الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

جامعة سعيدة د. مولاي الطاهر

كلية التكنولوجيا

قسم: الإعلام الآلي

Mémoire de Master

Spécialité : Réseau informatique et systèmes

Thème

Résolution du Problème de Tournées de Véhicules avec une Approche Métaheuristique

Présenté par :

BOUAZZA Aya Ikram

ZIANI Kaouther

Dirigé par :

Dr. DARKAOUI Orkia

Année universitaire 2022-2023

Remerciements

Un premier temps remercions ; nos directeur de mémoire, Dr.Darkaoui.O ; pour sa patience ,sa disponibilité et surtout ses judicieux conseils ; qui ont contribué a alimenter nos réflexions .

Nos vifs remerciements vont également aux membres du jury pour leur présence, pour leur lecture attentive de ce mémoire, ainsi que pour les remarques qu'ils nous adresseront lors de cette soutenance afin d'améliorer notre travail. Ainsi nos enseignants, espérant que vous allez voir, dans ce manuscrit, les fruits du dévouement avec lequel vous avez fait preuve durant les enseignements que vous nous avez prodigué.

Enfin, Nous remercions également toute l'équipe pédagogique de l'université de Saida .

Dédicace

Tout d'abord je tiens à remercier ALLAH le tout puissant de m'avoir donné la santé, la volonté, le courage et la patience pour mener à terme ma formation et pourvoir réaliser ce travail de recherche.

En guise de reconnaissance, je tiens à remercier, très sincèrement, Mes parents pour leur amour inestimable, leurs sacrifices, leur confiance, leur soutien et toutes les valeurs qu'ils ont su m'inculquer.

Mes remerciements vont également au mes sœurs et mes frères pour leur tendresse, leur complicité et leur présence.

J'adresse également des remerciements à mes tantes et mes oncles de la famille BOUAZZA ainsi que de la famille LARBI, pour leurs mots d'encouragement et leur gentillesse.

Enfin je remercie mes amis et Toutes les personnes qui m'ont aidée lors de la rédaction de ce mémoire.

Bouazza Aya Ikram

Dédicace

Je dédie cette œuvre à mes parents, à ma mère, à mes trois frères et à ma sœur Rkaia. Vous êtes les piliers de ma vie et je vous suis infiniment reconnaissant(e) pour votre amour, votre soutien et votre présence inconditionnels.

À mes parents, vous êtes mes guides et mes modèles. Votre dévouement, vos sacrifices et vos encouragements constants ont été les fondations sur lesquelles j'ai construit ma réussite. Merci d'avoir toujours cru en moi et d'avoir nourri mes aspirations les plus profondes.

À ma mère, tu es une source inépuisable d'amour et de réconfort. Ta bienveillance, ta sagesse et ta force intérieure m'ont inspiré(e) tout au long de ce projet. Je suis honoré(e) de pouvoir te compter parmi mes plus grands soutiens et de t'avoir comme modèle de résilience.

À mes trois frères, vous êtes mes compagnons de route et mes alliés inébranlables. Vos encouragements, vos conseils et vos rires ont illuminé chaque étape de ce parcours. Merci d'avoir partagé mes rêves, mes aspirations et mes réussites, et d'avoir été là pour moi à chaque tournant.

Et enfin, à ma sœur Rkaia, ta présence est un cadeau précieux dans ma vie. Tu es ma confidente, ma meilleure amie et ma complice. Merci d'avoir été mon roc, de m'avoir encouragé(e) et de m'avoir soutenu(e) sans relâche. Notre lien fraternel est une force inébranlable qui me pousse à donner le meilleur de moi-même.

Cette dédicace est une expression sincère de ma gratitude envers vous, mes êtres chers. Votre amour inconditionnel, votre soutien indéfectible et votre présence constante ont été les fondements de mon épanouissement personnel et de ma réussite. Je vous aime du plus profond de mon cœur.
Avec tout mon amour et ma reconnaissance,

Kaouther ziani

Résumé :

De nos jours, le problème de tournées de véhicules (VRP) est l'un des problèmes d'optimisation combinatoire les plus importants et il a reçu beaucoup d'attention en raison de son application réelle dans l’industrie. Il est considéré comme un sujet important dans la logistique en industrie et dans le domaine de la recherche opérationnelle. Il s'agit de déterminer les tournées d'une flotte de véhicules afin de livrer une liste de clients tout en minimiser le coût de livraison des biens. Ce problème est une extension classique du problème du voyageur de commerce, et fait partie de la classe des problèmes NP-complet. Comme pour la plupart des problèmes NP-complet il est difficile de résoudre des instances de grande taille de façon optimale. Donc, pour réaliser le comprimes entre une bonne qualité de solution et le temps raisonnable et pratique d’exécution, de nombreuses métaheuristiques on été appliquées à ce problème, entre autres les algorithmes génétiques. L’objectif de notre étude se concentre sur l’utilisation d’une métaheuristique à savoir l'algorithme génétique (AG) afin de résoudre le problème de tournées de véhicules et spécifiquement une de ces variantes la plus utilisée qui est le problème de tournée des véhicules avec un seul dépôt (SDVRP). Le problème est résolu en employant l'algorithme génétique qui incorpore des opérateurs génétiques qui sont utilisés pour améliorer les solutions obtenues. Des tests expérimentaux ont été effectués sur un ensemble d’instances d’un benchmark académique de la littérature. Les résultats de calcul sont prometteurs et ont montré que l'algorithme a obtenu de bonnes solutions et un temps de calcul pratique.

Mots clés : VRP, optimisation combinatoire, logistique, recherche opérationnelle, métaheuristique, algorithmes génétiques.

Abstract:

Nowadays, the Vehicle Routing Problem (VRP) is one of the most important combinatorial optimization problems and has received a lot of attention due to its real-life application in industry. It is considered an important topic in industrial logistics and in the field of operations research. It involves determining the routes of a fleet of vehicles in order to deliver a list of customers while minimizing the cost of delivering the goods. This problem is a classical extension of the travelling salesman problem, and belongs to the class of NP-complete problems. As with most NP-complete problems, it is difficult to solve large instances optimally. So, to achieve the trade-off between good solution quality and reasonable and practical execution time, many metaheuristics have been applied to this problem, including genetic algorithms. The objective of our study focuses on the use of a metaheuristic, namely the genetic algorithm (GA), to solve the vehicle touring problem and specifically one of its most widely used variants, the single depot vehicle touring problem (SDVRP). The problem is solved using the genetic algorithm, which incorporates genetic operators that are used to improve the solutions obtained. Experimental tests have been carried out on a set of instances of an academic benchmark from the literature. The computational results were promising and showed that the algorithm obtained good solutions and practical computation time.

Keywords: VRP, combinatorial optimization, logistics, operations research, metaheuristics, genetic algorithms.

ملخص:

فـي الوقـت الحاضـر, تعـد مشـكلة جولـة السـيارة (VRP) واحـدة مـن أهـم مشـاكل التحسـين التـوافقي وقـد حظيـت بـالكثير مـن الاهتمـام بسـبب تطبيقهـا الفعلـي فـي الصـناعة. يعتبـر موضـوعًا مهمًـا فـي مجـال الخـدمات اللوجسـتية فـي الصـناعة وفـي مجـال البحـث التشـغيلي. يتضـمن هـذا تحديـد جـولات أسـطول مـن المركبـات مـن أجـل تقـديم قائمـة بـالعملاء مـع تقليـل تكلفـة تسـليم البضـائع. هـذه المشـكلة هـي امتـداد كلاسـيكي لمشـكلة المسـافر التجـاري ، وهـي جـزء مـن فئـة مشـاكل NP الكاملـة. كمـا هـو الحـال مـع معظـم مشـاكل NP الكاملـة ، مـن الصـعب حـل الحـالات الكبيـرة بطريقـة مثلـى. لـذلك ، مـن أجـل التوصـل إلـى حـل وسـط بـين جـودة جيـدة للحـل ووقـت التنفيـذ المعقـول والعملـي ، تـم تطبيـق العديـد مـن المقـاييس علـى هـذه المشـكلة ، مـن بـين خوارزميـات وراثيـة أخـرى. يركـز الهـدف مـن دراسـتنا علـى اسـتخدام metaheuristic وهـي الخوارزميـة الجينيـة (AG) مـن أجـل حـل مشـكلة جـولات المركبـات وتحديداً أحد هـذه المتغيـرات الأكثـر اسـتخدامًا والتـي هـي مشـكلة جولـة السـيارة مـع مسـتودع واحـد .(SDVRP) يـتم حـل المشـكلة باسـتخدام الخوارزميـة الجينيـة التـي تتضـمن العوامـل الوراثيـة التـي تسـتخدم لتحسـين الحلـول التـي تـم الحصـول عليهـا. تـم إجـراء الاختبـارات التجريبيـة علـى مجموعـة مـن الحـالات لمعيـار أكـاديمي لـلأدب. نتـائج الحساب واعدة وأظهرت أن الخوارزمية قد حصلت على حلول جيدة ووقت حساب عملي .

الكلمـات الرئيسـية: مشـكلة جـولات المركبـات ، التحسـين التـوافقي ، الخـدمات اللوجسـتية ، البحـث التشـغيلي ، الميتوهيورستية ، الخوارزمية الجينية.

Listes des tableaux

Listes des figures

Listes des abréviations

PVC Problème de Voyageur de Commerce

TSP Traveling Salesman Problelm

VRP Routing Vehicule Problem

SDVRP le Problème de Tournée des Véhicules avec une Seul Dépôt

AG Algorithme Génétique.

Table des matières

Introduction générale :

La plupart des entreprises se concentrent sur la rentabilité, Seules les entreprises rentables peuvent l'emporter sur la concurrence, se développer d'avantage et proposer leurs produits et services aux clients avec succès. Les entreprises incapables de couvrir leurs dépenses à long terme disparaîtront du marché.

Il existe plusieurs stratégies sur la façon dont les entreprises peuvent atteindre leurs objectifs sur des marchés concurrentiels. Ces stratégies se différencient en mettant l'accent soit sur les intérêts de l'entreprise, soit sur les besoins des clients. L'une des stratégies les plus anciennes, encore courante aujourd'hui, repose sur la satisfaction du client. Les entreprises qui appliquent cette stratégie se concentrent sur un fonctionnement efficace, la réduction des coûts et la réalisation d'économies d'échelle. Des produits ou services standard à bas prix sont proposés à un large éventail de clients. Dans le cadre de cette stratégie, l'accent est clairement mis sur l'intérêt de l'entreprise.

Au cours des dernières décennies, cette stratégie a dominé le domaine du routage des véhicules, alors la satisfaction du client est souvent le résultat d'un service constant. Les clients apprécient le service à heures régulières de la journée assuré par le même chauffeur à chaque fois. De plus, les conducteurs se familiarisent davantage avec leurs tâches s'ils visitent les mêmes clients et régions de service à plusieurs reprises.

Le problème de transport est célèbre en optimisation combinatoire. Le problème de base et probablement le plus étudie est le Problème du Voyageur de Commerce (PVC) dit aussi Traveling Salesman Problèm (TSP), qui a pour objectif, la visite aux moindres coûts d'un ensemble de clients, une et une seule fois, avec un seul véhicule. La difficulté de ce problème est de trouver l'ordre dans lequel chacun des clients sera visité, en minimisant un certain critère (temps ou coût du parcours, ou bien longueur totale parcourue . . .).

L'extension du nombre de véhicules d'un à une flotte de véhicules définit un autre problème de transport. Il est dit Problème de Tournées de Véhicules ou Véhicule Routing Problem (VRP).

La présente étude est axée sur les problèmes d’optimisation combinatoire et leurs méthodes de résolution, en particulier, les problèmes de tournées de véhicules. Ces problèmes sont qualifiés de difficiles, ils appartiennent à la classe des problèmes NP-DURS. La classe NP-DURS est la plus importante des classes de problèmes d’optimisation combinatoire. Des problèmes du quotidien, tels que les problèmes de distribution et ou de ramassage, les problèmes d’affectation de tâches aux individus, les problèmes d’emploi du temps . . ., sont d’autres problèmes d’optimisation combinatoire de la classe des problèmes NP-DURS.

Les motivations et objectif du travail :

Les principales motivations de l'étude du VRP sont d'une part la difficulté de sa résolution et d'autre part ses nombreuses applications pratiques en logistique. Ce deuxième point concerne les retombées économiques et environnementales liées à la minimisation des coûts des systèmes de transport. En effet et, selon Toth and Vigo [2001a], les frais de transport représentent généralement entre 10% et 20% des prix naux des marchandises sur le marché, et les procédures informatisées basées sur des techniques d'optimisation permettent de faire des économies de l'ordre de 5% à 20% sur ces coûts de transport.

En effet, l’objectif de notre étude se concentre sur l’utilisation d’une métaheuristique à savoir l'algorithme génétique (AG) afin de résoudre le problème de tournées de véhicules et spécifiquement une de ces variantes la plus utilisée qui est le problème de tournée des véhicules avec un seul dépôt (SDVRP). Le problème est résolu en employant l'algorithme génétique qui incorpore des opérateurs génétiques qui sont utilisés pour améliorer les solutions obtenues. Des tests expérimentaux ont été effectués sur un ensemble d’instances d’un benchmark académique de la littérature crée par Christofides et al.[18].

Ce mémoire est constitué de quatre chapitres :

- Le premier chapitre nous présentons les concepts de base de l'optimisation combinatoire, ainsi qu'une description des méthodes de résolution exactes et approchées

- Le deuxième chapitre présente la problématique du VRP. Dans ce chapitre, nous rappelons les différents éléments qui composent ce problème, ainsi que les contraintes à satisfaire et l'objectif à optimiser. La formulation mathématique de ce problème est ensuite rappelée. Nous rappelons la plupart des variantes de ce problème trouvées dans la littérature, puis nous présentons un état de l'art sur les méthodes qui sont utilisées pour la résolution de ce problème. Nous terminons ce chapitre par une revue sur la littérature concernant les méthodes de résolution du problème VRP avec une seule dépôt et de quelques-unes de ses extensions.

