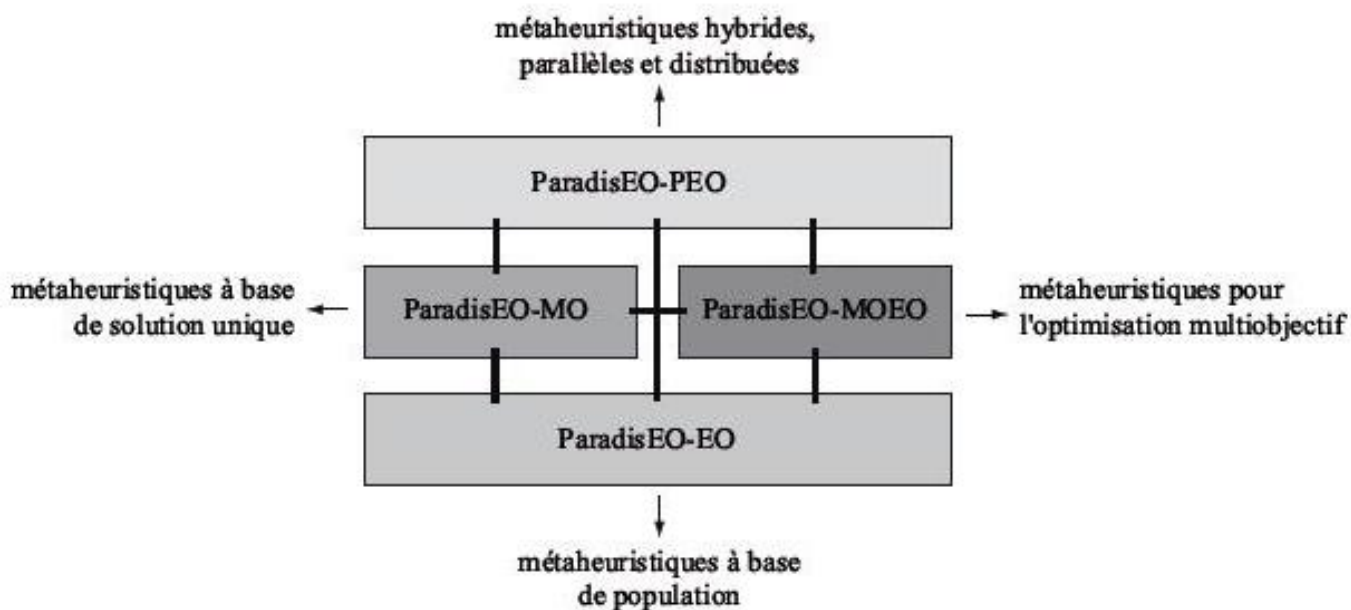


FIG. 4.1 – Les modules de la plateforme ParadisEO

4.3 Caractéristiques principales d'une plate forme

Une plateforme logicielle est en général destinée à être exploitée par un grand nombre d'utilisateurs. Son exploitation ne peut être efficace que si un ensemble de critères est satisfait. Par conséquent, les principaux objectifs de la plateforme ParadisEO sont les suivants :

1. Réutilisabilité maximum de la conception et du code.

2. Utilité.
3. Accès transparent à la performance et à la robustesse.
4. Portabilité.
5. Facilité d'utilisation et efficacité.

4.3.1 ParadisEO-MO

La conception initiale de ParadisEO-MO était basée sur une notion de "mouvement" et comprenait quatre fonctionnalités :

1. *le mouvement lui-même,*
2. *l'initialisation d'un premier mouvement valide,*
3. *le test et le calcul du mouvement suivant le mouvement courant,*
4. *l'évaluation incrémentale d'un mouvement,*

Toutes les recherches locales utilisaient cette même notion de mouvement, mais aucun traitement générique à toutes ces recherches n'avait été identifié. De ce fait, chaque recherche locale était implémentée indépendamment. Un modèle générique d'un algorithme de recherche locale a donc été proposé et implémenté dans cette plate forme ParadisEO-MO, est donnée par l'algorithme (1).

Algorithm 1 Modèle générique d'un algorithme de recherche locale

- 1. Initialisation.** Démarrer avec une solution initiale S .
 - 2. Évaluation.** Évaluer la solution S .
 - 3. Initialisation des paramètres.** Initialiser les paramètres de recherche, les opérateurs de contrôle (critères d'arrêt, calcul de statistique, etc.).
 - 4. Exploration.** Effectuer une exploration du voisinage V de la solution S . Sélectionner un voisin v dans V .
 - 5. Critère d'acceptation.** Vérifier si le voisin sélectionné lors de l'exploration du voisinage V est accepté. Si oui, appliquer son mouvement associé sur la solution S .
 - 6. Mise à jour des paramètres.** Mettre à jour les paramètres de recherche.
 - 7. Critère d'arrêt.** Appeler tous les opérateurs de contrôle. Si aucun critère d'arrêt n'est vérifié, aller à l'étape 4.
 - 8. Terminaison.** Appeler la terminaison de tous les opérateurs de contrôle. Retourner la meilleure solution trouvée au cours de la recherche.
-

Ainsi, pour définir une nouvelle recherche locale dans ParadisEO-MO, il suffit d'implémenter un explorateur. Voici une liste des recherches pouvant être construites grâce aux explorateurs déjà implémentés dans la nouvelle version :

- méthodes de descente (Hill-Climbing simple),
- marches aléatoires,
- recuit simulé,
- recherche tabou.

4.3.2 ParadisEO-MOEO

Un travail plus important a été fourni dans ParadisEO-MOEO, ce travail a été fait dans le cadre de la thèse d’Arnaud Liefoghe en 2009 [64]. La plate-forme ParadiseEO autorise l’optimisation multi-objectif. Des classes spécifiques sont dédiées à une représentation multi-critère des valeurs de qualité. Il conviendra préalablement de définir le nombre d’objectifs à prendre en compte, et leurs buts respectifs. Diverses techniques ont été déjà intégrées dans la plate-forme pour une approche Pareto dans la résolution de problèmes d’optimisation multi-critères. Cette approche se base directement sur la notion de dominance dans la sélection des solutions générées, contrairement à d’autres mécanismes, qui utilisent une fonction d’utilité ou traitent séparément les différents objectifs. Le principal avantage de l’approche Pareto est sa capacité à générer des solutions Pareto optimales dans les portions concaves de la frontière. L’objectif est double à la résolution : il s’agit d’abord de converger vers la frontière Pareto. Dans cette intention ont été intégrées des méthodes comme NSGA, dont le rôle est d’établir un rang entre les individus. Il s’agit également de générer des solutions diversifiées dans l’espace des critères.

Un nombre relativement élevé de plateformes logicielles dédiées à la conception de métaheuristiques ont été proposées jusqu’à présent. Cependant, la plupart d’entre elles sont uniquement dédiées aux algorithmes évolutionnaires, et très peu sont capables de résoudre des problèmes multi-objectif. Le Tableau (4.1) résume une revue des plates-formes des métaheuristiques. Sont, organisées selon les critères suivants : Support des métaheuristiques, des hybridations autorisées, de modèles parallèles, langage de programmation à l’implémentation, RL signifie recherches locales, AE algorithmes évolutionnaires

Nom de la plateforme	R.L	A.E	Hybrid.	Parall.	Langage	Optimisation mono-objectif	Optimisation multi-objectif
EJC	-	+	A.E/A.E	Coop	C++	+	+
Open BEAGLE	-	+	A.E/A.E	M./E	Java	+	+
J-DEAL	-	+	A.E/A.E	M./E	Java	+	-
EasyLocal ++	+	-	R.L/R.L	-	C++	+	-
Localizer ++	+	-	R.L/R.L	-	C++	+	-
MAFRA	+	+	A.E/A.E R.L/R.L	-	Java	+	-
MALLBA	+	+	A.E/R.L A.E/A.E R.L/R.L	Toutes	C++	+	-
EO	-	+	-	-	C++	-	-
ParadisEO	+	+	A.E/R.L A.E/A.E R.L/R.L	Toutes	C++	+	+

TAB. 4.1 – Une revue des plates-formes des métaheuristiques.

4.4 Implémentation des métaheuristiques sous ParadisEO-MOEO

Dans cette section, une description des classes de base fournies dans la plate forme ParadisEO pour résoudre un problème d'optimisation multi-objectif est donnée. Puisque l'implémentation d'une métaheuristique pour l'optimisation multi-objectif ne diffère de celle d'une métaheuristique pour l'optimisation mono-objectif que pour un certain nombre de points, certains composants de ParadisEO-EO et de ParadisEO-MO sont directement réutilisables. Par conséquent, notons le nom de toutes les classes de ParadisEO-EO sont préfixé par 'eo', celui des classes de ParadisEO-MO sont préfixé par 'mo', alors que les classes de ParadisEO-MOEO sont préfixé par 'moeo'.

Sous ParadisEO-MOEO, l'implémentation d'une représentation est probablement l'étape la plus coûteuse parmi tous les composants nécessaires à la résolution du problème souhaité. Celle-ci se décompose en trois étapes. Tout d'abord, il est nécessaire de définir le nombre de fonctions objectif souhaité, pour chacune d'elle, si elle est à minimiser ou à maximiser. Ceci peut être réalisé à l'aide la classe statique *moeoObjectiveVectorTraits*. Dans second temps, une classe héritant de *moeoObjectiveVector* doit être créée pour la représentation d'un vecteur objectif. Etant donné qu'une majorité des problèmes d'optimisation multi-objectif traitent de valeurs réelles, une classe de modélisation de vecteurs objectif réels est également proposée *moeoRealObjectiveVector*. Par ailleurs, notons que la gestion d'une population est réalisée à l'aide d'un objet de type *eoPop*, et peut donc être vu comme un vecteur dont les éléments sont de type MOEO.