- Le troisième chapitre fait l'objet d'une description des méthodes de résolution exactes et approchées pour le problème de tournées des véhicules avec un seul dépôt

- Le quatrième chapitre on donne une solution approchée de ce problème et en utilisant pour cela l'algorithme génétique ainsi des résultats expérimentaux.

Chapitre 1 : Optimisations, Notion de base

1.1 Introduction :

La réussite d'un projet ou le développement d'une entreprise est dans plusieurs cas lié à la capacité des ingénieurs et des décideurs de résoudre des problèmes de type : minimiser les coûts ou maximiser la production, avec la prise en compte d'un certain nombre de paramètres. Ce type de problème appelé problème d'optimisation, où on veut minimiser une fonction de coût ou maximiser une fonction objective.

Les problèmes d'optimisation apparaissent dans plusieurs domaines, tels que la conception de systèmes mécaniques, le traitement des images, l'électronique ou la recherche opérationnelle. Résoudre un tel problème consiste à donner les bonnes valeurs aux paramètres pour avoir une solution optimale. Ces valeurs doivent respecter les contraintes associées au problème.

1.2 Définition de l'optimisation :

L'optimisation ou programmation mathématique représente le pilier principal de la recherche opérationnelle. Un problème d'optimisation consiste à choisir ou à chercher un élément ou une configuration parmi un ensemble de même structure, en optimisant un certain critère défini préalablement. Tout problème d'optimisation peut être formulé comme suit :

$$(P) = \begin{cases} Optimiser\ Z = C.x \\ x \in X \end{cases} \quad (1.1)$$

Dans la formulation (1.1), X est un sous-ensemble de l'ensemble S des solutions réalisables du problème de base, satisfaisant les contraintes supplémentaires spécifiques au problème (P) de (1.1).

L'optimisation consiste à minimiser ou à maximiser (nous passons la minimisation d'un problème à la maximisation et inversement, en utilisant la relation (1.2) :

$$\min\big(Z(x)\big) = -\max\big(-Z(x)\big) \quad (1.2)$$

Généralement, nous parlons de problèmes d'optimisation combinatoire lorsque nous avons à examiner un nombre fini de combinaisons. Souvent la résolution de ces problèmes se heurte à la croissance exponentielle du nombre de combinaisons à examiner, en fonction de leur taille[10]

1.3 Problèmes célèbres en Optimisation :

L'optimisation combinatoire englobe une classe importante des problèmes de la recherche Opérationnelle. Il nous est impossible de les énumérer de manière exhaustive mais nous en citons les plus fréquents.

- Problèmes Liés à la Théorie des Graphes : Nous citons les problèmes de couplage, de couverture de sommets, de coloration de graphes, de stable maximum, le problème de voyageur de commerce (PVC) et le problème de tournées de véhicules (VRP), qui a pour objectif le service d'un ensemble des clients en parcourant une longueur minimale. Le VRP sera étudié de façon détaillée (présentation, méthode de résolution et application) tout au long de ce mémoire.

- Problème du Sac à Dos : L'énoncé de ce problème fameux en optimisation combinatoire est simple : étant donné un ensemble d'objets chacun possédant un poids et une valeur et étant donné une capacité pour le sac, quels objets doit-on mettre dans le sac de manière à maximiser la valeur totale sans dépasser la capacité du sac.

- Problème d'Emploi du Temps : Ce problème a plusieurs variantes, selon le domaine d'application, leur point commun est d'´élaborer la planification de l'activité de l'individu au cours du temps. La solution est affichée sous forme de tableau `a deux dimensions dans lequel on associe les lignes aux personnes et les colonnes aux périodes horaires.

1.4 Méthodes de résolution d'un problème d'optimisation :

Généralement Il existe deux grandes familles de méthode pour la résolution des problèmes difficiles :

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 les techniques de séparation et évaluation (Branch and Bound) ou la programmation dynamique. Les méthodes exactes ont permis de trouver des solutions optimales pour des problèmes de taille raisonnable.[11]

1.4.2 Méthodes approchées

Lorsque l'on dispose d'un temps de calcul limité ou lorsqu'on est confronté à des problèmes difficiles ou de taille importante, on peut avoir recours aux méthodes approchées, en se contentant de rechercher une solution de bonne qualité. Dans ce cas le choix est parfois possible entre une heuristique spécialisée et une métaheuristique.[8]

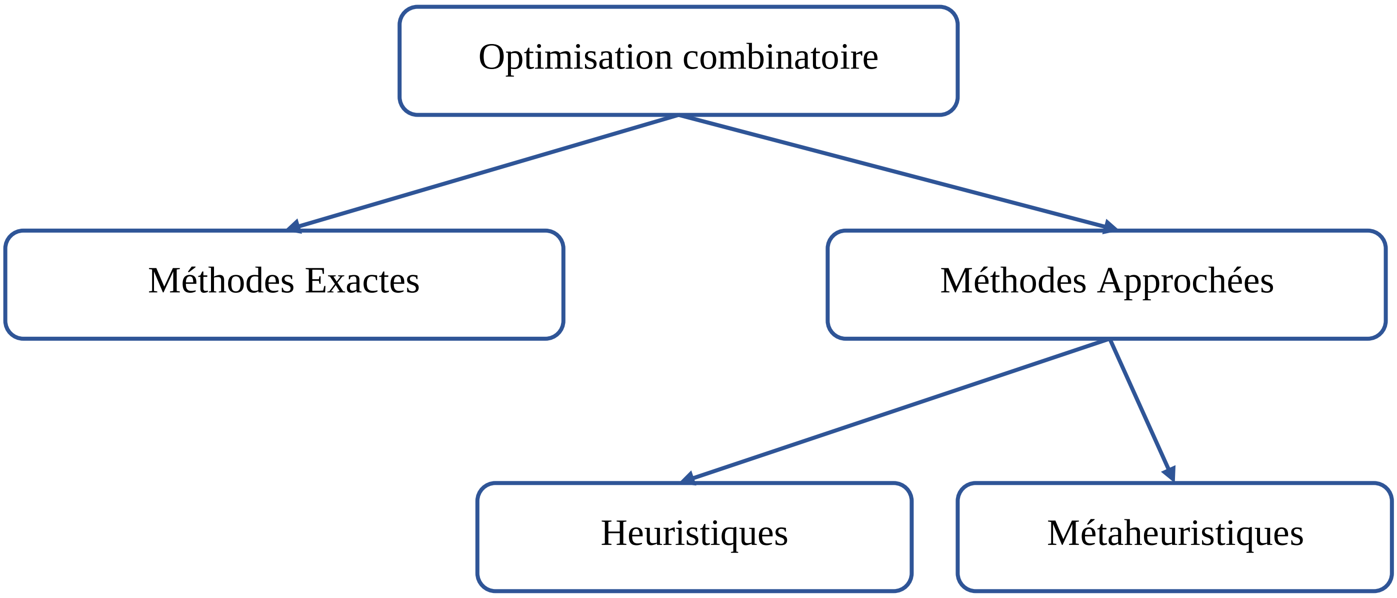


Figure 1.1 Classification des méthodes d'optimisation

1.5 Les métaheuristiques :

1.5.1 Définition :

La métaheuristique est un algorithme d'optimisation visant à résoudre des problèmes d'optimisation difficile (souvent issus des domaines de la recherche opérationnelle, de l'ingénierie ou de l'intelligence artificielle) pour lesquels on ne connaît pas de méthode classique plus efficace.

Les métaheuristiques sont généralement des algorithmes stochastiques itératifs, qui progressent vers un optimum global, c'est-à-dire l'extremum global d'une fonction, par échantillonnage d'une fonction objective. Elles se comportent comme des algorithmes de recherche, tentant d'apprendre les caractéristiques d'un problème afin d'en trouver une approximation de la meilleure solution (d'une manière proche des algorithmes d'approximation).

Il existe un grand nombre de métaheuristiques différentes, allant de la simple recherche locale à des algorithmes complexes de recherche globale. Ces méthodes utilisent cependant un haut niveau d'abstraction, leur permettant d'être adaptées à une large gamme de problèmes différents.[10]

1.5.2 Caractéristiques d’une métaheuristique :

Voici quelques-unes des caractéristiques communes aux métaheuristiques :

- Méthodes itératives : Les métaheuristiques résolvent le problème d'optimisation en itérant sur une série de solutions potentielles pour trouver la meilleure solution possible.

- Exploration et exploitation : Les métaheuristiques cherchent à explorer de nouvelles zones de l'espace de recherche tout en exploitant les zones déjà explorées pour trouver la meilleure solution possible.

- Aléatoire : Les métaheuristiques ne suivent pas un algorithme déterministe strict, mais plutôt un processus aléatoire qui permet de trouver des solutions potentiellement meilleures.

- Adaptation : Les métaheuristiques peuvent ajuster leurs paramètres et leur comportement en fonction de l'environnement du problème et des résultats de recherche précédents.

- Facilité d'implémentation : Les métaheuristiques sont généralement faciles à implémenter et peuvent être appliquées à une large gamme de problèmes d'optimisation.

- Exploration de l'espace de recherche : Les métaheuristiques explorent l'espace de recherche du problème en générant de nouvelles solutions potentielles de manière itérative. Ces solutions sont évaluées et modifiées pour obtenir des solutions meilleures. [9]

1.5.3 Classification des métaheuristiques :

Une manière de classifier les métaheuristiques est de distinguer celles qui travaillent avec une population de solutions de celles qui ne manipulent qu'une seule solution à la fois.

Voici une figure qui montre cette classification avec des exemples typiques pour chaque catégorie :

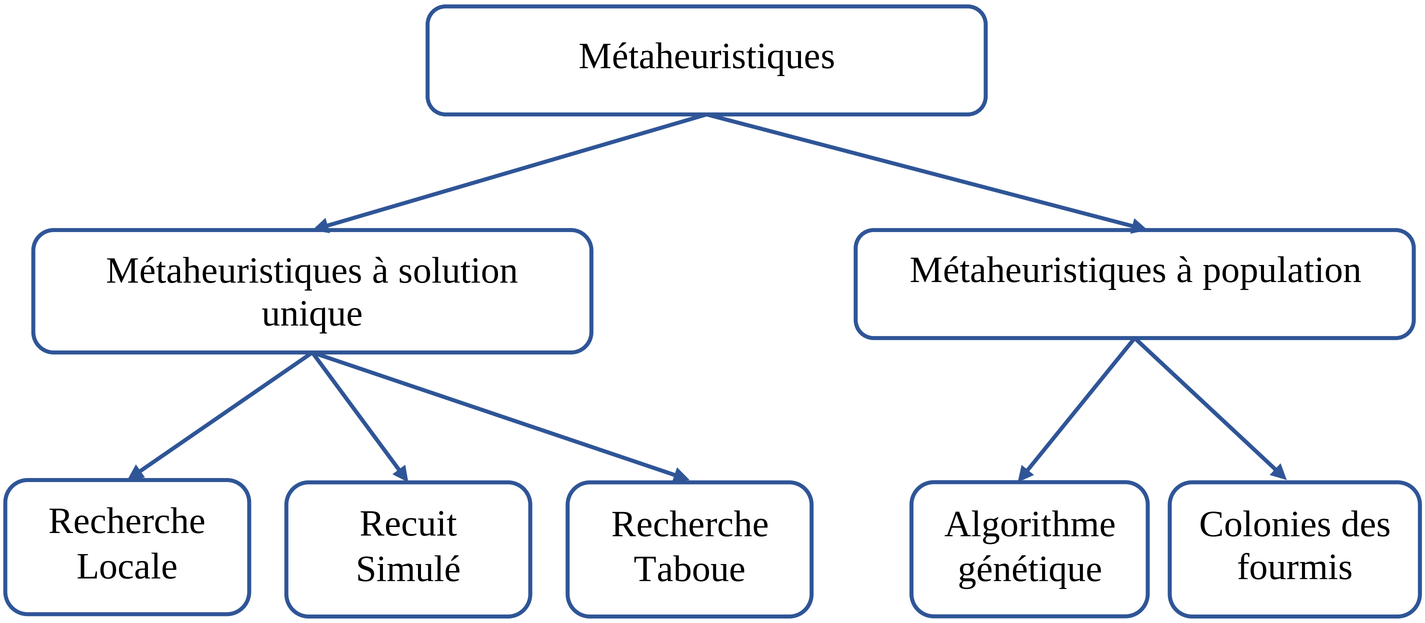


Figure 1.2 – classification des métaheuristiques

1.5.3.1 Métaheuristiques à solution unique : Les méthodes itératives à solution unique sont toutes basées sur un algorithme de recherche de voisinage qui commence avec une solution initiale, puis l'améliore pas à pas en choisissant une nouvelle solution dans son voisinage [12]

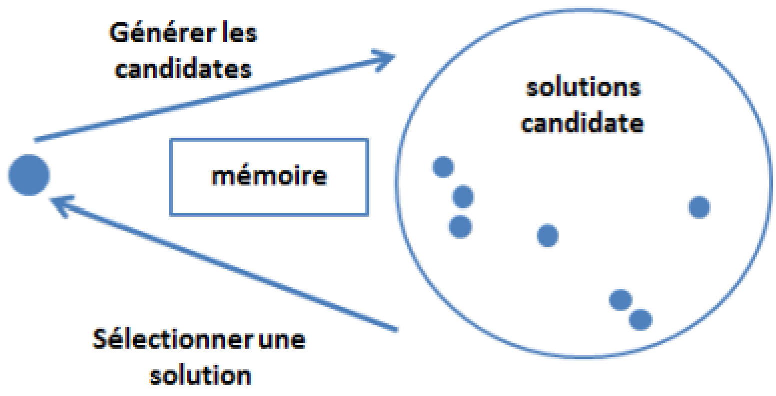


Figure 1.3 – Principe des métaheuristiques à solution unique

- Il existe plusieurs méthodes pour cette classification, les plus connues sont :

a) La recherche locale : La recherche locale itérative est un modèle de recherche locale qui améliore le principe de recherche locale multidépart (« multiple start local search ») dans lequel des méthodes de descente sont lancées successivement sur des solutions initiales générées aléatoirement pour contrer l'aspect déterministe de la descente.