- **Evaluation** : La façon d'évaluer une solution dans l'espace objectif doit être assurée par un élément héritant de la classe *eoEvalFunc*, la classe *eoEvalFuncCounter* permet de sauvegarder le nombre d'évaluations effectuées par une fonction d'évaluation passée en paramètre, ceci afin de pouvoir définir le critère d'arrêt comme un nombre maximum d'évaluations.
- **Initialisation** : Afin d'initialiser une solution ou une population de solutions, une stratégie d'initialisation, dépendante de la représentation choisie doit hériter de la classe *eoInit*.
- **Variation** : Les opérateurs de variation doivent tous dériver de la classe de base *eoOp*. Quatre classes abstraites héritent de *eoOp*, à savoir *eoMonOp* pour les opérateurs de mutation, *eoBinOp* pour les opérateurs de croisement binaires.
- **Voisinage** : La structure du voisinage est basée sur la notion de mouvements. Dans un premier temps, il s'avère donc nécessaire de définir un mouvement applicable à la représentation choisie pour résoudre le problème traité. Celui-ci doit hériter de la classe abstraite *eoMove*. Puis, une classe de type *moMoveInit* doit être définie afin de pouvoir initialiser le voisinage d'une solution donnée. Enfin un objet de type *moIncrEval* permet d'évaluer le voisin en cours d'exploration de façon incrémentale.
- **Composants génériques communs** : Les composants indépendants du problème

partagés par les algorithmes évolutionnaires et les algorithmes multi-objectif ceux de la relation de dominance, de la préservation de la diversité, de la gestion de l'archive, et enfin de la condition d'arrêt.

- **Relation de dominance** : Le choix d'une relation de dominance ne prend pas directement part au sien de l'algorithme implémenté, mais peut être vu comme un composant de bas niveau utilisé par d'autres composants génériques. La relation de dominance Pareto est la plus courante. Une relation de dominance permet de comparer deux vecteurs objectifs afin de déceler si l'un domine l'autre.
- **Outil** : A chaque itération de l'algorithme principal, de nombreuses autres procédures peuvent aisément être appelées. En effet, la classe *eoCheckPoint* permet d'effectuer certaines actions systématiques à chaque itération de l'algorithme. Dans ParadisEO-MOEO, il est par exemple possible d'enregistrer le contenu de l'archive à chaque itération, de sorte que l'évolution de l'approximation de l'ensemble non-dominé peut être observée à l'aide d'outils graphiques GUIMOO ⁴

4.5 Installation ParadisEO

L'installation ParadisEO 2.1 est faite sur une machine dotée d'un processeur Intel Core 2 Duo (2x2 GHz, et 3 Go de RAM avec g++4.4) fonctionnant sous linux (Ubuntu 10.04).

D'un point de vue méthodologique, pour la résolution notre problème multi-objectif, notre approche de résolution est centrée sur l'utilisation d'algorithmes génétiques multi-objectif. Ces méthodes connaissent un intérêt croissant depuis le début d'année 1990 car elle est particulièrement bien adaptée au traitement de problèmes multi-objectif où l'on recherche un ensemble de solutions.

4.6 Algorithmes génétiques multi-objectif

Le choix d'une méthode d'optimisation multi-objectif dans le cas d'une approche a posteriori est lui même bi-objectif. Il s'agit en effet de trouver une approximation qui soit de bonne qualité aussi bien en termes de convergence vers le front de Pareto optimal qu'en termes de diversification. Les algorithmes évolutionnaires, et notamment les algorithmes génétiques, semblent particulièrement bien adaptés à cette tâche du fait qu'ils travaillent sur une population de solutions. Cette caractéristique leur permet de trouver plusieurs solutions potentiellement Pareto optimales en une seule exécution plutôt que plusieurs exécutions indépendantes comme c'est le cas pour les méthodes classiques, pour plus de détails voir Coello et al. (2004) [13].

Un algorithme génétique peut se décomposer selon les différentes étapes données par :

1. Initialisation de la population,

⁴GUIMOO est une interface graphique pour l'optimisation multi-objectif disponible dans le site : <http://guimoo.gforge.inria.fr>

2. Evaluation de l'efficacité des individus de la population,
3. Sélection,
4. Croisement,
5. Mutation,
6. Remplacement.

L'adaptation des algorithmes génétiques à l'optimisation multi-objective se fait principalement au niveau de l'étape (2) d'évaluation de l'efficacité d'une solution qui est alors divisée en deux étapes :

1. Evaluation de la qualité de la solution en termes de convergence,
2. Evaluation de la qualité de la solution en termes de diversité.

Pour calculer l'efficacité d'un individu en utilisant la dominance Pareto. En général, on parle alors de rang de l'individu. Il s'agit de diviser la population en plusieurs fronts et le rang d'une solution correspond à la profondeur du front auquel elle appartient. Le rang d'un individu est calculé par l'algorithme suivant. Les individus non dominés de la population reçoivent le rang 1 et forment l'ensemble E_1 . Les individus qui ne sont dominés que par des solutions de E_1 reçoivent le rang 2 et forment l'ensemble E_2 . De manière générale, un individu ne reçoit le rang k que s'il est dominé par des individus de la population appartenant à l'ensemble $E_1 \cup E_2 \cup \dots \cup E_{k-1}$. Cette stratégie est notamment utilisée dans l'algorithme NSGA II.

4.7 Algorithme NSGA II

Nondominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA II) a été proposé par Deb et al en 2002 [20]. Il fonctionne de la manière suivante : sa population R_t , où t est le numéro de la génération courante, est divisée en deux sous-populations P_t et Q_t . Les tailles de P_t et Q_t sont égales à N et la taille de R_t est donc $2N$. La sous-population P_t correspond aux parents et Q_t aux enfants après la phase de recombinaison. Nous allons maintenant présenter les principales étapes d'une génération de NSGA II. Les mécanismes employés durant cette génération, comme la distance de Crowding, sont expliqués par la suite. Les principales étapes d'une génération t de l'algorithme sont :

- **Etape1** Combiner les populations de parents et d'enfants et créer $R_t = P_t \cup Q_t$. Appliquer un tri non-dominé sur R_t et identifier les différents fronts $F_i, i = 1, \dots$
- **Etape2** Créer une nouvelle population $P_{t+1} = \emptyset$. Initialiser $i = 1$. Tant que $|P_{t+1}| + |F_i| < N$, on fait $P_{t+1} = P_{t+1} \cup F_i$ et $i = i + 1$.
- **Etape3** Lorsque toutes les solutions de F_i ne peuvent être intégrées à P_{t+1} , on fait un tri sur les distances de Crowding et on inclut à P_{t+1} les $N - |P_{t+1}|$ solutions les plus éparpillées en utilisant la distance de Crowding dans l'ensemble F_i .
- **Etape4** Créer la population d'enfants Q_{t+1} à partir de P_{t+1} en utilisant la sélection par tournoi à base de Crowding et les opérateurs génétiques.

Dans l'étape 1, le tri non-dominé utilise la notion de profondeur de dominance. La distance de Crowding de l'étape 2 permet d'améliorer la diversité de l'ensemble généré durant la recherche. La distance de Crowding des solutions d'un ensemble f_i donné se calcule par l'algorithme (2). La sélection par tournoi de l'étape 3 fonctionne de la manière suivante. Un individu i possède deux attributs : son rang r_i donné par le tri non-dominé et une distance de Crowding d_i . une solution i gagne le tournoi contre un individu j si l'une des conditions suivantes est vraie :

- $r_i < r_j$
- $r_i = r_j$ et $d_i > d_j$

La première condition assure que la solution choisie appartient à un meilleur ensemble non-dominé. En cas d'égalité, la seconde condition permet de choisir la solution qui apporte le plus de diversification.

La solution NSGA II est l'ensemble des solutions non-dominées de la population finale. Cependant, si le nombre de solutions Pareto optimales est plus grand que N , certaines de ces solutions seront perdues lors de la recherche. Pour palier à ce problème, une archive a été ajoutée et permet de conserver l'ensemble des solutions potentiellement Pareto optimales trouvées au cours de l'exécution de l'algorithme. Cette archive n'est pas utilisée durant le déroulement de l'algorithme. C'est notamment le cas lorsque l'on ajoute la diversification élitiste à NSGA II

Algorithm 2 Calcul de la distance de Crowding.

$l = |F_i|$

pour tout objectif m **faire**

trier F_i par rapport aux valeurs de l'objectif f_m par ordre décroissant. On obtient alors le vecteur d'indices triés I^m .

fin pour

$d_{I^m} = d_{I^m} \infty$

pour $j = 2, \dots, l - 1$ **faire**

$d_{I^m} = \frac{f_m(s_{I^m_{j+1}}) - f_m(s_{I^m_{j-1}})}{f_m^{max} - f_m^{min}}$

fin pour

4.8 Implémentation NSGA II sous ParadisEO

l'implémentation de l'algorithme NSGA II pour notre problème réel (cas Ifri), a été sous ParadisEO version (ParadisEO.2.1) et codé en cpp Orienté Objet, et l'expérimentation, sur une machine HP, dotée d'un processeur Intel Core 2 Duo (2x2 GHz, et 3 Go de RAM), fonctionnant sous linux (Ubuntu 10.04), qui utilise g++4.4 pour la compilation et Cmake 2.8 pour création du projet, dans le cas Programmation Orienté Objet.

4.9 Résolution

La distribution au niveau de l'entreprise Ifri est modélisé comme un problème de tournées de véhicules multi-objectif (donnée dans le Chapitre (3)). Pour l'application on prend le cas de deux objectifs (bi-objectif), que l'on considère comme extension de PTV mono-objectif. Les deux objectifs suivants :

1. Minimisation de la distance totale parcourue par les véhicules.
2. Minimisation de la différence entre la longueur de la plus longue tournée et la longueur de la plus courte tournée.

Le second objectif est ajouté pour identifier des solutions dans lesquelles la charge de travail entre les véhicules est répartie équitablement. Ici le travail d'un véhicule est exprimé par la distance qu'il parcourt. D'autre part, les tournées doivent être optimales. Les résultats sont données par le Tableau (4.2). Pour visualiser le front de Pareto on utilise le Logiciel Guimoo (voir le Graphe (4.4)).

```

omar@omar-laptop:~/paradiseo-1.2.1/bilevel/build/applicationIFRI$ ./bilevelGen
[1] [2]
-----
[1] 480.9 24.7
-----
[2] 493.8 23
-----
[3] 486.6 24.5
-----
[4] 498.4 21.7
-----
[5] 502.2 21.3
-----
[6] 473.9 25.5
-----
[7] 476.6 25.6
-----
[8] 459.3 29.7
-----
[9] 462.3 28.6
-----
[10] 500.9 21.4
-----
[11] 460.8 29.2
-----
[12] 569.7 13.3
-----
[13] 628.7 7.7
-----
[14] 734.5 5.5
-----
omar@omar-laptop:~/paradiseo-1.2.1/bilevel/build/applicationIFRI$

```

FIG. 4.2 – Resolution avec paradiseO

Distance totale	480,9	493,8	486,6	498,4	502,2	473,9	476,6	459,3	462,3
TmaxTmin	24,7	23	24,5	21,7	21,3	25,5	25,6	29,7	28,6
Distance totale	500,9	460,8	569,7	628,7	734,4	471,4			
TmaxTmin	21,4	29,2	13,3	7,7	5,5	27,3			

TAB. 4.2 – Résultats pour les deux objectifs en Km.

Véhicule	Tournées	Longueur / Km
1	[0-35-22-2-57-70-26-11-34-54-7-53-10-96-80-81-52-6-23-24-9-47-0]	105.7
2	[0-59-3-87-46-5-58-1-28-71-73-4-95-14-27-45-49-20-66-68-30-48-0]	113.2
3	[0-33-89-90-12-82-8-25-13-94-72-29-21-19-97-98-37-64-65-67-85-86-0]	119
4	[0-32-56-55-38-31-51-83-18-50-39-17-40-36-15-44-43-41-42-0]	117
5	[0-16-60-88-91-92-93-100-61-62-63-69-74-75-84-76-77-78-79-0]	114.8
	Distance total	569.7
	TmaxTmin	13.3

TAB. 4.3 – Un exemple de tournées

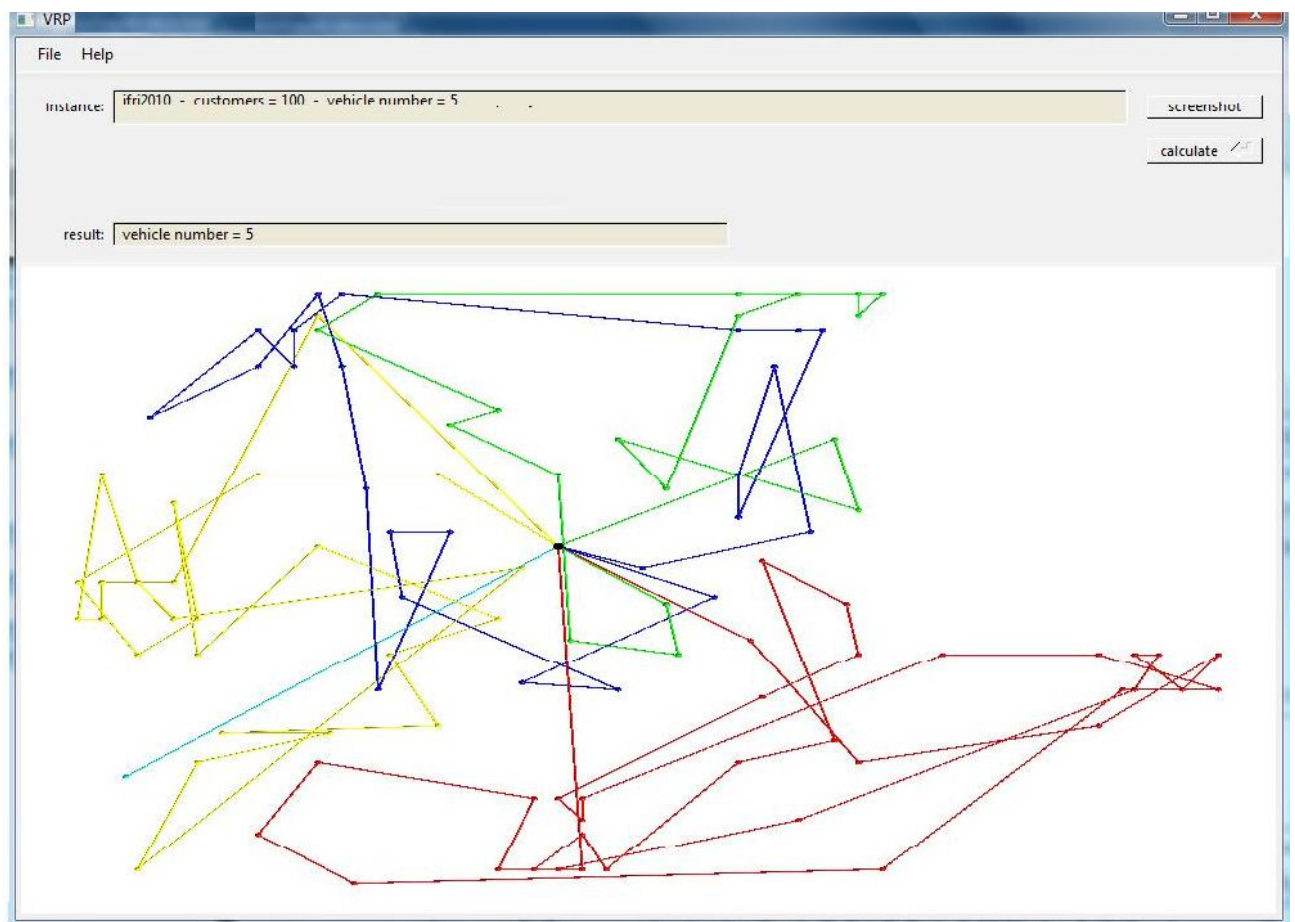


FIG. 4.3 – Visualisation des tournées d'une journée

L'interface de guimoo est donnée par la Figure (4.4). Pour introduire les données, on a créé un fichier extension (.prb) sur lequel nous définissons le nombre d'objectifs et le type (min, max), (voir la Figure (4.5)). Après nous avons créé un fichier extension (.fit) pour introduire les résultats obtenus avec la plate forme ParadisEO (voir la Figure (4.6)). A la fin, la visualisation de la frontière de Pareto est donnée dans la Figure (4.7).