Le principe est simple, une recherche par descente est appliquée sur une solution initiale pour générer une meilleure solution. On applique ensuite une nouvelle recherche par descente sur cette nouvelle solution après l'avoir « perturbée ». La solution obtenue est comparée avec la solution initiale pour savoir si elle la remplace ou non. Tout cela représente une itération de la recherche locale itérative.

b) Le recuit simulé : Le recuit simulé est une technique d'optimisation de type MonteCarlo généralisé à laquelle on introduit un paramètre de température qui sera ajusté pendant la recherche. Elle s'inspire des méthodes de simulation de Metropolis (années 50) en mécanique statistique. L'analogie historique s'inspire du recuit des métaux en métallurgie : un métal refroidi trop vite présente de nombreux défauts microscopiques, c'est l'équivalent d'un optimum local pour un problème d'optimisation combinatoire. Si on le refroidit lentement, les atomes se réarrangent, les défauts disparaissent, et le métal a alors une structure très ordonnée, équivalente à un optimum global. Cette technique sera détaillée dans la suite de ce chapitre vu que c'est l'une des méthodes utilisées pour réaliser ce travail.

c) La recherche tabou : La recherche Tabou a été introduite par F. Glover et a montré sa performance sur de nombreux problèmes d'optimisation. Le principe de l'algorithme est le suivant : à chaque itération, le voisinage (complet ou sous ensemble de voisinage) de la solution courante est examiné et la meilleure solution est sélectionnée. En appliquant ce principe, la méthode autorise de remonter vers des solutions qui semblent moins intéressantes mais qui ont peut être un meilleur voisinage. Cette méthode sera détaillée dans la suite de ce chapitre.

1.5.3.2 Métaheuristique à population : Dans cette classe les métaheuristiques utilisent la notion de population : elles manipulent toutes un échantillonnage de la fonction objectif, via des processus communs. Autrement dit, les méthodes d'optimisation à population de solutions améliorent, au fur et à mesure des itérations, une population de solutions. L'intérêt de ces méthodes est d'utiliser la population comme facteur de diversité.

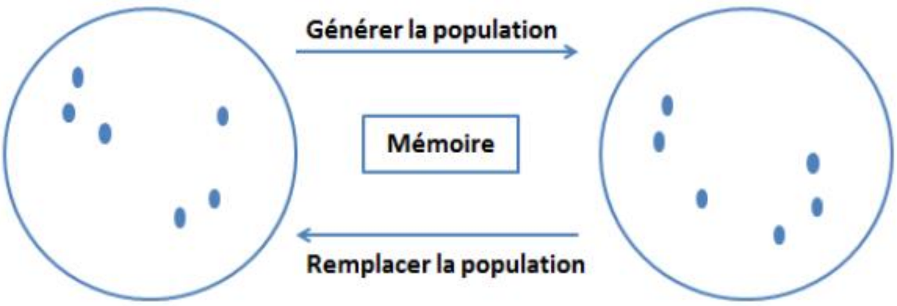


Figure 1.4 Principe des métaheuristiques à population

- Parmi les algorithmes inclus dans cette classification on peut citer les suivants

a) Les algorithmes génétiques : Les algorithmes génétiques sont des algorithmes d'optimisation s'appuyant sur des techniques dérivées de la génétique et de l'évolution naturelle : croisements, mutations, sélection, etc. Introduits par J.H. Holland au début des années 1970. Ils sont appliqués dans diverses domaines : l'économie, l'optimisation de fonctions, la finance, en théorie du contrôle optimal, théorie des jeux répétés et différentiels. Cette méthode sera détaillée dans la suite de ce chapitre

b) Les colonies des fourmis : L'algorithme de colonies de fourmis a été à l'origine principalement utilisé pour produire des solutions quasi optimales au problème du voyageur de commerce, puis, plus généralement, aux problèmes d'optimisation combinatoire. On observe, depuis ses débuts, que son emploi se généralise à plusieurs domaines, depuis l'optimisation continue jusqu'à la classification, ou encore le traitement d'image.

1.6 Conclusion :

En conclusion de ce chapitre sur l'optimisation combinatoire, nous avons vu que ce domaine de l'informatique concerne la recherche de solutions optimales pour des problèmes complexes ayant de multiples combinaisons possibles. Nous avons pu voir qu'un grand nombre de méthodes d'optimisation existe pour résoudre un problème combinatoire. Ces méthodes peuvent être exactes ou bien approchées où on distingue deux grandes familles : les heuristiques et les métaheuristiques

Enfin, nous avons souligné que malgré la complexité de nombreux problèmes d'optimisation combinatoire, de nombreuses techniques efficaces existent pour les résoudre de manière satisfaisante. Cependant, le choix de la méthode appropriée dépendra des caractéristiques du problème en question et des exigences en termes de temps de calcul et de précision des résultats.

Chapitre 02 : Problème de Tournée des Véhicules

2.1 Introduction :

De plus en plus conscients de l'effervescence ainsi que du perpétuel mouvement dans lesquelles subsistent les sociétés contemporaines, nous pouvons aujourd'hui aisément concevoir que le développement, dans son sens le plus nécessaire et le plus prometteur, exige une certaine mobilité faisant face à l'inertie qui ne saurait que le compromettre. Appréhender le développement de manière si fondamentale nous habilite à attribuer aux solutions de transports le rôle de moyen dynamique permettant la mobilité incontournable à l'essor de divers secteurs d'activités. Que ce soit au domaine économique, industriel, agronomique ou scientifique, le transport ainsi que l'accessibilité des moyens de déplacement continuent d'être d'une utilité irremplaçable.

L'évolution des transports permet, à un nombre croissant de personnes, de parcourir à une plus grande vitesse, des distances de plus en plus importantes. La problématique qui a toujours lieu de se poser reste celle qui concerne la flexibilité des moyens de déplacement. En effet, bien que le progrès en termes de solutions de transport soit des plus fulgurants, les coûts évoluent néanmoins naturellement et proportionnellement au fil du progrès en question. De ce fait, l'efficacité du mouvement devient un critère non négligeable, dans la mesure où une bonne adaptation de la solution de transport à une situation réelle permettrait des gains pratiques ou financiers plus ou moins considérables.

2.2 Le problème du voyageur de commerce

2.2.1 Définition :

Un des programmes les plus étudies dans la classe ILP est le problème de voyageur de commerce (Traveling Salesman Problelm noté TSP) . il a été soulevé pour la toute premier fois par Euler (1736) ; depuis , il a été largement étudié dans la littérature et traité sous sa forma classique en 1859 . son énoncé est le suivant : « Un voyageur de commerce doit visiter une et une seule fois un nombre fini de ville et revenir à son point d'origine . Trouver l'ordre de visite des villes qui minimise la distance totale parcourue par le voyageur . »

Le problème du voyageur de commerce Soit $G = (V, A)$ un graphe où V représente l'ensemble de n sommets et A l'ensemble des arcs (si le graphe est orienté) ou arêtes. Chaque arête ou arc (i, j) du graphe possède un coût noté : c_{ij} . L'objectif de ce problème est de trouver un cycle ou circuit de coût minimum, visitant l'ensemble des n sommets du graphe. Autrement dit, il s'agit de trouver un cycle ou circuit Hamiltonien de coût minimum. Ce problème est NP-difficile.

2.2.2 Formulation mathématique :

Soient x_{ij} une variable binaire égale à 1 si l'arc (i, j) est utilisé dans le trajet et à 0 sinon,

c_{ij} le coût de parcours de l'arc (i, j).

$$Min\ z = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} c_{ij}\, x_{ij} \qquad (1.1)$$

- Sous les contraintes :

$$\forall j \in V \qquad \sum_{i \in V} x_{ij} = 1 \qquad (1.2)$$

$$\forall i \in V \qquad \sum_{j \in V} x_{ij} = 1 \qquad (1.3)$$

$$\forall S \subset V ; 2 \leq |S| \leq n-2 \qquad \sum_{i,j \in S} x_{ij} \leq |S| - 1 \qquad (1.4)$$

$$\forall i \in V \quad \forall j \in V \quad x_{ij} \in \{0,1\} \qquad (1.5)$$

- Les contraintes 1.2 et 1.3 permettent d'assurer que le voyageur n'entre et ne sorte qu'une seule fois par sommet.

- La contrainte 1.4 élimine la formation de sous-tour au sein d'un voyage. L'objectif de ce problème est donc de minimiser les coûts de transport liés aux arcs visités par le circuit

2.3 Le problème de routage de véhicules

2.3.1 Définition :

Le problème d'élaboration de tournées de véhicules ("Vehicle Routing Problem" (VRP) en anglais) est une généralisation du problème de TSP avec plusieurs voyageurs qui seront appelés véhicules.

Le but est de visiter tous les sommets d'un graphe à l'aide d'une flotte de véhicules qui partent et arrivent tous au dépôt.

Nous pouvons ainsi définir le graphe $G = (V, A)$, où $V = \{0, \dots, n\}$ correspond à l'ensemble des $n + 1$ sommets du graphe où 0 représente le dépôt. Chaque client i appartenant à $V \setminus \{0\}$, a une demande de produit di qui correspond à la quantité de produit qu'il faut lui livrer ou collecter. Une flotte de M véhicules tous identiques de capacité Q est disponible. L'objectif du VRP est de trouver M tournées (partant et revenant au dépôt) afin que tous les sommets soient visités une unique fois tout en minimisant le coût total de transport et en respectant la capacité de stockage des véhicules. Ce problème étant une extension du TSP, il est donc NP-difficile. [4]

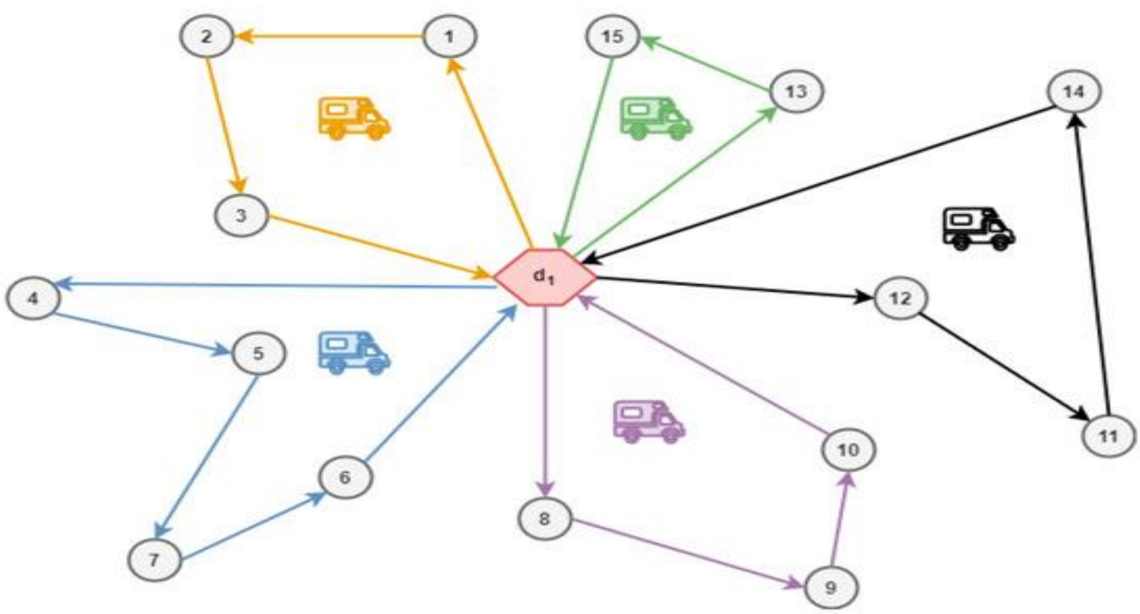


Figure 2.1 le problème de tournées de véhicule

2.3.2 La formulation mathématique :

Considérons un graphe $G = (V; E)$ dans lequel les arcs representent les axes routiers et les sommets les points de passage de véhicules. [5]

La formulation mathématique du problème de tournées de véhicules est donnée comme suit :

$V = (v0; v1; v2; \ldots.; vn-1)$: est l'ensemble des n sommets du graphe représentant l'ensemble des clients, avec $v0$ représentant le dépôt. On pose $V' = V \setminus \{v0\}$

$E = \{(vi; vj)/\, vi; vj \in V ; i \neq j\}$ Est l'ensemble des arcs orientes représentant le trajet entre deux sommets $vi; vj$. [5]

Soit les notations suivantes :

- n Nombre de clients (ou sommets) ;
- m Nombre de véhicules $m \leq n$;
- dij Distance entre le sommet vi et le sommet vj , s'il n'existe pas de chemin entre les sommets vi et vj (impasse, rue piétonne,), alors on posera dij = 1 ;
- t_i^k Le temps d'arrêt du vehicule k au sommet vi ;
- t_{ij}^k Le temps mis par le véhicule k pour aller du sommet vi au sommet vj ;
- t^k Le temps maximal de la tournée du véhicule k ;
- Qk La capacite du véhicule k (en termes de biens a transporter : nombre de places s'il s'agit de personnes, tonnages s'il s'agit de pondéreux, etc.) ;
- qi La demande du client i ;
- cij le cout de l'arête entre les sommets vi et vj (cout monétaire ou temps de parcours)
- i = 0, …… , n : est l'indice des sommets prédécesseurs ;
- j = 0, …… , n : est l'indice des sommets successeurs, telles que 0 indique le dépôt ;
- k = 1,….., m : est l'indice des véhicules ;

Les variables de décision du problème sont les x_{ij}^k tel que :

$$x_{ij}^k = \begin{cases} 1 \ si \ (v_i , v_j) \text{est parcouru par le véhicule } k \\ 0 \ \text{Sinon} \end{cases} \qquad (1.7)$$

La fonction à minimiser est donner comme suit :

$$\text{Min} \sum_{i=0}^{m} \sum_{j=0}^{n} C_{ij} \sum_{k=1}^{n} x_{ij}^k \qquad (1.8)$$

Sous contraintes :

$$\sum_{k=1}^{m}\sum_{i=0}^{n} x_{ij}^{k} = 1 \ \forall j \in V' \quad (1.9)$$

$$\sum_{k=1}^{m}\sum_{j=0}^{n} x_{ij}^{k} = 1 \ \forall i \in V' \quad (1.10)$$

$$\sum_{i=0}^{n}\sum_{l=0}^{n} x_{il}^{k} = \sum_{l=0}^{n}\sum_{j=1}^{n} x_{lj}^{k} \ ; \ \forall i = 1,\ldots,n\,; \quad (1.11)$$

$$\sum_{i\epsilon S}\sum_{\substack{j\,\epsilon S \\ j\neq i}} x_{ij}^{k} \leq |S|-1 \ ; \ \forall S \subset V', |S| \geq 2 \ , \forall 1,\ldots,m\,; \quad (1.12)$$

$$x_{ij}^{k} \in \{0,1\}; \ \forall o \leq i \leq n \ ; 0 \leq j \leq n\,; 1 \leq k \leq m \quad (1.13)$$

- La fonction-objectif (1.8) cherche à minimiser la somme des couts de toutes les tournées.
- Les contraintes (1.9) et (1.10) imposent que chaque client soit desservi une et une seule fois.
- La contrainte (1.11) assure la conservation du ot, le sommet visité doit impérativement être quitté.
- La contrainte (1.12) assure l'empêchement des sous-tournées, le véhicule ne doit pas revenir au dépôt avant de terminer sa tournée.
- La contrainte (1.13) est la contrainte de binarité des variables de décisions x_{ij}^{k}[1].