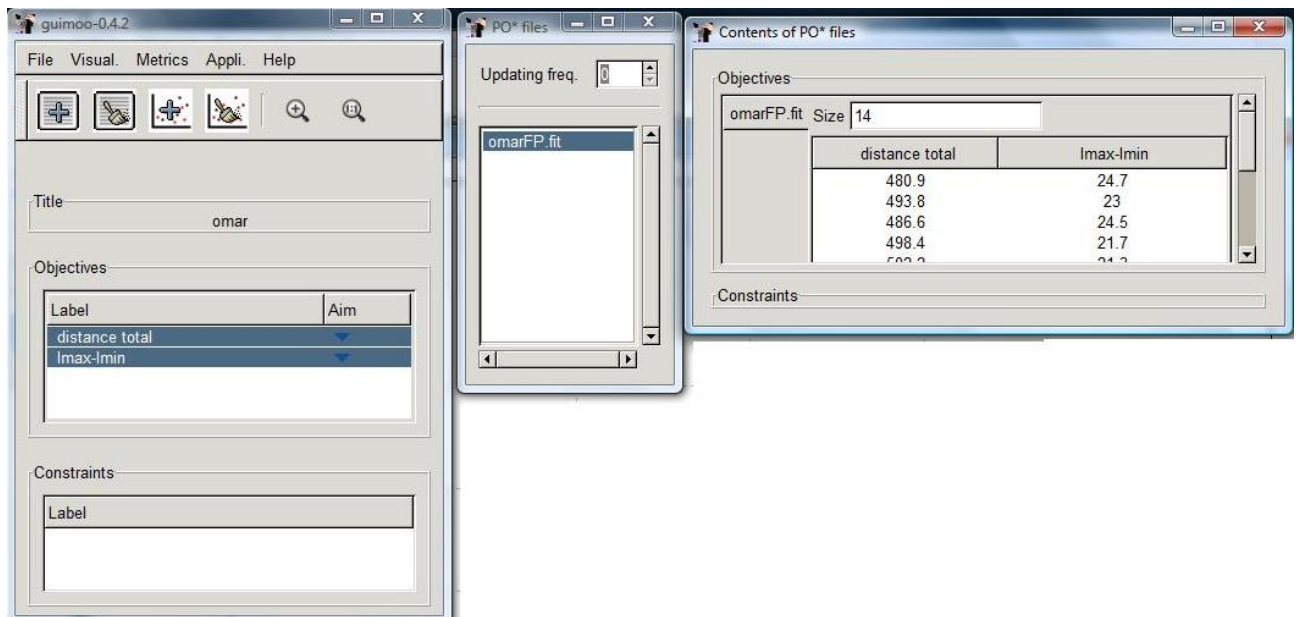


FIG. 4.4 – Interface de GUIMOO

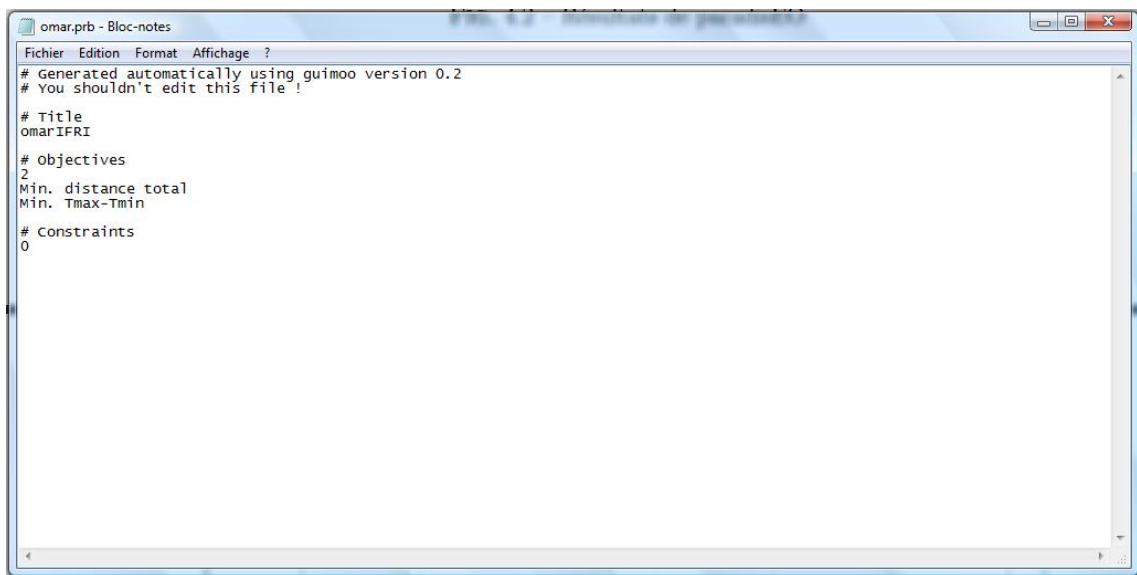


FIG. 4.5 – Création d'un fichier pour le problème

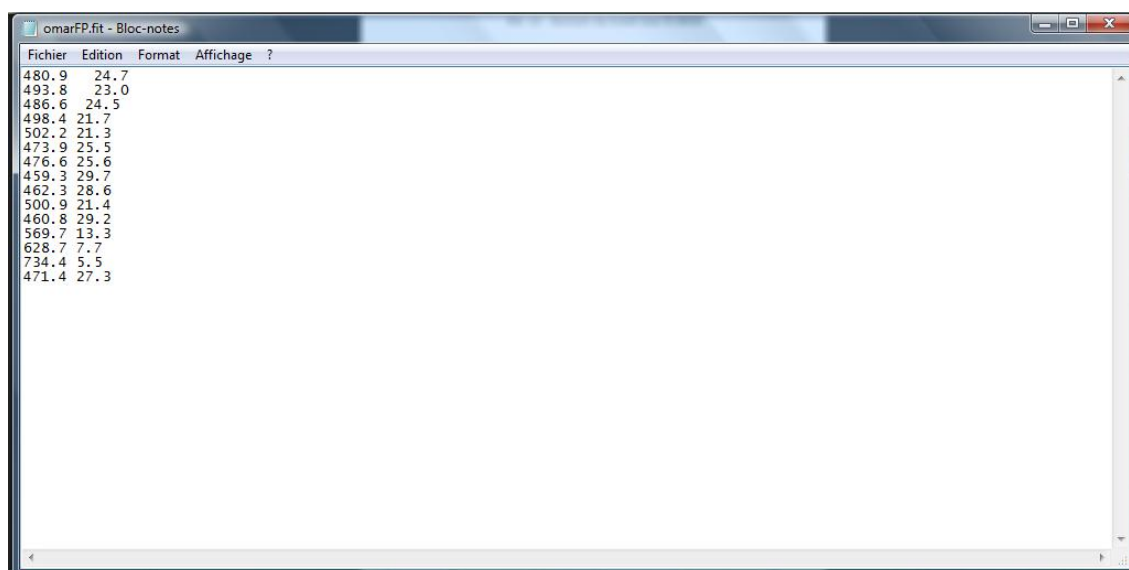


FIG. 4.6 – Création un fichier des donnée

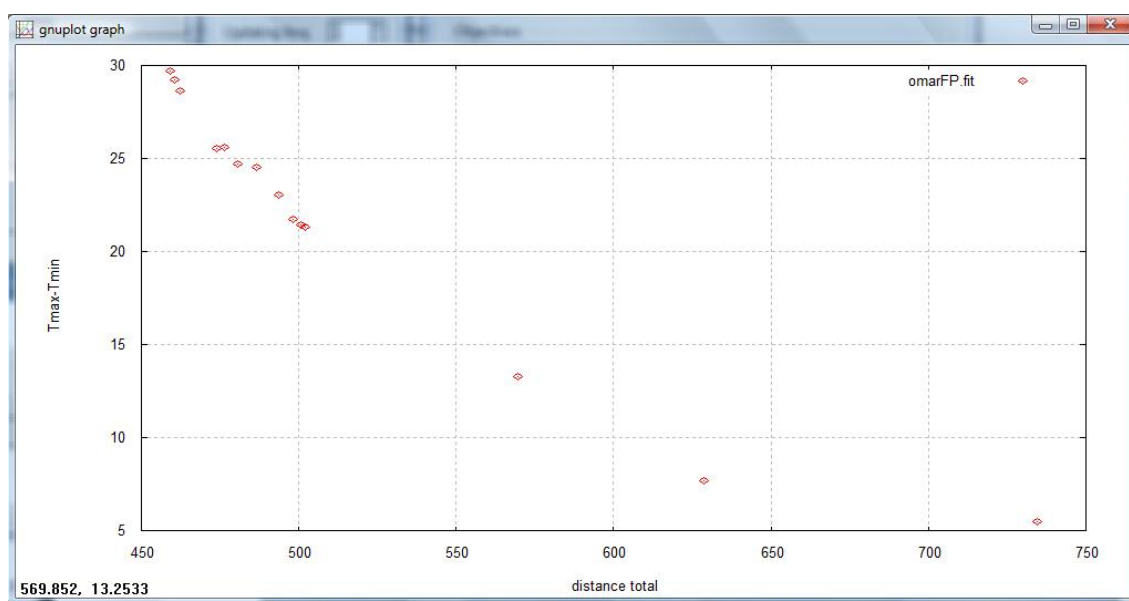


FIG. 4.7 – Front de Pareto

4.10 Résultats

La résolution de notre modèle avec la plate forme paradisEO-MOEO, nous a permis d'avoir des bons résultats pour les deux objectifs (voir la Figure (4.2) et le Tableau (4.2)). On compare avec la solution donnée par l'entreprise (voir le Tableau (3.4)). Pour le parcours total de l'entreprise, il est de 759 km par jour, tandis que dans notre résultat il ne dépasse pas 739 km. Pour le second objectif le résultat est plus intéressant car la

différence entre la tournée la plus longue et la tournée la plus courte ne dépasse pas 25 km, alors que pour l'entreprise est de 52 Km. Pour le front de Pareto, il est donné par le logiciel Guimoo (voir la Figure (4.7)). On remarque que les solutions trouvées, sont sur la frontière de Pareto.

4.11 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la plate forme ParadisEO dédiée à la conception réutilisable des métaheuristiques. ParadisEO, repose sur un ensemble étendu de méthodes d'optimisation (exemple, les algorithmes évolutionnaires, les méthodes à base de recherche locale), est une plate-forme " Boîte blanche " basée sur une séparation conceptuelle claire entre les métaheuristiques. Cette séparation associée à la grande variété de techniques ou opérateurs d'optimisation permet une réutilisation maximale des modèles et du code.

Pour résoudre le modèle proposé dans le Chapitre (3). Comme le modèle mathématique est multi-objectif, et pour le résoudre nous avons opté pour l'algorithme NSGA II, qui fournis des solutions non dominées. Afin de visualiser la frontière Pareto de cet ensemble de solution, est faite sue le logiciel Guimoo. Nous avons obtenu des résultats meilleurs par rapport à ceux fourni par l'entreprise.

Conclusion Générale

La plupart des problèmes d'optimisation, dans les cas réels tels que le problème de tournées de véhicules, sont décrits à l'aide de plusieurs objectifs souvent contradictoires devant être optimisés simultanément. Ce mémoire concerne l'optimisation multicritère de la distribution de produits dans une entreprise économique : cas d'Ifri.

Dans un premier temps, notre étude a porté sur les problèmes d'optimisation combinatoire, mono-objectif. Ainsi que les différentes méthodes exactes et approchées pour la résolution. En générale les méthodes exactes ne peuvent pas être appliquées. Dans cette partie, nous avons évoqué quelques heuristiques et métaheuristiques pour le problème d'optimisation, dont l'utilisation s'avère importante pour la résolution de problème grand taille. Et on a présenté quelques approches pour la résolution PVC et PTV. Nous nous sommes ainsi intéressés à l'optimisation multi-objectif. Dans ce cadre, nous nous sommes principalement consacrés à la définition des méthodes basés sur les méthodes scalaire et des méthodes Pareto, qui nous a permet de générer une ou plusieurs solutions minimisant nos fonctions objectifs. L'utilisation de ces méthodes devient de plus en plus abstraite lorsqu'il y a plus de deux objectifs. Il existe en effet de nombreuses méthodes approchées mais le choix n'est pas facile.

Nous avons introduit dans le deuxième chapitre, le problème de tournées de véhicules dont l'objectif est de servir un ensemble de clients en minimisant un ou plusieurs critères liés au coût de livraison des biens. Nous avons aussi présenté un état d'art sur le PTV, ces nombreuses variantes, et quelques modélisations mathématiques.

Les études sur les problèmes de tournées de véhicules sont très importantes aussi bien d'un point de vue académique que d'un point de vue pratique. Il est donc naturel de s'intéresser à la définition, l'étude et la résolution de problèmes de tournées multi-objectif. D'autre part, ils permettent de définir des problèmes plus proches des problèmes réels pour lesquels plusieurs objectifs peuvent le plus souvent être définis. L'état de l'art que nous avons effectué sur les problèmes de tourné de véhicules multi-objectif montre que leur nombre n'est pas trop important pour l'instant, l'intérêt que l'on porte à ces problèmes est intéressant. Le problème de la distribution de l'entreprise Ifri multi-objectif est une extension du problème des tournées des véhicules.

Au niveau du troisième chapitre, notre étude a porté sur le problème de distribution de produits dans une entreprise économique, en considérant le cas de l'entreprise Ifri. Dans

ce travail, nous sommes intéressés d'une part à la proposition une modélisation multi-objective de la distribution au niveau de cette entreprise, d'autre part la résolution de notre modèle, où nous avons proposé une méthode NSGA II pour le résoudre. Il est en effet apparu que ces méthodes issues de la littérature pouvaient ne pas être suffisantes lorsqu'elles sont appliquées à des problèmes académiques difficiles comme le problème de tournées de véhicules. Ainsi, nous avons recours aux métaheuristiques et à la plateforme ParadisEO, pour résoudre notre problème.

Le modèle proposé permet aux petites et moyennes entreprises de bénéficier d'un avantage d'utilisation de ce modèle dans le domaine du transport. En plus, pour le transporteur, ceci permet à la fois d'optimiser la route à emprunter et d'assurer la meilleure contribution possible, et par conséquent on a équilibré les distances entre les chauffeurs.

Le dernier point dans le chapitre quatre est la résolution de notre problème sous la plateforme ParadisEO-MOEO, .

En ce qui concerne la résolution, a été traitée dans le quatrième Chapitre, où nous avons présenté, une plate forme ParadisEO, et la visualisation des résultats (Front de Pareto) avec Logiciel Guimoo. Notre approche multi-objective pour la résolution de notre modèle qui a été proposé dans le Chapitre trois. L'application nous montre que NSGA II nous donne les solutions Pareto optimales, et cela sont bien visualisé la front de Pareto, sur Guimoo. La comparaison, des résultats sont meilleurs que ceux fournis par l'entreprise.

Grâce à l'évolution rapide de la technologie, le développement d'applications. Pour un tel développement, les entreprises de transport, comme dans plusieurs autres domaines, ont des avantages à travailler avec les centres de recherche universitaire. Ceci leur permet de bénéficier des connaissances les plus récentes en matière de recherche. En plus, compte tenu de l'avancement rapide des technologies, les entreprises profiteront également des dernières connaissances des chercheurs à ce niveau.

Cependant des améliorations aux travaux réalisées, en adaptons une solution centralisée et qui s'articule sur un système d'information utilisant les nouvelles technologiques de l'information et de communication. Raffinement du modèle par ajout de contraintes additionnelles (charge des chauffeurs, clients qui formule des demandes supérieure aux capacités). Enfin, comme perspectives, nous proposons :

- Modélisation et résolution du problème de tournées de véhicule de longue distance, sur une période sous forme d'un VRP périodique.
- Modélisation multi-objectif de problèmes de tournées, avec l'ajout de second objectif la charge horaire des chauffeurs.
- Modélisation et résolution du problème de tournées de véhicules, pour les clients qui reçoivent des demandes dépassant la capacité des camions. Dans ce cas, on peut le voir comme un VRP avec livraison divisible.
- Affectation des clients aux dépôts.

Bibliographie

- [1] D. Applegate, R.E. Bixby, V. Chvátal, and W.J. Cook. The traveling salesman problem. *A computational study*, 2007.
- [2] C. Archetti, W. Martin, P. Savelsbergh, and M.G. Speranza. Worst-case analysis for split delivery vehicle routing problems. *Transportation science*, vol(40) :6–14, mai 2006.
- [3] J.E. Beasley. Route-first cluster-second methods for vehicle routing. *Omega*, vol(4) :403–408, 1993.
- [4] E. Beltrami and L. Bodin. Networks and vehicle routing for municipal waste collection. *Networks*, pages 568–581, 1974.
- [5] J. Berger and M. Barkaoui. A hybrid genetic algorithm for the capacited vehicle routing problem. *GECCO*, pages 646–656, 2003.
- [6] L. Bodin, B. Golden, A. Assad, and M. Ball. Routing and scheduling of vehicles and crews. *Computers and Operations Research*, vol(2) :63–211, 1983.
- [7] R. Bowerman, B. Hall, and P. Calamai. A multi-objective optimization approach to urban school bus routing. *Transportation Research*, vol(29) :123–197, 1995.
- [8] O. Bräysy. A reactive variable neighborhood search for the vehicle routing problem with time windows. *INFORMS Journal on Computing*, vol(15), 2003.
- [9] V. Cerny. Thermodynamical approach to the traveling salesman problem, an efficient simulation algorithm. *Journal of Optimization Theory and Application*, vol(45) :41–51, 1985.
- [10] E. Choi and D.W. Tcha. A column generation approach to the heterogeneous fleet vehicle routing problem. *Computers and Operations Research*, vol(34) :1988–2000, 2007.
- [11] N. Christofides, A. Mingozzi, and P. Toth. The vehicle routing problem. *Combinatorial Optimization*, pages 315–338, 1979.
- [12] G. Clarke and J. Wright. Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points. *Operations Research*, vol(12) :568–581, 1964.
- [13] C. A. Coello and G. B. Lamon. *Application of Multi-Objective Evolutionary Algorithms*, volume vol. Advances in Natural Computation, 2004.

- [14] Y. Collette and P. Siarry. *Optimisation multiobjectif*. Eyrolles, 2002.
- [15] A. Colorni, M. Dorigo, and V. Maniezzo. Distributed optimization by ant colonies. *Elsevier Publishing*, pages 134–142, 1992.
- [16] S.A. Cook. The complexity of theorem-proving procedures. *Association for Computing Machinery*, pages 151–158, 1971.
- [17] J.F. Cordeau, M. Gendreau, A. Hertz, G. Laporte, and J.S Sormany. New heuristics for vehicle routing problem. *Logistics Systems*, 2005.
- [18] G.B. Dantzig and J.H. Ramser. The truck dispatching problem. *Operations Research, Management Science*, vol(6) :80–91, octobre 1959.
- [19] C. Darwin. *The Origin of Species*. 1859.
- [20] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarvan. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm NSGA II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol(6) :182–197, 2002.
- [21] J. Desrosiers, Y. Dumas, M.M Solomon, and F. Soumis. Time constrained routing and scheduling. *Handbooks in Operations Research and Management Science*, vol(8) :35–139, 1995.
- [22] C. Dhaenens, M.L. Espinouse, and B. Penz. Problèmes combinatoires classiques. *In Recherche Opérationnelle Et Réseaux*, pages 6–20, 2002.
- [23] C.F. Dhaenens. *Optimisation combinatoire multi-onjectif*. Phd, l’Université des Sciences et Technologies de Lille, 2005.
- [24] R. Dondo and J. Cerdá. A cluster-based optimization approach for the multi-depot heterogeneous fleet vehicle routing problem with time windows. *European Journal of Operational Research*, vol(176) :1479–1507, 2007.
- [25] I. H. Dridi, R. Kammarti, P. Borne, and M. Ksouri. Un algorithme génétique pour le problème de ramassage et de livraison avec fenêtres de temps à plusieurs véhicules. *CIFA*, 2008.
- [26] M. Dror and P. Trudeau. Savings by split delivery routing. *Transportation Science*, vol(23) :141–145, 1989.
- [27] F.Y. Edgeworth. *Mathematical physics*. P. Keagan, London,, 1881.
- [28] J. Edmonds. Covers and packings in a family of sets. *American Mathematical Society*, vol(68) :494–499, 1962.
- [29] M. Ehrgott. Approximation algorithms for combinatorial multicriteria optimization problems. *International Transactions in Operational Research*, vol(7) :5–31, 2000.
- [30] N. EL-Sherbeny. *Resolution of a vehicle routing problem with multi-objective simulated annealing method*. Thèse de doctorat, Faculté Polytechnique de Mons, Belgique, 2001.
- [31] M.L. Fisher. Optimal solution of vehicle routing problems using minimum k-trees. *Operations Research*, vol(42) :626–642, 1994.