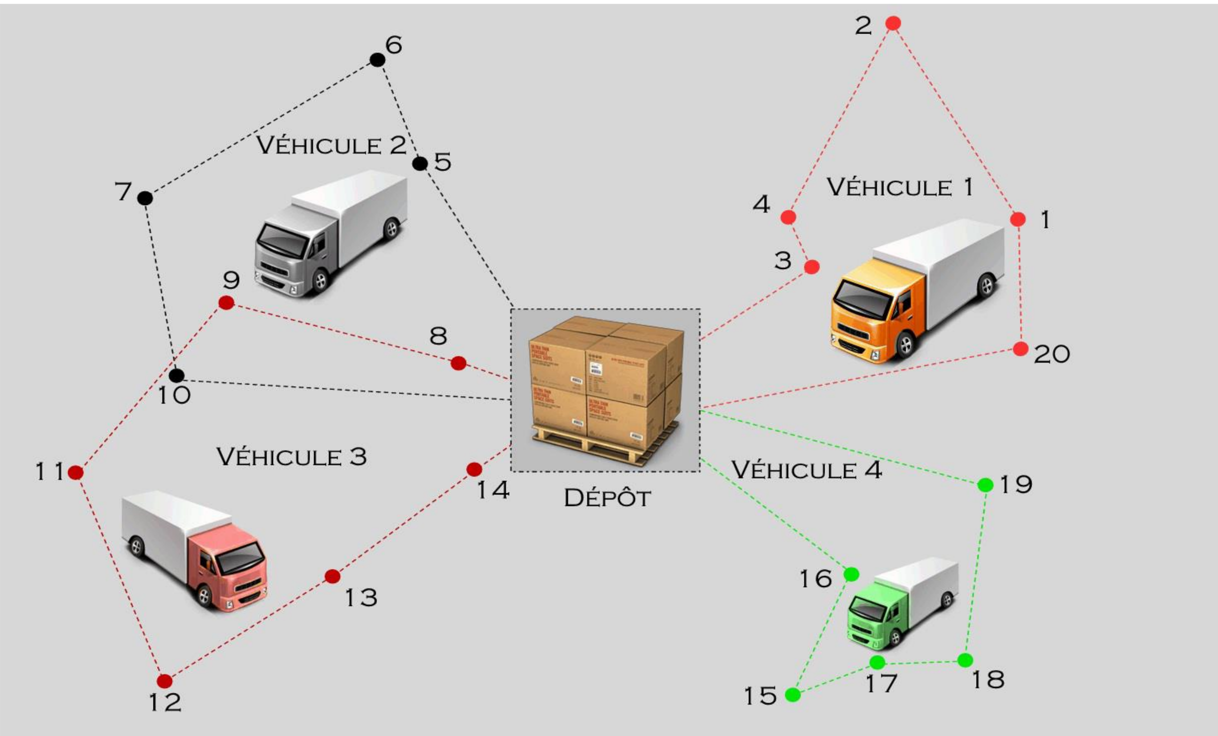


Figure 2.2 – Illustration d'une Solution VRP [6]

2.3.3 Variantes des vrp :

Durant des années de recherches sur le VRP d'autres dérivées de ce problème sont apparues. Ces apparitions sont dues essentiellement aux activités des chercheurs qui travaillent de plus en plus sur les problèmes de transport et de distribution que rencontrent les sociétés. Dans ce qui suit nous allons présenter les principaux problèmes dérivés du VRP.

Le tableau 1.1 présente les caractéristiques des extensions du problème de tournées de véhicules qui permettent de décrire de nombreuses situations réelles.[13]

Caractéristiques	Options possibles
Nombre de véhicules disponibles	- un - plusieurs
Type de véhicule	- homogène - hétérogène
Capacité de véhicule	- finie - infinie
Dépôts	- un - plusieurs
Demandes des clients	- statiques (connues en avance) - dynamiques (apparaissent au cours de temps) - stochastiques (les demandes suivent des lois aléatoires) - fenêtre de temps.
Service proposé	- ramassage ou livraison - ramassage et livraison - ramassage avant livraison
Période considérée	- jour - semaine - périodique

Tableau 2.1 Caractéristiques du problème VRP [11]

- Ces caractéristiques permettent de décrire les diverses variantes du VRP qui apparaissent dans la littérature.

2.3.3.1 Problème de tournée de véhicules avec contrainte de capacité (CVRP) : un problème CVRP consiste à affecter chaque client à une tournée effectuée par un seul véhicule de capacité finie. Ce véhicule commence et termine sa tournée au dépôt

2.3.3.2 Problème de tournée de véhicules avec fenêtre de temps (VRPTW) : le problème d'élaboration de tournées de véhicules avec fenêtres de temps est le problème le plus étudié. C'est un problème de VRP classique auquel on a ajouté une contrainte supplémentaire : chaque client doit fournir une limite de temps supérieure et inférieure entre lesquelles le service doit commencer .

– VRPTW avec contraintes « strictes » (Hard time window constraints)

– VRPTW avec contraintes « souples » (Soft time window contraints)

2.3.3.3 Problème de tournées de véhicules stochastique (SVRP) : : le problème VRP est dit stochastique lorsque au moins un élément du problème est aléatoire Autrement dit, un élément du problème ne peut être connu avec certitude. Ce peut être les demandes (quantité à livrer ou à ramasser) des clients, le temps ou le coût du transport, ou bien l'ensemble des clients à visiter. Le problème avec demandes stochastiques est le plus étudié de cette catégorie. Il est alors supposé que la demande suit une loi de distribution connue (généralement une loi normale). [11]

– Le VRP with Stochastic Customers (VRPSC)

– Le VRP with Stochastic Demands (VRPSD)

– Le VRP with Stochastic Travel Times (VRPSTT)

2.3.3.4 Problème de tournées de véhicules avec dépôts multiples (MDVRP) : : dans ce type de problème il y a plusieurs dépôts disponibles qui sont distribués géographiquement. Chaque véhicule part et revient vers son dépôt initial. [11]

2.3.3.5 Problème de tournées de véhicules Split-Delivery (SDVRP ou VRPSD) : chaque client peut être visité plus d'une fois si cela est nécessaire. Autrement dit, la demande de client peut être divisée sur plusieurs tournées. Contrairement à ce qui est habituellement supposé dans le problème classique (VRP) la demande de chaque client peut être plus grande que la capacité des véhicules. [11]

2.3.3.6 Problème de tournées de véhicules Dynamique (DVRP) **:** dans le VRP classique, toutes les demandes pour tous les clients sont connues à l'avance (lors de la planification des tournées). Cependant, de nombreux problèmes de notre vie pratique incluent au moins un (ou plusieurs) caractère dynamique comme par exemple l'apparition d'un nouveau client en cours de journée. Dans ce cas, le décideur doit changer la planification des véhicules en réponse aux nouvelles demandes qui arrivent au fil du temps [11]

2.3.3.7 Problème de tournée de véhicules with Backhauls (VRPB) : est une prolongation du VRP classique qui inclut un ensemble de clients à qui des produits doivent être livrés et un ensemble de fournisseurs dont les marchandises doivent être amenées au dépôt. En outre, sur chaque tournée, toutes les livraisons doivent être effectuées avant que les marchandises puissent être ramassées pour éviter de réarranger les charges sur le véhicule. [11]

– Le VRP with Clustered Backhauls (VRPCB)
– Le VRP with Mixed Linehauls and Backhauls (VRPMB)
– Le VRP with Pick-up and Delivery (VRPPD)
– Le VRP with Simultaneous Pick-up and Delivery (VRPSPD)

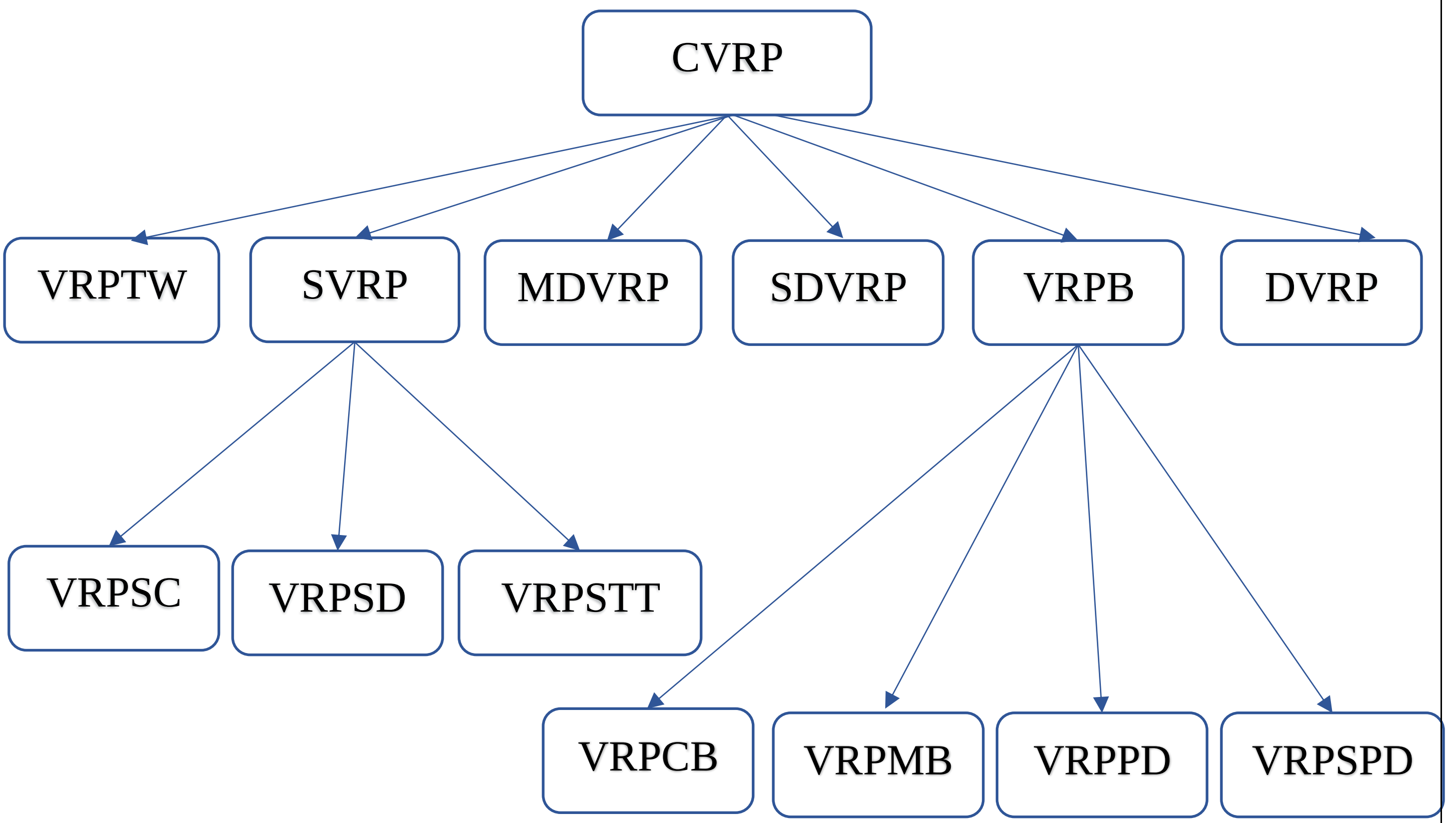


Figure 2.3 les variantes des VRP[6]

2.4 Domaines d'applications :

Le VRP permet de modéliser de nombreux types d'applications dans le domaine du transport et de la distribution. Les exemples donnés dans le tableau 1.2 peuvent concerner la conception, la reconfiguration d'un réseau de transport, et la gestion quotidienne de la collecte et de la livraison de produits. Cependant, les diminutions incessantes des délais, la recherche des réductions de coûts, les règlements liés à des facteurs sociaux et environnementaux, imposent de prendre en compte dans la modélisation le contexte dynamique qui est une caractéristique incontournable des problèmes réels rencontrés dans le domaine du transport et de la distribution.