- [32] M.L. Fisher. Vehicle routing. In *Handbooks in Operations Research and Management Science*, vol(8) :1–33, 1995.
- [33] M.L. Fisher and R. Jaikumar. A generalized assignment heuristic for vehicle routing. *Networks*, vol(11) :109–124, 1981.
- [34] M.R. Garey and D.S. Johnson. Computers and intractability : A guide to the theory of np-completeness. *W. H. Freeman and Company*, 1979.
- [35] M. Gendreau, C. Musaraganyi G. Laporte, and É.D. Taillard. A tabu search heuristic for the heterogeneous fleet vehicle routing problem. *Computers and Operations Research*, vol(26) :1153–1173, 1999.
- [36] B.E. Gillett and L.R. Miller. A heuristic algorithm for the vehicle dispatch problem. *Operations Research*, vol(22) :340–349, 1974.
- [37] F. Glover. Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. *Computers and Operations Research*, vol(5) :533–549, 1986.
- [38] M. Goetshalckx and C.J. Blecha. The vehicle routing problem with backhauls. *European Journal of Operational Research*, vol(42) :39–51, 1989.
- [39] D.E. Goldberg. Genetic algorithms in search optimization. *Massachusetts, Addison-Wesley, Reading*, 1989.
- [40] B.L. Golden and A.A. Assad. *Vehicle routing*, volume vol. Elsevier Science, North Holland, 1988.
- [41] B.L. Golden, A.A. Assad, L. Levy, and F. Gheysens. The fleet size and mix vehicle routing problem. *Computers and Operations Research*, vol(11) :44–69, 1984.
- [42] B.L. Golden, S. Raghavan, and E.A. Wasil. *The vehicle routing problem*. Springer, 2008.
- [43] M. Gronalt, R.F. Hartl, and M. Reimann. New savings based algorithms for time constrained pickup and delivery of full truckloads. *European Journal of Operational Research*, 2003.
- [44] G. Gutin and A.P. Punnen. The traveling salesman problem and its variations. *Kluwer Academic Publishers*, 2002.
- [45] J.K. Hao, P. Galinier, and M. Habib. Méthaheuristiques pour l’optimisation combinatoire et l’affectation sous contraintes. *intelligence artificiel*, vol(1999), 1999.
- [46] F.L. Hitchcock. The distribution of a product from several sources to numerous localities. *Journal of Mathematics and Physics*, vol(20) :224–230, 1941.
- [47] J.H. Holland. Adaptation in natural and artificial system. *Ann Arbor, The University of Michigan Pres*, 1975.
- [48] M. Jünger, T. Liebling, D. Naddef, G. Nemhauser, W. Pulleyblank, G. Reinelt, · G. Rinaldi, and L. Wolsey. *50 Years of Integer Programming 1958 2008*. Springer Heidelberg Dordrecht London New York, 2010.

- [49] N. Jozefowicz, F. Semet, and E.G. Talbi. Solution of a multi-objective vehicle routing problem. *LIFL, USTL, Villeneuve d'Ascq, France*, 2010.
- [50] J. Kennedy and R. C.Eberhat, editors. *Particle swarm optimization*, volume vol. proceedings of the IEEE Conference on Neural Network, 1995.
- [51] B. Kim, S. Kim, and S. Sahoo. Waste collection vehicle routing problem with time windows. *Computers and Operations Research*, vol(33) :3624–3642, 2006.
- [52] J. Knowles, D. Corne, and K. Deb. *Multiobjective Problem Solving from Nature*. Springer Berlin Heidelberg New York, 2008.
- [53] G. Laporte. The vehicle routing problem : An overview of exact and approximate algorithms. *European Journal of Operational Research*, vol(59) :345–358, 1992.
- [54] G. Laporte. What you should know about the vehicle routing problem. *Naval Research Logistics*, vol(54) :811–819, 2007.
- [55] G. Laporte. Fifty years of vehicle routing. *Transportation Science*, vol(4) :408–416, 2009.
- [56] G. Laporte, M. Gendreau, J.Y. Potvin, and F. Semet. Classical and modern heuristics for the vehicle routing problem. *International transactions in operational research*, vol(7) :285–300, 2000.
- [57] G. Laporte and Y. Nobert. Exact algorithms for the vehicle routing problem. *Annals of Discrete Mathematics*, vol(31) :147–184, 1987.
- [58] G. Laporte, Y. Nobert, and M. Desrochers. Optimal routing under capacity and distance restrictions. *Operations Research*, vol(33) :1050–1073, 1985.
- [59] E.L. Lawler, J.K. Lenstra, R. Khan, and D.B. Shmoys. The traveling salesman problem. *A Guided Tour of Combinatorial Optimization*, 1985.
- [60] D. Lee. Multiobjective design of a marine vehicle. *Numerical Methods in Engineering*, vol(40) :2665–2677, 1997.
- [61] J.K. Lenstra, A.H. Rinnooy, and G. Kan. Complexity of vehicle routing and scheduling problems. *Networks*, vol(11) :221–227, 1981.
- [62] F. Li, B.L. Golden, and E.A. Wasil. Very large-scale vehicle routing : new problems, algorithms, and results. *Computers and Operations Research*, vol(32) :1165–1179, 2005.
- [63] F. Li, B.L. Golden, and E.A. Wasil. A record-to-record travel algorithm for solving the heterogeneous fleet vehicle routing problem. *Computers and Operations Research*, vol(34) :2734–2742, 2007.
- [64] A. Liefoghe. *Métaheuristiques pour l'optimisation multiobjectif*. PhD thesis, Université Lille 1-Sciences et Technologies, 2009.
- [65] C.M.R.R. Lima, M.C. Goldbarg, and E.F.G. Goldbarg. A memetic algorithm for the heterogeneous fleet vehicle routing problem. *Electronic Notes in Discrete Mathematics*, vol(18) :171–176, 2004.

- [66] S. Lin. Computer solutions of the traveling salesman problem. *Bell System Tech*, vol(44) :2245–2269, 1965.
- [67] F.H. Liu and S.Y. Shen. The fleet size and mix vehicle routing problem with time windows. *Journal of the Operational Research Society*, vol(50) :721–732, 1999.
- [68] J.E. Mendoza, A.L. Medaglia, and N. Velasco. An evolutionary-based decision support system for vehicle routing : The case of a public utility. *Decision Support Systems*, vol(46) :730–742, 2009.
- [69] N. Mladenović and P. Hansen. Variable neighborhood search. *Computers and Operations Research*, vol(24) :1097–1100, 1997.
- [70] R.H. Mole and S.R. Jameson. A sequential route-building algorithm employing a generalized saving criterion. *Operational Research Quarterly*, vol(2) :503–511, 1976.
- [71] D. Naddef and G. Rinaldi. Branch-and-cut algorithms for the capacitated vrp. *The vehicle routing problem*, pages 225–242, 2002.
- [72] S. Obayashi, T. Murata, and R. Itai. Local search in two-fold emo algorithm to enhance solution similarity for multi-objective vehicle routing problems. *Springer*, vol, 2007.
- [73] S. Obayashi, S. Watanabe, and K. Sakakibara. A multiobjectivization approach for vehicle routing problems. *Springer*, vol(2007) :660–672, 2007.
- [74] I.H. Osman and S. Salhi. Local search strategies for the vehicle fleet mix problem. *Modern heuristic search methods chichester wiley*, 1996.
- [75] I.H. Osman and N. Wassan. Reactive tabu search meta-heuristic for the vehicle routing problem with backhauls. *Journal of Scheduling*, pages 263–285, 2002.
- [76] M. Padberg and G. Rinaldi. A branch-and-cut algorithm for the resolution of large-scale symmetric traveling salesman problems. *SIAM Review*, vol(33) :60–100, 1991.
- [77] W.B. Powell, P. Jaillet, and A. Odoni. Stochastic and dynamic networks and routing. *Handbooks in Operations Research and Management Science*, vol(8) :141–295, 1995.
- [78] G. Reinelt. The traveling salesman problem : Computational solutions for tsp applications. *Springer*, 1994.
- [79] J. Renaud and F.F. Boctor. A sweep-based algorithm for the fleet size and mix vehicle routing problem. *European Journal of Operational Research*, vol(140) :618–628, 2002.
- [80] J. Renaud, F.F. Boctor, and L. Gilbert. An improved petal heuristic for the vehicle routing problem. *Operational Research Societ*, vol(47) :1156–1167, 1996.
- [81] J.L. Rogers. A parallel approach to optimum actuator selection with a genetic algorithm. *Dans AIAA Guidance*, 2000.
- [82] R. Ruiz, C. Maroto, and J. Alcaraz. A decision support system for a real vehicle routing problem. *European Journal of Operational Research*, vol(3) :593–606, 2004.