Secteur économique	Applications
Industrie automobile	Distribution de pièces de rechange
La livraison des produits	Carburant, gaz naturel, béton
Transport de nourriture	Grands détaillants ou petits magasins
La livraison de nourriture aux particuliers	Lait, aliments surgelés , plats préparés livrés à domicile
Vente au détail	La livraison d'appareils
Santé	Médicaments aux pharmacies
Presse	Des journaux et des magazines
Secteur bancaire	La livraison d'argent aux banques, perception d'argent des commerçants et courriers
Secteur public	Poubelles domestiques ; poubelles publiques, nettoyage des rues, sablage des routes en hiver
Fabriquant	Organisation des mouvements d'une flotte de robots de transport
Industrie	Approvisionnement en parties et marchandises parmi différents emplacements
Agriculture	Collecte d'animaux, lait, céréales, livraison de nourriture animale
Industrie de transport	Entreprises de collecte et de livraison

Tableau 2.2 les domaines d'application du vrp [7]

2.5 Etat de l'art sur la résolution du VRP et ses variantes :

Plusieurs méthodes ont été développées pour des problèmes de tournées de véhicules :

Problème	Information	Méthode	Référence
VRPTW	Vehicle Routing Problem with Time Windows	Algorithme génétique	[Housroum et al 2005]
VRPB	Vehicle Routing Problem with Backhauls	Algorithme génétique	[Boulayoun et al 2016]
MDVRP	(Multi-Depôt Véhicule Routing Problem)	Algorithme génétique hybride	[Roadef 2010 – Toulouse]
CVRP		TLBO	[harkat et al 2020]
VRPHF	Vehicle Routing Problem with Heterogeneous Fleet)	Hybride Algorithme	[Zakir et al 2022]
VRPSD	Vehicle Routing Problem with Split Delivery)	Colonies de fourmis	[Costanzo et al 2006]
VRPPD	(Vehicle Routing Problem with Pick-up and Delivery)	La recherche Tabou	[Kammarti 2006]
VRPPC	(Vehicle Routing Problem with private fleet and common carrier	Heurestique	[Claude 2008]

Tableau 2.3 état de l'art du vrp

2.6 Conclusion :

Au cours de ce chapitre nous avons présenté le problème du VRP. Passant de sa formulation mathématique et ses variantes notamment le vrp de base , le vrp avec capacités , le vrp avec plusieurs dépôt et le vrp avec prise en compte de la pollution , ensuite nous avons examiné les domaines d'applications du problème vrp

Enfin, le VRP est un domaine de recherche en constante évolution, et il y a encore beaucoup à découvrir et à explorer. Les chercheurs continuent de développer de nouvelles méthodes et de nouvelles technologies pour résoudre les problèmes de VRP, avec pour objectif de trouver des solutions plus efficaces, plus précises et plus adaptées aux besoins des entreprises.

Chapitre 03 : Résolution du Problème de tournées des Véhicules avec un seul dépôt (SDVRP)

3.1 Définition :

Le VRP, ou "Vehicle Routing Problem", est un problème d'optimisation combinatoire qui vise à optimiser l'acheminement de véhicules pour la livraison de marchandises ou la collecte de déchets. Le Single Dépôt VRP (SDVRP) est une variante du VRP dans laquelle tous les véhicules ont un dépôt commun à partir duquel ils partent et reviennent après avoir effectué leur tournée.

Le SDVRP est un problème complexe qui nécessite une planification efficace des itinéraires pour minimiser le coût total de l'ensemble des trajets effectués par les véhicules tout en respectant des contraintes spécifiques, telles que la capacité des véhicules, les délais de livraison, les temps de conduite et les restrictions géographiques.

3.2 le modèle Mathématique :

Le Single Dépôt Véhicule Routing Problem (SDVRP) peut être modélisé mathématiquement de la manière suivante :

- $Soit\ G = (V, A)$:
  un graphe orienté complet avec un ensemble de n sommets :
- $V = \{0, 1, \dots, -1\}$: représentant le dépôt et les clients, et un ensemble de m arcs
- $A = \{(i, j): i, j \in V, i \neq j\}$: représentant les distances entre les sommets.
- Soit $D = \{1,2, \dots, -1\}$ l'ensemble des clients à desservir,
- Soit Q la capacité maximale de chaque véhicule
- Soit xij une variable binaire égale à 1 si et seulement si l'arc (i, j) est emprunté par un véhicule, et 0 sinon.
- Soit d_i la demande du client i,
- Soit C une fonction de coût représentant le coût d'arc (i, j) pour tous les $(i, j) \in A$.

L'objectif est de minimiser le coût total des trajets des véhicules, représenté par la fonction objective :

$$min \sum i, j \in A\ Cij\ xij$$

Sous les contraintes suivantes :

1- Chaque client doit être visité exactement une fois :

$$\sum j \in D\ x0j\ =\ \sum j \in D\ xj0\ =\ |D|$$

$$\sum i \in D\ i \neq j\ xij\ =\ 1\ pour\ tout\ j\ \in\ D$$

2- $La\ capacit\acute{e}\ maximale\ de\ chaque\ v\acute{e}hicule\ ne\ doit\ pas\ \hat{e}tre\ d\acute{e}pass\acute{e}e$:

$$\sum j \in D\ dj\ xij\ \leq\ Q\ pour\ tout\ i\ \in\ D$$

3- $Les\ v\acute{e}hicules\ doivent\ partir\ et\ revenir\ au\ d\acute{e}p\hat{o}t$:

$$\sum j \in V\ i \neq j\ xij\ =\ 1\ pour\ tout\ i\ \in\ D$$

$$\sum i \in V\ i \neq j\ xij\ =\ 1\ pour\ tout\ j\ \in\ D$$

- $Les\ variables\ xij\ doivent\ \hat{e}tre\ binaires$:
  $xij\ \in\ \{0,1\} pour\ tout\ (i,j) \in\ A$

- Le modèle mathématique décrit ainsi la formulation du problème d'optimisation du SDVRP, avec comme objectif de minimiser le coût total des trajets des véhicules, tout en respectant les contraintes imposées sur les capacités des véhicules, les délais de livraison et les itinéraires des véhicules. La résolution de ce modèle peut être effectuée à l'aide de diverses techniques d'optimisation telles que la programmation linéaire, la recherche locale, les métaheuristiques, etc.

3.3 les méthodes utilisées :

3.3.1 méthode exacte :

- La méthode du simplexe : est une procédure itérative permettant d'effectuer une exploration dirigée de l'ensemble des solutions réalisables de base. L'application de la méthode nécessite la connaissance d'une solution réalisable de base, au départ. La méthode consiste à calculer à chaque itération un programme (une solution réalisable) «voisin» de celui qui vient d'être calculé et «au moins aussi bon» que celui-ci. On peut aussi s'assurer, moyennant certaines précautions, que la même base ne puisse jamais apparaître dans deux itérations distinctes, ce qui suffit à assurer la convergence du procédé.

  Intérêt de la méthode du simplexe Converger vers une solution de base réalisable optimale si elle existe, vérifier la compatibilité des équations ou la redondance du système, savoir si le problème est possible ou non et, dans l'affirmative, trouver une solution réalisable de base initiale. mettre en évidence l'absence de solution réalisable optimale finie. [1]

Algorithme 1 : Simplexe

Entrees : un programme linéaire $\mathbb{P}$ sous forme standard .

B $\leftarrow$ BaseInitiale ($\mathbb{P}$); stop $\leftarrow$ False ;

Tant que stop $\neq$ true faire

Si $\bar{c}_i \leq 0 \ \forall j \in I_N$ alors

stop $\leftarrow$ True ;

Sinon

choisir une variable entrante $x_{N_i} \in N$ ayant un cout réduit positif ;

Si $\bar{a}_{ji} > 0 \quad \forall j \in I_B$ alors

stop $\leftarrow$ True ;

Sinon

choisir une variable sortant $x_{B_j} \leftarrow \operatorname{argmax}_{j \in I_B} \left\{ \frac{\bar{b}_i}{\bar{a}_{ji}}, \bar{a}_{ji} < 0 \right\}$;

effectuer le changement de base $B \leftarrow B \cup \{x_{N_i}\} \setminus \{x_{B_j}\}$;

fin Si

fin Si

fin Tant que

3.3.2 Heuristique :

- K-means (ou K-moyennes) : C'est l'un des algorithmes de clustering les plus répandus. Il permet d'analyser un jeu de données caractérisées par un ensemble de descripteurs, afin de regrouper les données "similaires" en groupes (ou clusters).

  La similarité entre deux données peut être inférée grâce à la "distance" séparant leurs descripteurs ; ainsi deux données très similaires sont deux données dont les descripteurs sont très proches. Cette définition permet de formuler le problème de partitionnement des données comme la recherche de ***K*** "données prototypes", autour desquelles peuvent être regroupées les autres données.

  Ces données prototypes sont appelés centroïdes ; en pratique l'algorithme associe chaque donnée à son centroïde le plus proche, afin de créer des clusters. D'autre part, les moyennes des descripteurs des données d'un cluster, définissent la position de leur centroïde dans l'espace des descripteurs : ceci est à l'origine du nom de cet algorithme (K-moyennes ou K-means en anglais).

  Après avoir initialisé ses centroïdes en prenant des données au hasard dans le jeu de données, K-means alterne plusieurs fois ces deux étapes pour optimiser les centroïdes et leurs groupes :

  1. Regrouper chaque objet autour du centroïde le plus proche.
  2. Replacer chaque centroïde selon la moyenne des descripteurs de son groupe.

Comme tout algorithme, K-means présente des avantages et des inconvénients : il est simple, rapide et facile à comprendre ; cependant il ne permet pas de trouver des groupes ayant des formes complexes .[2]

Algorithme 2 : k − means

1- specifier le nombre k de clusters a affecteur .
2- initialiser aleoratement k centroid
3- repeter
4- attente : attribuez chaque point a son centroide le plus proche
5- maximisation : calculez le nouveau centre de gravité (sens)de chaque cluster
6- jusqu'ace que les positions des centroides ne changent pas

3.3.3 métaheuristique :

- Algorithmes génétiques : sont des algorithmes d'optimisation fondés sur les mécanismes de la génétique. Ils simulent le processus d'évolution d'une population, où chaque individu représente une solution x. Le degré d'adaptation d'un individu à l'environnement est exprimé par une fonction de fitness f(x).

  Le fonctionnement est simple. Nous partons d'une population de N individus créés aléatoirement. Chaque individu de la population est évalué par la fonction objectif. Ensuite, une stratégie de sélection choisit des individus pour former une population parente. Sur les individus de cette dernière, un opérateur de croisement est appliqué pour obtenir une population enfant, puis un opérateur de mutation est appliqué sur les individus de la population enfant. La nouvelle population obtenue par le choix de N individus parmi les populations parent et enfant est appelée génération suivante. De cette manière, nous produisons une population plus riche en individus qui sont mieux adaptés aux contraintes du problème. [4]

Operateurs d'évolution : Il y a trois opérateurs d'évolution dans les algorithmes génétiques :

- **La sélection :** Choix des individus les mieux adaptés.
- **Le croisement :** Mélange par la reproduction des particularités des individus choisis.
- **La mutation :** Altération aléatoire des particularités d'un individu.

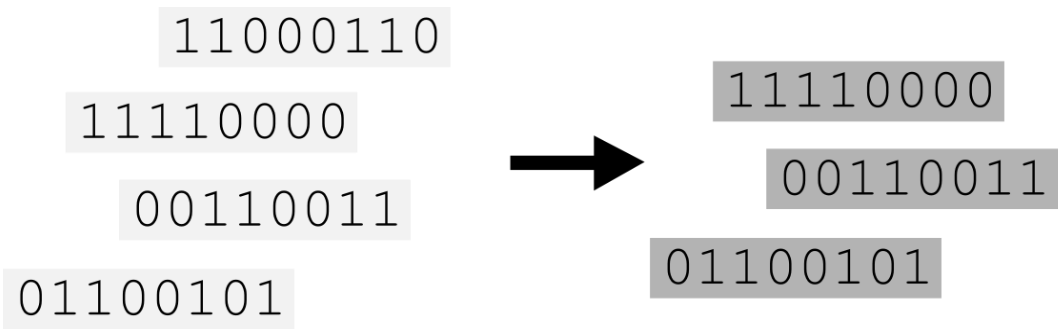
1 La sélection : consiste à choisir les individus les mieux adaptés afin d'avoir une population De solution la plus proche de converger vers l'optimum global . Cet opérateur est l'application du principe d'adaptation de la théorie de Darwin.

Il existe plusieurs techniques de sélection. Voici les principales utilisées :

- **Sélection par rang :** Cette technique de sélection choisit toujours les individus possédant les meilleurs scores d'adaptation.

- **Probabilité de sélection proportionnelle à l'adaptation :** Technique de la roulette ou roue de la fortune, pour chaque individu, la probabilité d'être sélectionné est proportionnelle à son adaptation au problème.
- **Sélection par tournoi :** Cette technique utilise la sélection proportionnelle sur des paires d'individus, puis choisit parmi ces paires l'individu qui a le meilleur score d'adaptation.
- **Sélection uniforme :** La sélection se fait aléatoirement, uniformément et sans intervention de la valeur d'adaptation.

Voici un exemple avec des individus en représentation binaire une fois la sélection effectuée :

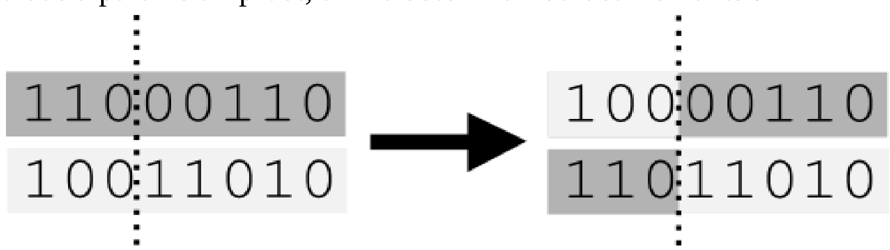


On réalise ensuite un croisement entre deux chromosomes parmi la population restante

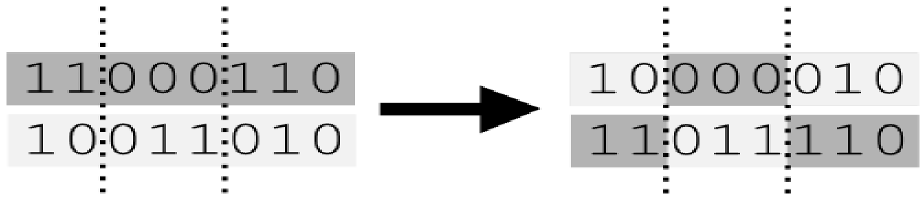
2 **Le croisement** : ou enjambement, crossing-over, est le résultat obtenue lorsque deux chromosomes partagent leurs particularités ; Celui-ci permet le brassage génétique de la population et l'application du principe d'hérédité de la théorie de Darwin.

Il existe deux méthodes de croissement : simple ou double enjambement.

- Le simple enjambement consiste à fusionner les particularités de deux individus à partir d'un pivot, afin d'obtenir un ou deux enfants :



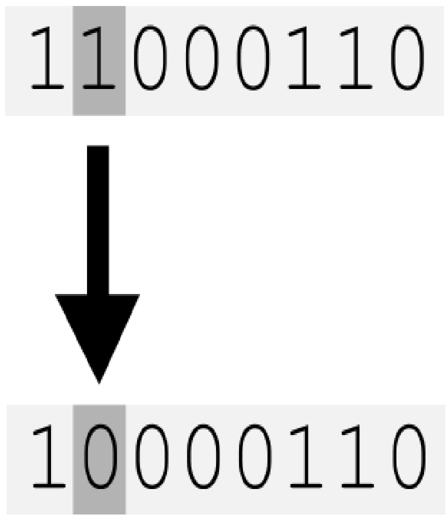
- Le double enjambement repose sur le même principe, sauf qu'il y a deux pivots :



On réalise ensuite une mutation sur les enfants obtenues lors du croisement...

3 **La mutation** : consiste à altérer un gène dans un chromosome selon un facteur de mutation. Ce facteur est la probabilité qu'une mutation soit effectuée sur un individu. Cet opérateur est l'application du principe de variation de la théorie de Darwin et permet, par la même occasion, d'éviter une convergence prématurée de l'algorithme vers un extremum local.

Voici un exemple de mutation sur un individu ayant un seul chromosome :



- Avec ces trois opérateurs d'évolution, nous pouvons appliquer les algorithmes génétiques.

L’algorithme :

Les principes de bases étant expliqués, voici le fonctionnement des algorithmes génétiques :

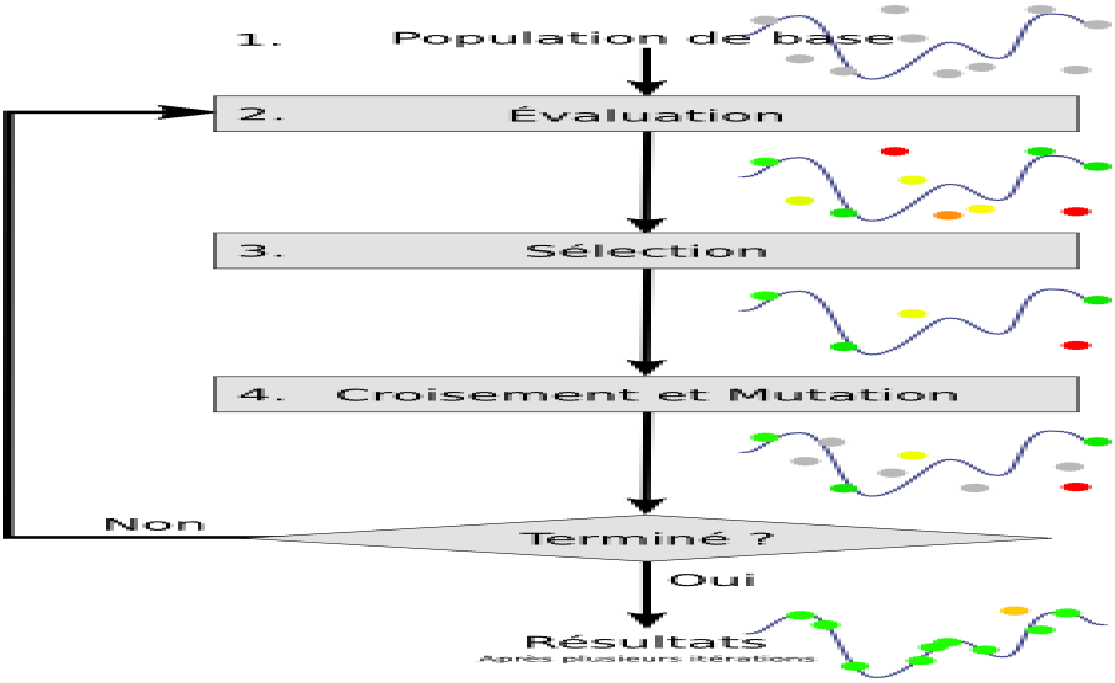


Figure 3.1 le schéma général d’un algorithme génétique

Algorithme 3 - génétique Algorithme

1- Generer une population de solution
2- Évaluer la fitness de chaque solution ;
3- **while** le critère arrêt n’est pas satisfait **do**

Croisement :

4- **while** rand(0 ; 1) < $taux_{croisement}$ **do**
5- Sélectionner deux individus S_i et S_j de la population ;

Croiser S_i et S_j ;

6- Ajouter les enfants à la population ;

Mutation :

7- **while** rand(0 ; 1) < $taux_{mutation}$ **do**

Sélectionner un individu S_i de la population ;

Muter S_i ;

8- Remplacement de la population par les descendants ;
9- Implémenter l’élitisme ;
10- **Retourner** la meilleure solution trouvée ;

3.4 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous nous concentrons spécifiquement sur le Problème de Routage de Véhicules à Dépôt Unique (Single Depot Vehicle Routing Problem - SDVRP). Dans cette variante, un seul dépôt est considéré comme point de départ et d'arrivée pour tous les véhicules. Le SDVRP présente des défis uniques en termes de planification optimale des itinéraires, de gestion des ressources et de contraintes spécifiques à un seul dépôt.

L'objectif principal de ce chapitre est de proposer des approches efficaces pour résoudre le SDVRP. Nous cherchons à développer des algorithmes de résolution capables de trouver des solutions de haute qualité dans des délais raisonnables.

Chapitre 04 : implémentation

Et Résultats Expérimentaux

4.1 Introduction :

Ce chapitre est consacré à la réalisation et l'implémentation de déférents fonctionnalité de notre programme ; nous expliquerons notre méthode pour résoudre le problème de tournée de véhicule un seul dépôt. Nous avons choisi d'utiliser les algorithmes génétiques pour résoudre ce problème.

4.2 L'objectif du travail :

L'objectif de ce travail est l'utilisation d'une méta-heuristique pour résoudre le problème de la tournée de véhicule avec un seul dépôt. Dont la fonction objective est la minimisation des couts de transport, en termes de distance. Il consiste a visité un nombre **N** de clients (villes) en un minimum de distance sans passer deux fois par le même client. Une étude comparative a été réaliser pour la méthode simplex ainsi que les deux approches heuristique (K-means) et l'approche métaheuristique (Algorithme Génétique).

4.3 Description de l'approche proposée :

Pour résoudre le problème, nous avons choisir les algorithmes Génétiques comme Méta-heuristique la motivation principale est les avantages suivants :

- Les algorithmes génétiques sont capables de rechercher des solutions dans tout l'espace de recherche possible, ce qui permet de trouver des solutions globales plutôt que locales.

- Les algorithmes génétiques peuvent être facilement parallélisés, ce qui signifie qu'ils peuvent être exécutés simultanément sur plusieurs processeurs ou ordinateurs pour accélérer le processus de recherche.

- Les algorithmes génétiques sont robustes face aux problèmes de dimensionnalité élevée et aux problèmes non linéaires.

- Les algorithmes génétiques sont capables de s'adapter à des environnements changeants, ce qui les rend utiles pour des applications telles que la planification de la production ou la conception de réseaux de distribution.

- Les algorithmes génétiques peuvent être automatisés pour résoudre des problèmes sans intervention humaine, ce qui peut réduire les coûts et le temps nécessaires pour résoudre des problèmes complexes.

4.3.1 Contraintes du problème de tournées de véhicules :

Dans notre approche nous proposant les contraintes suivantes :

- Un dépôt de distribution logistiques fourni des distributions pour 27 clients
- La capacité des véhicules = 13 pour chaque camion
- Le dépôt de distribution dispose de 8 véhicules.

4.3.2 Paramètres du problème :

- Les paramètres des problèmes concernant deux axes : les clients et le centre dépôt.

4.3.2.1 La partie qui concerne les attributs des clients

- Client : nombre des clients.
- Capacité : la quantité demander par chaque ville.

4.3.2.2 la partie qui concerne les attributs des dépôts

- Dépôt : le centre de distribution.
- Nombre de camions.
- La capacité de camion qui demande par chaque client.
- Max voyage par camion = 3

4.3.3 Paramètres d'algorithme génétique :

- L'espace de recherche : est l'ensemble des permutations de {1, 2, ..., n} et la
- Population : est un ensemble des individus, Chaque individu représenté une solution.

- La solution *:* est codée sous forme d'un vecteur, chaque case représente un client dans l'ordre de la tournée. Alors la taille de vecteur représenté la solution (L'ordre des Clients par une tournée des véhicules).

Client 1	Client 2	----------------	----------------	Client 27

- La fonction fitness : ou la fonction d'adaptation qui calculer le cout la distance par kilomètre et le cout de temps (la pénalité de retard) entre les villes pendent la tournée.
- Fonction de fitness = minimiser (coût distance + coût de temps)

4.4. Environnement matériel :

- Notre application va être réalisée sur une machine qui comporte les caractéristiques suivantes Marque : Condor
- Modèle : PX1120
- Processeur : Intel(R) Celeron (R) CPU N3050 @ 1.60GHz 1.60GHz
- Mémoire installée (RAM) : 2.00 Go.
- Type du système : Système d'exploitation 64bits.
- Système d'exploitation : Windows 10 .

4.5 Environnement de développement :

Python est un langage de programmation largement utilisé dans les applications Web, le développement de logiciels, la science des données et le machine Learning (ML). Les développeurs utilisent Python parce que c'est un langage efficace et facile à apprendre, et qu'il peut s'exécuter sur de nombreuses plateformes différentes. Le logiciel Python peut être téléchargé gratuitement, il s'intègre bien avec tous les types de systèmes et accélère le développement.

4.6 Le benchmark utilisé :

Pour faire nos expérimentations, nous avons utilisé un benchmark académique de la littérature crée par Christofides et al.[18]. Ce benchmark contient 14 instances nommées CMTX. Ces instances de ce benchmark sont formées de :

- En explorant les tableaux des instances CMTX du benchmark de gauche à droite, les colonnes représentent le nombre de clients, le nombre de véhicule, la capacité Q,

4.7 Expérimentation du SDVRP :

Pour faire les expérimentations, on a utilisé des instances du benchmark académique de la littérature crée par Christofides et al.[18].

Dans la figure (4.1), Nous avons affichons l'interface de l'application avec quelques lignes de code source.

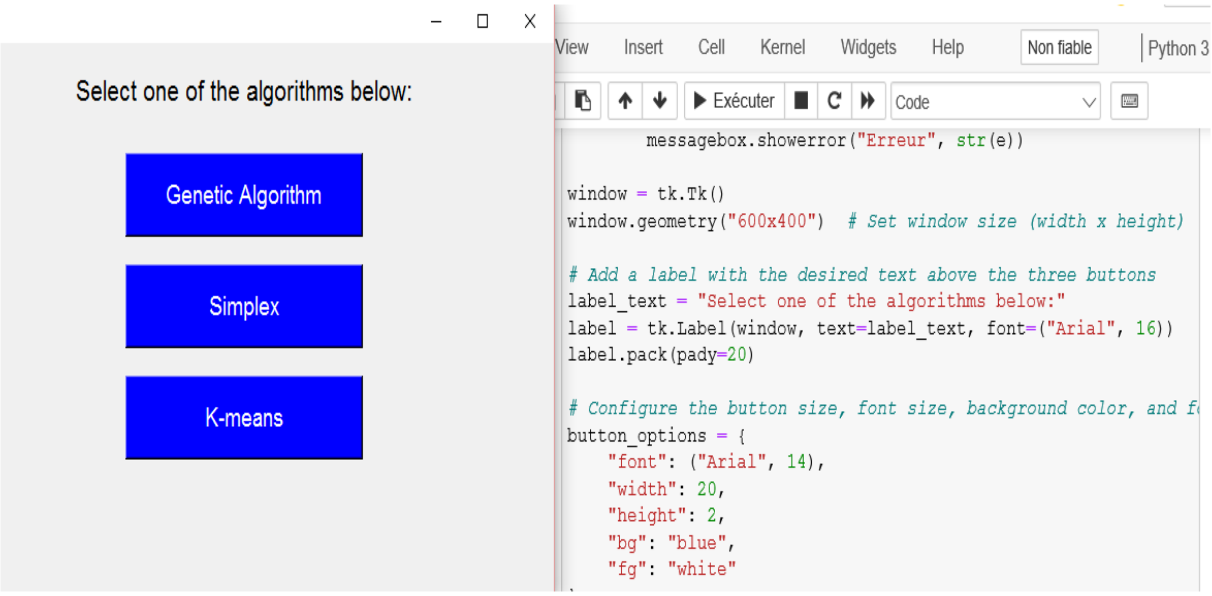


Figure 4.1 : L'interface de l'application Python.

Après l'exécution de l'application avec l'algorithme génétique avec une instance CMT1 du benchmark académique de la littérature crée par Christofides et al.[18].