- [83] L. Santos, J.C. Rodrigues, and J.R. Current. Implementing a multi-vehicle multi-route spatial decision support system for efficient trash collection in Portugal. *Transportation Research*, vol(42) :922–934, 2008.
- [84] P. Shaw. Using constraint programming and local search methods to solve vehicle routing problems. *Springer*, 1998.
- [85] C. Silvano and W. Fornaciari. *Multi-objective Design Space Exploration of Multiprocessor SoC Architectures*. Springer NewYork Dordrecht Heidelberg London, 2011.
- [86] E.D. Taillard. A heuristic column generation method for the heterogeneous fleet vrp. *RAIRO*, vol(33) :1–14, 1999.
- [87] E.G. Talbi. Une taxinomie des métaheuristiques hybrides. In *Dans ROADEF'2000*, 2000.
- [88] K. Tan, T. Lee, and Y. Chew. A hybrid multi-objective evolutionary algorithm for solving truck and trailer vehicle routing problems. *Dans Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation*, pages 2134–2141, 2003.
- [89] C.D. Tarantilis, C.T. Kiranoudis, and V.S. Vassiliadis. A list based threshold accepting metaheuristic for the heterogeneous fixed fleet vehicle routing problem. *Journal of the Operational Research Society*, vol(54) :65–71, 2003.
- [90] C.D. Tarantilis, C.T. Kiranoudis, and V.S. Vassiliadis. A threshold accepting metaheuristic for the heterogeneous fixed vehicle routing problem. *European Journal of Operational Research*, vol(152) :148–158, 2004.
- [91] P.M. Thompson and H.N. Psaraftis. Cyclic transfer algorithms for multi-vehicle routing and scheduling problems. *Operations Research*, 41 :935–946, 1993.
- [92] P. Toth and D. Vigo. An exact algorithm for the vehicle routing problem with backhauls. *Transportation Science*, vol(31) :372–385, 1997.
- [93] P. Toth and D. Vigo. The vehicle routing problem. *Society for Industrial and Applied Mathematics (SIAM)*, 2001.
- [94] P. Toth and D. Vigo. *The vehicle routing problem*. Number 367. Society for Industrial and Applied Mathematics, 2002.
- [95] P. Toth and D. Vigo. *The vehicle routing problem*. Philadelphia, 2002b.
- [96] T. Vidal, M. Gendreau, P. Christian, and T.G. Crainic. Heuristiques pour les problèmes de tournées de véhicules multi-attributs. *CIRRELT*, vol(12) :4–6, Mars 2011.
- [97] N.A. Wassan and I.H. Osman. Tabu search variants for the mix fleet vehicle routing problem. *Journal of the Operational Research Society*, vol(53) :768–782, 2002.
- [98] H.D. Yaman. Formulations and valid inequalities for the heterogeneous vehicle routing problem. *Mathematical Programming*, vol(106) :365–390, 2006.
- [99] V. Yepes and J. Medina. Economic heuristic optimization for heterogeneous fleet vrphstw. *Journal of Transportation Engineering*, vol(132) :303–311, 2006.

- [100] Y. Zhenyu, L. Zhang, and L. Guangming. A new MOEA for multiobjective TSP and its convergence property analysis. *Springer, Evolutionary Multi-criterion Optimization*, vol(2632), 2003.
- [101] K.G. Zografos and K.N. Androustosopoulos. A heuristic algorithm for solving hazardous materials distribution problems. *European Journal of Operational Research*, vol(152) :507–519, 2004.

Annexe

L'algorithme glouton déterministe

Algorithm 3 L'algorithme glouton déterministe

Sorties : S ou echec

$echec \leftarrow faux$;

$S \leftarrow \emptyset$; (objet vide) ;

while (S incomplète et $echec = faux$) **do**

 Construire la liste L des éléments insérables dans S ;

if $L \neq \emptyset$; **then**

 Evaluer le coût incrémental des éléments de L ;

 Insérer dans S l'élément ayant le coût incrémental le plus faible

else

 echec \leftarrow vrai

end if

end while

L'algorithme de descente

Algorithm 4 L'algorithme de descente

Sorties : S^* //meilleure solution trouvée
Initialiser une solution S ;
Stop \leftarrow faux ;
while $Stop = faux$ **do**
 Calculer S' le meilleur voisin de S ;
 if $f(S') \leq f(S)$ **then**
 $S \leftarrow S'$
 else
 Stop \leftarrow vrai ;
 end if
end while
 $S^* \leftarrow S$;

Schéma d'un algorithme évolutionnaire

Algorithm 5 Schéma d'un algorithme évolutionnaire

Sorties : S^*
Générer une population initiale P ;
Evaluer la performance des individus de P ;
while critère de fin non atteint **do**
 $P_{repro} \leftarrow$ **Selection-reproduction**(P) ;
 $P' \leftarrow$ **Croisement**(P_{repro}) ;
 $P' \leftarrow$ **Mutation**(P') ;
 Evaluer la performance des individus de P' ;
 $P \leftarrow$ **Selection**($P \cup P'$) ;
end while
 $S^* \leftarrow$ le meilleur individu trouvé ;

RELEVÉ DES ORDRES DE MISSIONS DE L'ANNEE 2009																
DATE DEPART	DATE RETOUR	H.D	H.R	F.M	N° CAMION	IMMAT CAM	VILLE DEST	NOM CH	PRENOM CH	KM ALLER	KM RETOUR	Nbr BO	PRIX BON	Nbr L/BON		
01/01/2009	20090102	225	1400	1500	5825	03384.508.06	MASCARA	AMIROUCHE	NACER	33088	34202	0	460	33.57		0
01/01/2009	20090101	225	1200	500	5822	03348.508.06	MSILA	OUHADDAD	RAFFIK	32712	33004	0	460	33.57		0
02/01/2009	20090103	1055	1200	1000	5837	03431.508.06	BISKRA	IOUKNANE	YOUCEF	37112	37812	0	460	33.57		0
03/01/2009	20090104	1300	500	500	2211	00529-202-06	CHERRAGA	SAHNOUNE	ABDELMADJ	4770730	4771150	0	460	33.57		0
03/01/2009	20090104	1300	500	500	2211	00529-202-06	CHERRAGA	AMGHAR	ALI	4770730	4771150	0	460	33.57		0
03/01/2009	20090103	0	1000	500	2211	00529-202-06	MSILA	AIT OUKACI	MD AREZKI	4770730	4771022	0	460	33.57		0
03/01/2009	20090103	0	1000	500	2211	00529-202-06	MSILA	KHEBBACHE	TAHAR	4770730	4771022	0	460	33.57		0
03/01/2009	20090106	500	1300	3500	5839	03375.508.06	EL-BORMA	ARHAB	SALEH	24758	26904	6	460	33.57		0
03/01/2009	20090106	500	1300	3500	5839	03375.508.06	EL-BORMA	ALLAL	BOUDJEMAJ	24758	26904	6	460	33.57		0
03/01/2009	20090103	345	1700	500	5815	05515-508.06	TIZI OUZOU	AZIZA	MOKRANE	29896	30296	0	460	33.57		0
03/01/2009	20090103	355	1900	500	5802	03352.508.06	BLIDA	CHATEM	ZOUBIR	31073	31537	0	460	33.57		0
03/01/2009	20090104	230	1200	1500	5850	03411.508.06	MOSTAGAN	AZIZA	AMIROUCHE	36907	37941	0	460	33.57		0
03/01/2009	20090104	25	1000	1500	5846	03430.508.06	MOSTAGAN	KHALDI	ALI	39724	40758	0	460	33.57		0
03/01/2009	20090103	440	1200	500	5828	05513-508.06	BEJAIA	CHIBOUTI	SMAIL	33149	33257	0	460	33.57		0
03/01/2009	20090103	430	1555	500	5803	03428.508.06	BEJAIA	NEKLI	AMEUR	32502	32613	0	460	33.57		53
03/01/2009	20090103	345	1100	500	5821	03407.508.06	BEJAIA	REDJAL	OUAHBI	34309	34417	0	460	33.57		0
03/01/2009	20090103	510	1300	500	5824	03370.508.06	BEJAIA	TALBI	AZEDDINE	27770	27878	0	460	33.57		0
03/01/2009	20090103	320	1100	500	5814	05525-508.06	BEJAIA	BEZIOUEN	KHALED BE	32284	32392	0	460	33.57		0
03/01/2009	20090103	535	1300	500	5848	03414.508.06	BEJAIA	AIT SAADI	BAREMTANE	37495	37603	0	460	33.57		0
03/01/2009	20090103	600	1400	500	5819	03404.508.06	BEJAIA	AMARA	LOUANAS	37865	37973	0	460	33.57		0
03/01/2009	20090103	230	1000	500	5817	05518-508.06	BEJAIA	DJENADI	MUSTAPHA	33194	33302	0	460	33.57		0
03/01/2009	20090103	325	1100	500	5810	03351.508.06	BEJAIA	GUENDOUCI	ALI	31803	31911	0	460	33.57		0
03/01/2009	20090103	540	1300	500	5832	05523-508.06	BEJAIA	HAMIDOUCH	CHABANE	34071	34179	0	460	33.57		0
03/01/2009	20090104	1615	400	500	5803	03428.508.06	ALGER	NEKLI	AMEUR	32613	33013	0	460	33.57		0
03/01/2009	20090105	2100	500	1500	5819	03404.508.06	TIARET	AMARA	LOUANAS	37977	38865	0	460	33.57		0
04/01/2009	20090104	600	1220	500	5830	05529-508.06	SOUK EL-TH	LELLOUCHE	BOUSSAD	36604	36764	0	460	33.57		68
04/01/2009	20090104	320	2300	500	5817	05518-508.06	CONSTANTIN	DJENADI	MUSTAPHA	33306	33920	0	460	33.57		0
04/01/2009	20090105	20	800	1500	5810	03351.508.06	SKIKDA	GUENDOUCI	ALI	31914	32748	0	460	33.57		0

FIG. 4.8 – Listes des véhicules, distance,..