- , Nous obtiendrons alors les résultats suivants avec un fitness égale à de :

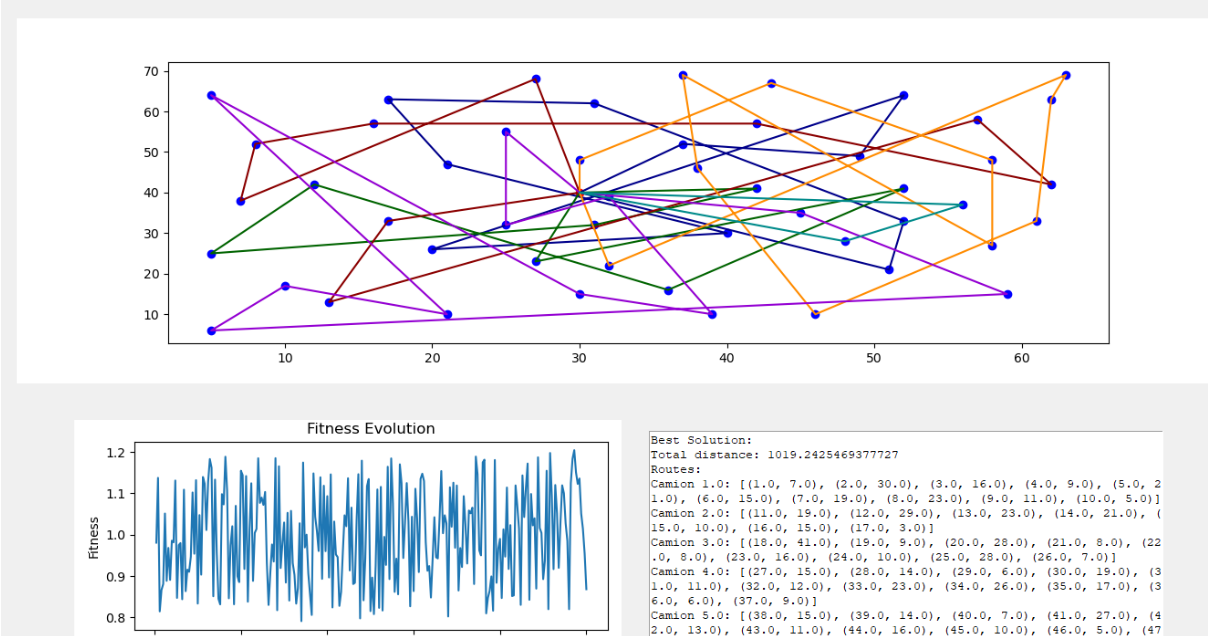


Figure 4.2 - Fenêtre graphique de l’exécution avec l’algorithme génétique

- Après l’exécution de l’application avec l’algorithme de simplexe avec une instance minimale aléatoire. Nous obtiendrons alors les résultats suivants :

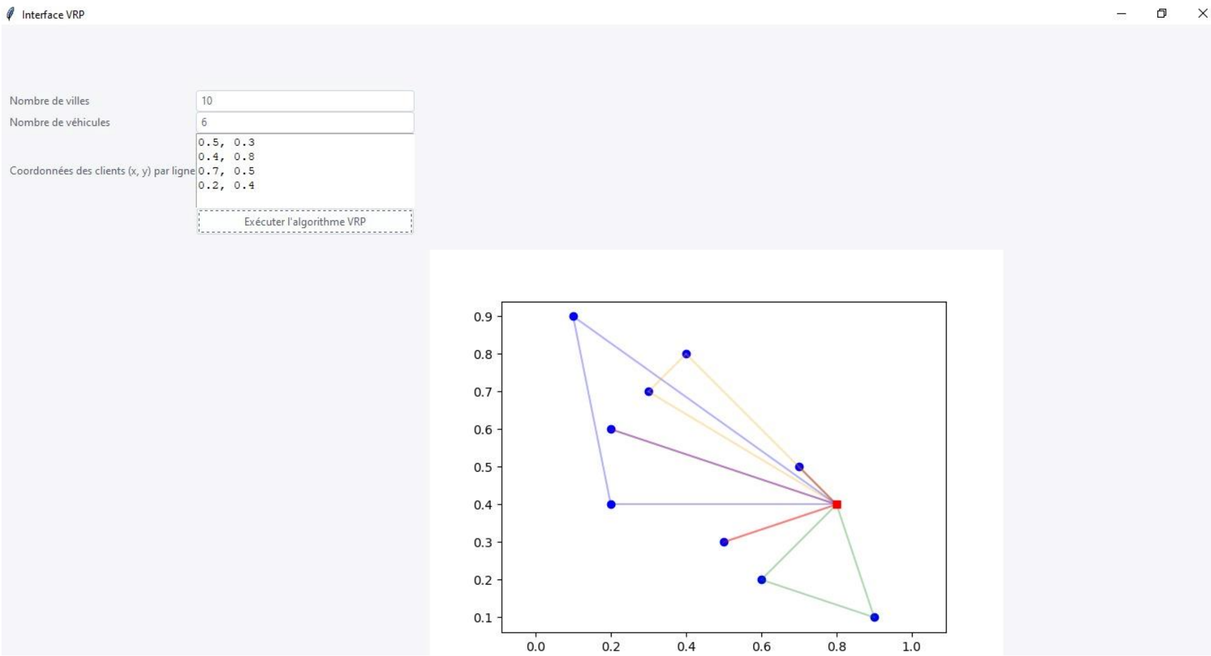


Figure 4.3 - Fenêtre graphique de l’exécution avec l’algorithme simplexe

- Après l’exécution de l’application avec l’algorithme k-means avec une instance CMT1 du benchmark académique de la littérature crée par Christofides et al.[18]. Nous obtiendrons alors les résultats suivants :

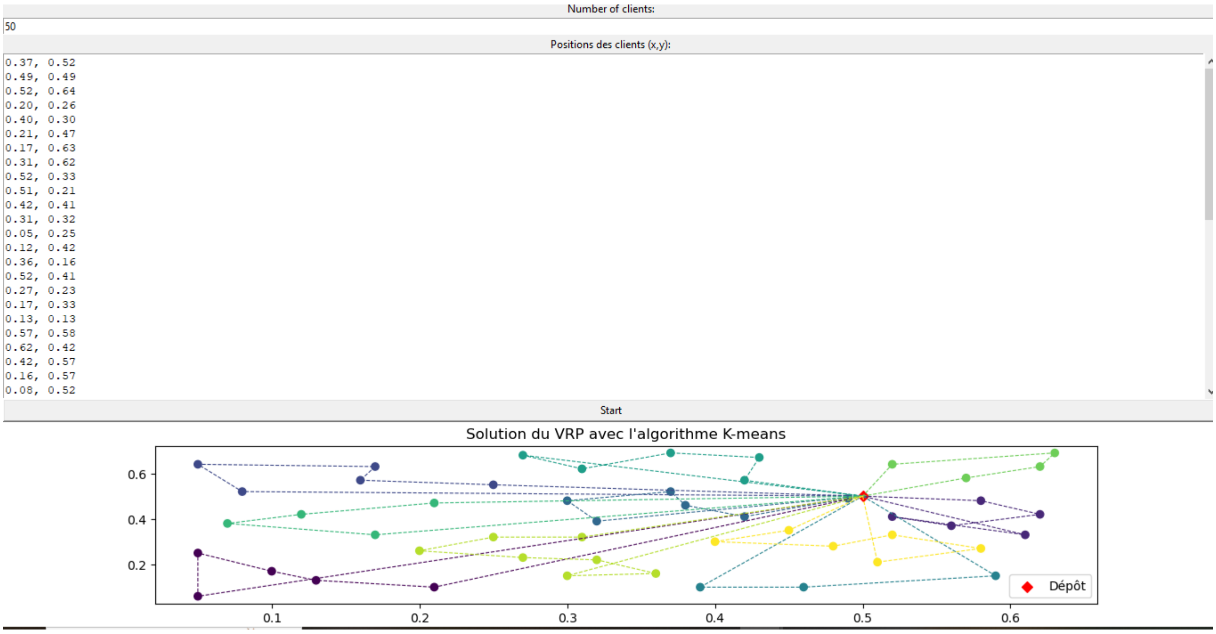


Figure 4.4 - Fenêtre graphique de l'exécution avec l'algorithme k-means.

4.7 Quelques tests sur l'implémentation

Test 01 : Les résultats de calcul pour les cinq instances CMTX du Benchmerk académique de la littérature crée par Christofides et al.[18].sont illustrés dans le tableau 4.1. Les paramètres opérateur de croisement Pc=0.5 et l'opérateur Pm= 0.1 sont fixés à des valeurs standards.

Instance CMT	Nombre de clients	Nombre de Véhicules	Capacité	Nombre d'itérations	Fonction Objective (Distance)	CPU (secondes)
CMT1	50	5	160	250	1323.38	63.9237
CMT2	75	11	140	250	2185.70	98.4420
CMT3	100	8	200	250	2312.94	116.5381
CMT4	150	12	200	250	3600.39	188.7908
CMT5	199	16	200	250	4990.42	355.2149

Tableau 4.1 – résultats de calcul du benchmark

Interprétation :

- Le tableau 4.1 montre l'évolution des solutions obtenues pour l'approche GA pour l'ensemble de données du benchmark. On remarque que la valeur de la fonction objective est approchée. Le temps de calcul obtenu pour GA est bien par rapport les données pris en compte. Néanmoins, la méthode proposée nécessite un temps de calcul plus long pour les grandes instances de problèmes, ce qui est montré dans la figure 4.5.

Test 02 : Le but du test est de distinguer l'influence du taux de mutation sur le coût minimal (la solution optimale) et la performance. Après l'exécution de l'application aves les paramètres suivants :

- Nombre de population :100
- Probabilité de croisement 0.5
- Nombre d'itérations 250

Nous obtiendrons alors le résultat suiv1ant :

Probabilité de mutation	Valeur fitness trouvée
0.5	1142.524449276748
0.1	1343.6734533613342
0.05	1152.6610798236827
0.02	1139.00878121378
0.004	0952.8174972806086

Tableau 4.2 Expérimentation pour mesurer l'influence de la probabilité de mutation

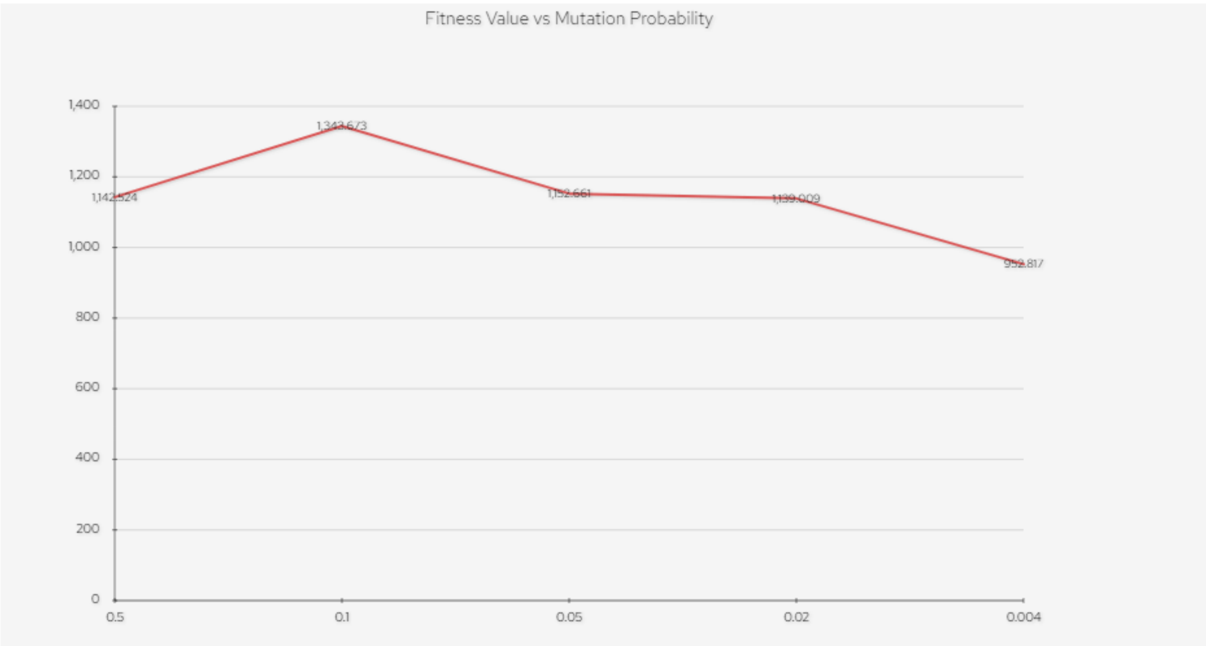


Figure 4.6 L'influence de la probabilité de mutation sur la solution optimale.

Interprétation :

- Le tableau 4.2 montre l'évolution de la valeur de la fitness par rapport aux variations du paramètre de mutation pm. Les solutions obtenues pour l'approche GA pour l'instance CMT1 du benchmark est meilleure avec des valeurs minimales du pm comme la valeur pm=0.004. La fitness obtenue avec pm=0.004 est comparable à la valeur obtenue dans une référence récente **Amel Djebbar , Cherifa Boudia .2022 [17]. Cela montre que notre approche est efficaces prometteuse pour la résolution de SDVRP.**

Test 03 : Le but du test est de distinguer l'influence de la taille de la population sur le coût minimal (la solution optimale) et la performance. Les paramètres sont choisis comme suit :

- Nombre d'itérations : 250
- Probabilité de mutation : 0.1
- Probabilité de croisement : 0.5

Les résultats sont reportés sur le tableau suivant (tableau 4.3)

Taille de population	Valeur fitness trouvée
100	1413.1868382256478

600	1515.4341356322602
900	1503.7166800033923
1500	1456.7202478632285
1900	1406.5180038177179
2000	1343.6734533613342

Tableau 4.3 Expérimentation pour mesurer l'influence de la taille de populations.

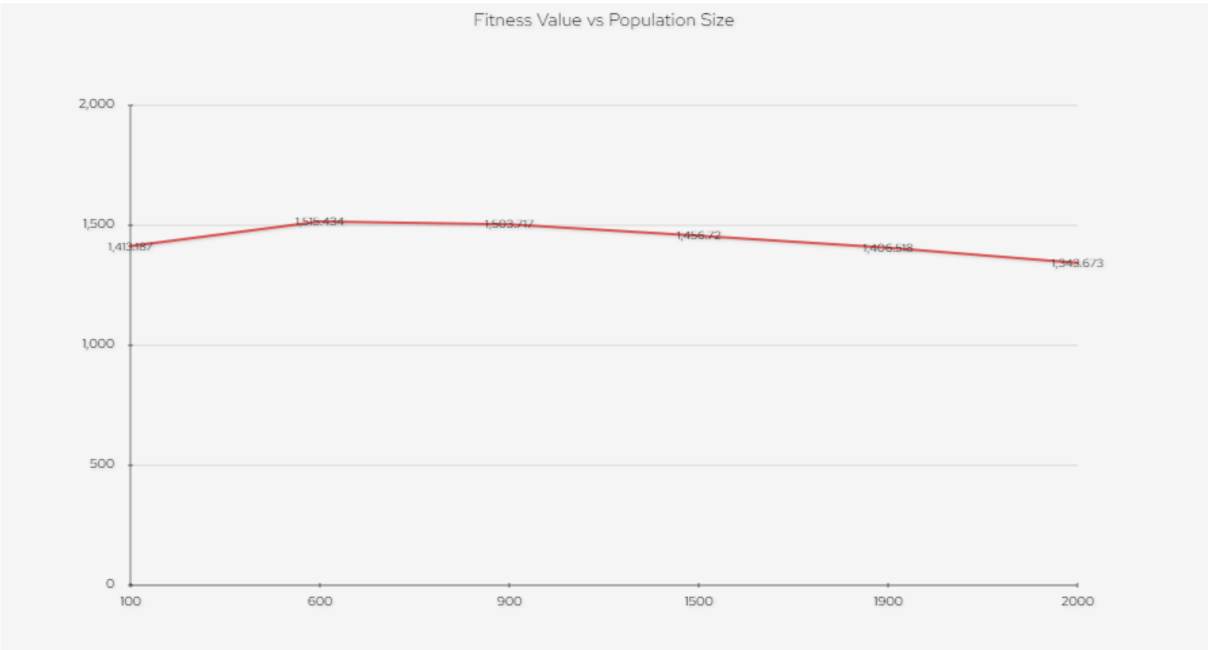


Figure 4.7 l’influence de la taille de population sur la solution optimale.

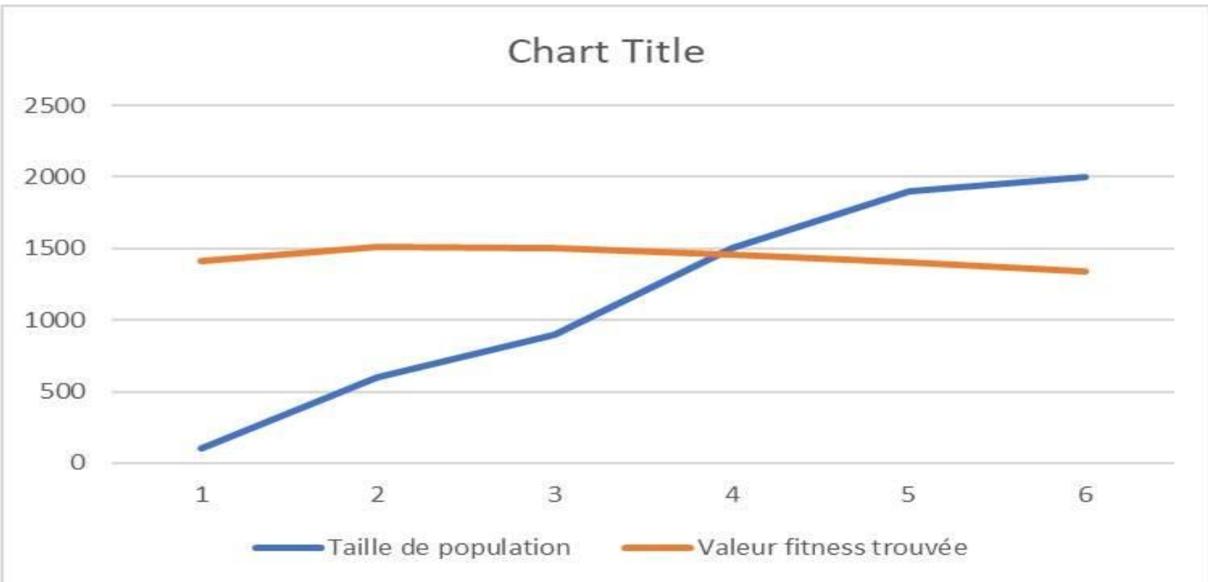


Figure 4.7 l’influence de la taille de population sur la solution optimale.

Interprétation :

Le tableau 4.4 montre l'évolution de la valeur de la fitness par rapport aux variations du population. Les solutions obtenues pour l'approche GA pour l'instance CMT1 du benchmark est meilleure avec des valeurs minimales du population.

Test 04 : Le but du test est de distinguer l'influence du nombre d'itérations sur le coût minimal (la solution optimale) et la performance. Les paramètres sont choisis comme suit :

- Nombre de population : 100
- Probabilité de mutation : 0.1
- Probabilité de croisement : 0.5

Les résultats sont reportés sur le tableau suivant (tableau 4.4)

Le nombre d'itérations	Valeur fitness trouvée
250	1343.6734533613342
3000	1326.5146404515408
5500	1135.0002261334253
6000	1283.2334850612808
7900	1134.0125814984903
250000	1073.8484691875589
300000	926.2300838465316

Tableau 4.4 Expérimentation pour mesurer l'influence du nombre d'itérations.

Interprétation :

Le tableau 4.4 montre l'évolution de la valeur de la fitness par rapport aux variations du génération. Les solutions obtenues pour l'approche GA pour l'instance CMT1 du benchmark est meilleure avec des valeurs minimales du génération.

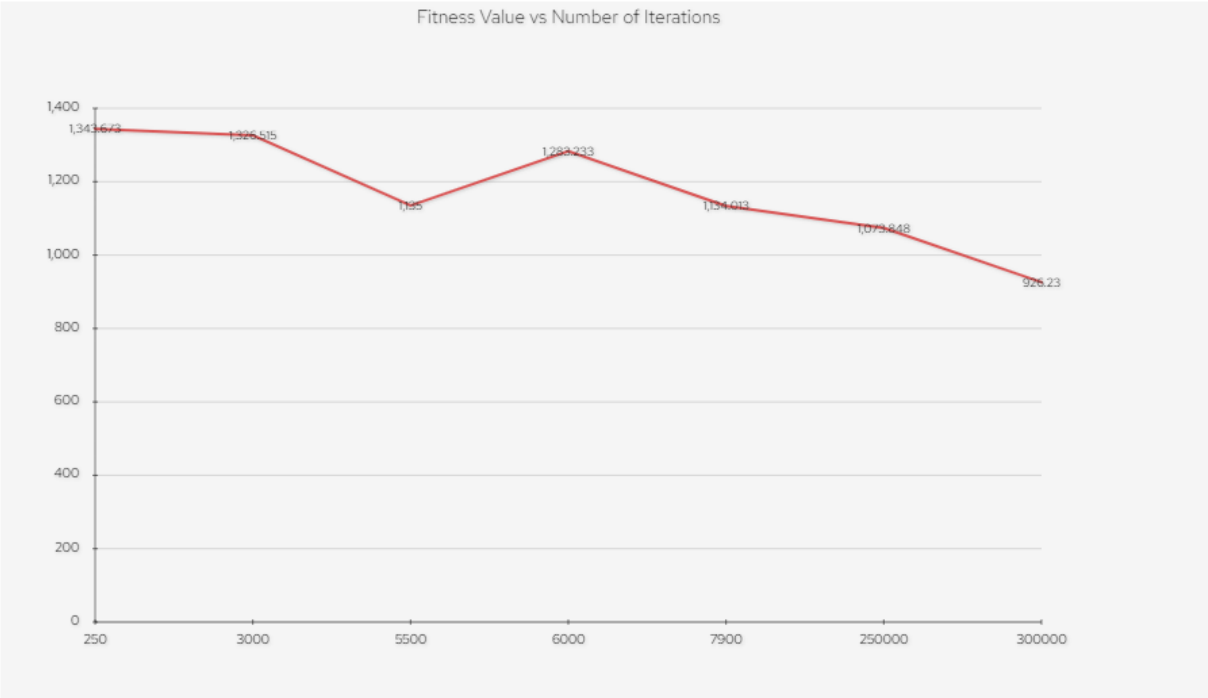


Figure 4.8 l’influence de nombre d'itérations sur la solution optimale.

Discussion des résultats :

Nous avons mené une étude sur l’influence des paramètres sur la performance de l’algorithme génétique à trouver des solutions optimales au problème considéré qui est le SDVRP. On n’est arrivée au résultat que la taille de population et le nombre de génération ainsi le taux de mutation ont une influence sensible sur la performance de l’algorithme où on remarque que la valeur de fitness a baissée lentement depuis le début .

4.8 Conclusion :

Dans ce chapitre, en premier lieu, nous avons implémenter l'algorithme génétique sous le langage de programmation choisi (PYTHON). En second lieu, nous avons comparée et interprété les résultats obtenus Enfin, d'après nos résultats obtenus, on a constaté que notre méta-heuristique nous a permis de réduire la distance des tournées des véhicules.

Conclusion Générale :

Parmi les problèmes des transports on cite le problème de tournée de véhicules ; ce problème est intrigant de la recherche opérationnelle qui a été étudié pour plusieurs années.

Dans le cadre de ce mémoire nous somme intéresses par une variante importante de ces problèmes de tournée de véhicule avec un seul dépôt **(SDVRP)** consiste à effectuer chaque client a une tournée effectuée par seul véhicule de capacité finie.

Ce véhicule commence et termine sa tournée au dépôt.

Nous avons proposé notre approche pour résoudre le **(SDVRP)** principalement basé sur les algorithmes génétiques.

Notre algorithme génétique développe approuve son efficacité en :

1- La minimisation de la route de véhicule (la distance).

2- Donne la meilleure solution (solution optimal).

3- Relativité de la qualité de solution selon le degré de précision demandée

Respectivement, cette étude peut être étendue a d’autre types de problèmes logistiques à travers les différents types d’algorithmes méta-heuristique .

Références

[1] Akli, M. Problème de tournées de véhicules avec contraintes et fenêtre de temps. PhD thésis, UMMTO, 2013.

[2] Mazin Abed Mohammed, Mohd Sharif eddin Ahmad, Salma A. Mostafa Using Genetic Algorithm in Implementing Capacitated Vehicle Routing Problem. International Conference on computer and information science (ICCIS) ,2012.

[3] S. Le Digabel. Introduction aux métaheuristiques. PhD thésis, Ecole Polytechnique de Montréal, 2014.

[4] Aouadj Ayache Résolution du problème de tournées de véhicules avec fenêtre de temps , université Mohamed Boudiaf - M'sila 2018

[5] Ahlam OUALI , Lilia ROUBIOU , Résolution du problème de tournées de véhicules par une métaheuristique :Application au transport universitaire à Bejaia2019

[6] Hani Guenoune, Meryem Berghida Résolution du problème de tournées de véhicules avec collecte et livraison simultanées avec une approche coopérative de métaheuristiques. 2014

[7] MEKHOUKH Lilia Ghezali Yamina Le problème de la tournée de véhicule avec contrainte de capacité par l'algorithme génétique 2020

[8] Madani Amel ,Le problème de transport des personnes dans les sociétés de taxis université Mohamed Boudiaf - m'sila 2018

[9] Arnaud Malapert Optimisation de tournées de véhicules pour l'exploitation de Réseau Telecom l'université Paris 6 Pierre et Marie Curie UFR d'Informatique 2006

[10] Alexandre Leuliet Nouvelles coupes pour le problème de tournées de véhicule avec demandes stochastiques 2014

[11] HOUSROUM Haiyan Une approche génétique pour la résolution du problème VRPTW dynamique 2005

[12] Ryan Kammarti approches évolutionnistes pour la résolution du 1-pdptw statique et dynamique 2007

[13] ZHAO Xin Une méthode génétique pour la résolution du problème dynamique de routage de véhicules avec temps de parcours variables Université d'Artois 2008

[14] Thibaut Vidal1, Teodor Gabriel Crainic2 , Michel Gendreau3 , Nadia Lahrichi2 , Walter Rei2 Un algorithme génétique hybride pour des problèmes de tournées de véhicules multi-attributs 2010

[15] E. Grellier, Optimisation des tournées de véhicules dans le cadre de la logistique inverse : modélisation et résolution par des méthodes hybrides, Thèse de doctorat de l'université de Nantes ,2008.

[16] Rego and C. Roucairol. (1994) le problème de tournées de véhicules : Etude de résolution approche. Technical Report 2197, INRIA-Institut National de recherche en Informatique et en Automatique, 1994.

[17] Amel Djebbar , Cherifa Boudia a comparison of artificial bee colony algorithm and the genetic algorithm with the purpose of minimizing the total distance for the vehicle routing problem university Mustapha Stambouli mascara2022

[18] Christofides, N., Mingozzi, A. & Toth, P. The vehicle routing problem. Chichester; New York: Wiley. (1979).

[20] **Asmaa GHOUMARI** Métaheuristiques adaptatives d'optimisation continue basées sur des méthodes d'apprentissage

[21] http://www.mcbolduc.com/publications/MCBThese

[22]https://dspace.univ-ouargla.dz/jspui/bitstream/123456789/28215/1/AmiarHarkat

[21]http://dspace.centre-univ-mila.dz/jspui/bitstream/123456789/324/1/0042611