La gamme des produits finis Ifri

Désignation	volume
Eau minérale naturelle	0,33 litres
Eau minérale naturelle	0,50 litres
Eau minérale naturelle	1.50 litres
Eau minérale naturelle bouchon sport	0,33 litres
Eau minérale naturelle bouchon sport	0,50 litres
Eau minérale naturelle air Algérie	0,33 litres

TAB. 4.4 – L'eau minérale naturelle en PET

Désignation	volume	volume	volume	volume
soda bitter	0,33 litres	1 litres	1,25 litres	2 litres
soda citron	0,33 litres	1 litres	1,25 litres	2 litres
soda orange	0,33 litres	1 litres	1,25 litres	2 litres
soda pomme	0,33 litres	1 litres	1,25 litres	2 litres
soda pomme verte	0,33 litres	1 litres	1,25 litres	2 litres
soda fraise	0,33 litres	1 litres	1,25 litres	2 litres

TAB. 4.5 – Les sodas en PET

Désignation	volume	volume
eau minérale fruitée orange	0,33 litres	1 litre
Eau minérale fruitée carotte	0,33 litres	1 litre
Cocktail de fruits	0,33 litres	1 litre
Eau minérale fruitée orange rouge	0,33 litres	1 litre

TAB. 4.6 – L'eau minérale fruitée en PET

Désignation	volume
Eau minérale naturelle	0,25 litres
Eau minérale naturelle	1 litres

TAB. 4.7 – L'eau minérale naturelle en verre

Désignation	volume	volume
Soda bitter	0,25 litres	1 litre
Soda citron	0,25 litres	1 litre
Soda orange	0,25 litres	1 litre
Soda pomme	0,25 litres	1 litre
Soda pomme verte	0,25 litres	1 litre
Soda fraise	0,25 litres	1 litre

TAB. 4.8 – Les sodas en verre

Désignation	volume	volume
Eau minérale fruitée orange	0,25 litres	1 litre
Eau minérale fruitée carotte	0,25 litres	1 litre
Cocktail de fruits	0,25 litres	1 litre
Eau minérale fruitée orange rouge	0,25 litre	
Eau minérale fruitée mangue au lait	0,25 litre	
Eau minérale fruitée fraise au lait	0,25 litre	
Eau minérale fruité raisin mure	0,25 litres	1 litre

TAB. 4.9 – L'eau minérale fruitée en verre

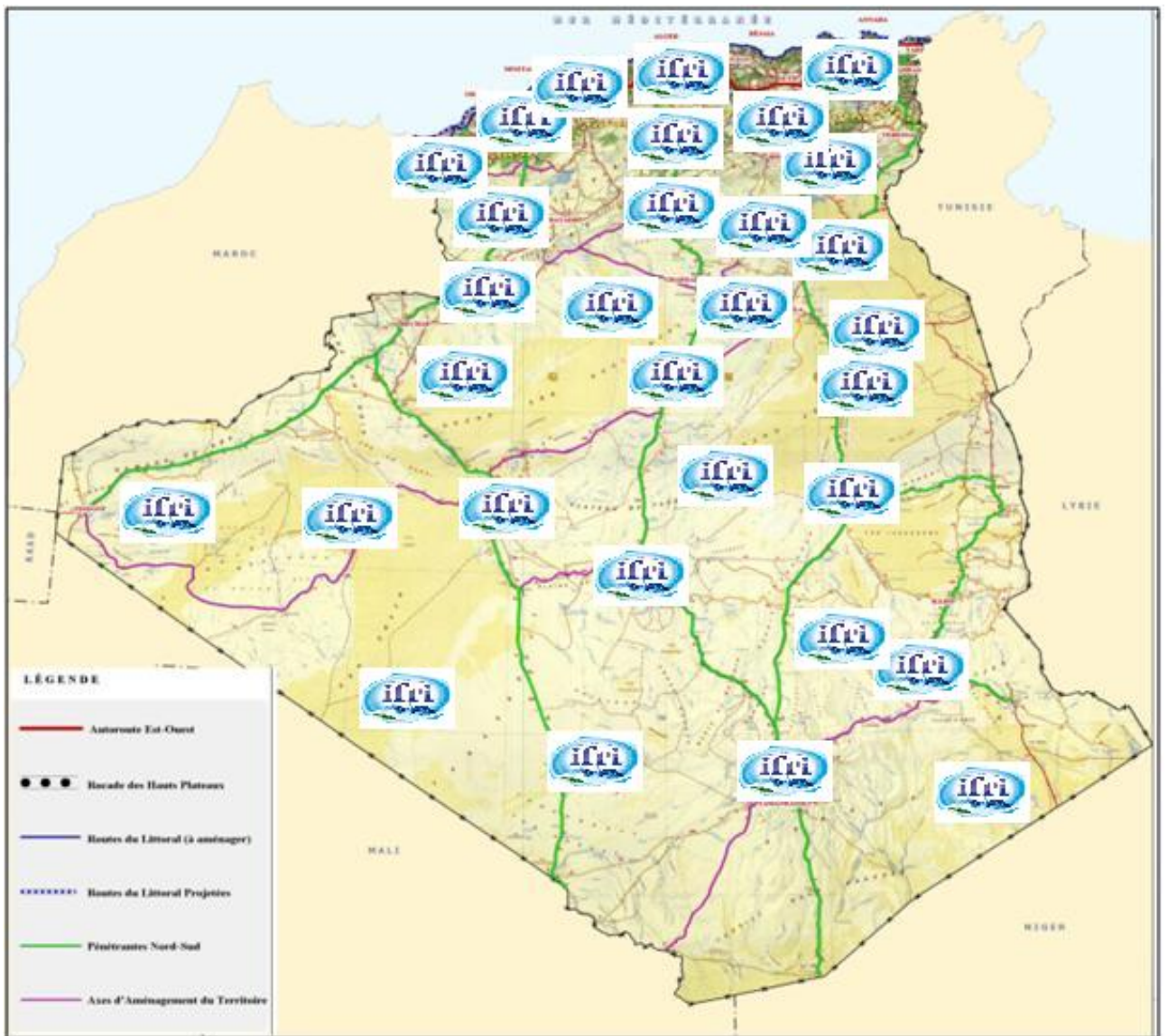


FIG. 4.9 – Réseau routier (Algérie 2010)

Résumé

Le problème de distribution de produits dans une entreprise économique peut être vu comme un problème d'élaboration des tournées de véhicules (PTV), qui est un problème d'optimisation Combinatoire NP-difficile et qui a fait l'objet de nombreux travaux. Le PTV consiste, à livrer des produits pour un ensemble de clients à l'aide d'une flotte de véhicules homogène ou hétérogène avec capacité fini. La résolution du problème consiste à déterminer un ensemble de tournées qui minimisent au mieux des objectifs comme, la distance totale parcourue, le nombre de véhicules utilisés,.... Dans ce mémoire, nous étudions un cas réel, nous avons proposé un modèle mathématique multi-objectif, pour la distribution des produits de l'entreprise agroalimentaire SARL Ifri. Nous avons pris comme premier objectif la minimisation de la distance totale parcourus, et comme second objectif nous avons ajouté l'équilibrage des tournées entre les chauffeurs. A la fin nous avons présenté une approche de résolution basée sur l'algorithme génétique multi-objectif NSGA II. Implémentée sur la plate forme ParadisEO, qui nous a permis d'avoir des résultats meilleurs que ceux obtenues par l'entreprise. La visualisation de la frontière Pareto est obtenue on utilisant le logiciel Guimoo.

Mots clés: PVC, P TV, Multi-objectif, 2-Opt, Algorithme génétique, NSGA II, ParadisEO, Guimoo.

Abstract

The problem of distribution of products in an economic enterprise can be seen as a problem of development of vehicle routing (VRP), which is a combinatorial optimization problem NP-hard and has been the subject of numerous studies. VRP is to deliver products to a set of customers with a fleet of homogeneous or heterogeneous with finite capacity. Solving the problem is to determine a set of tours that minimize the best targets as the total distance traveled, number of vehicles, In this paper, we students a real case, we proposed a multi-objective mathematical model for the distribution of the food company SARL Ifri. We took as our primary objective the minimization of the total distance traveled, and as a second objective we have added tours balancing between drivers. At the end we presented an approach based on solving multi-objective genetic algorithm NSGA-II. Implemented on the platform ParadisEO, which allowed us to have better results than those obtained by the company. Visualizing the Pareto frontier is obtained on using the software Guimoo.

Key words: TSP, VRP, Multi-objective, Genetic algorithm, 2-Opt, NSGA II, ParadisEO, Guimoo.

ملخص

يمكن أن ينظر إلى مشكلة توزيع المنتجات في مؤسسة الاقتصادية باعتبارها مشكلة توجيه تطوير السيارة (PTV)، وهو الحل الأمثل لتوافقية NP-الجاد وكانت موضوع دراسات عديدة. PTV هو تقديم منتجات لمجموعة من العملاء مع أسطول من قدرة محدودة متجانسة أو غير متجانسة مع حل هذه المشكلة هو تحديد مجموعة من الجولات التي تقلل من أفضل الأهداف والمسافة الإجمالية السفر، وعدد من السيارات، اقترحنا في هذه الورقة، ونحن طلاب في قضية حقيقية، وهذا نموذج متعدد الأهداف الرياضية لتوزيع الغذاء شركة SARL افري. كما اتخذنا هدفنا الرئيسي الإقلال ما أمكن من إجمالي المسافة سافر، ونتيجة للهدف الثاني وأضاف لدينا جولات تحقيق التوازن بين السائقين. في نهاية قدمنا نهج يقوم على حل متعدد الأهداف الخوارزمية الجينية NSGA-II. تنفيذها على منصة ParadisEO، مما سمح لنا أن يكون نتائج أفضل من تلك التي حصلنا عليها من قبل الشركة. يتم الحصول على تصور الجبهة باريتو على استخدام البرمجيات Guimoo.

كلمات

PVC، P TV، الأغراض متعددة، 2-OPT، الجينية الخوارزمية، NSGA II، ParadisEO، Guimoo