

1.Introduction

Le VRP fait partie des problèmes d'optimisation combinatoire donc leurs résolution est assez délicate puisque le nombre fini de solutions réalisables croît généralement avec la taille du problème, ainsi que sa complexité. Cela a poussé Les chercheurs à développer de nombreuses méthodes de résolution en recherche opérationnelle (RO) et en intelligence artificielle (IA). Ces approches de résolution peuvent être classées en deux catégories : les méthodes exactes et les méthodes approchées. Dans ce chapitre en présente les méthodes exactes et les approchées ensuite en détaille l'algorithme choisi pour résoudre le problème VRP.[17]

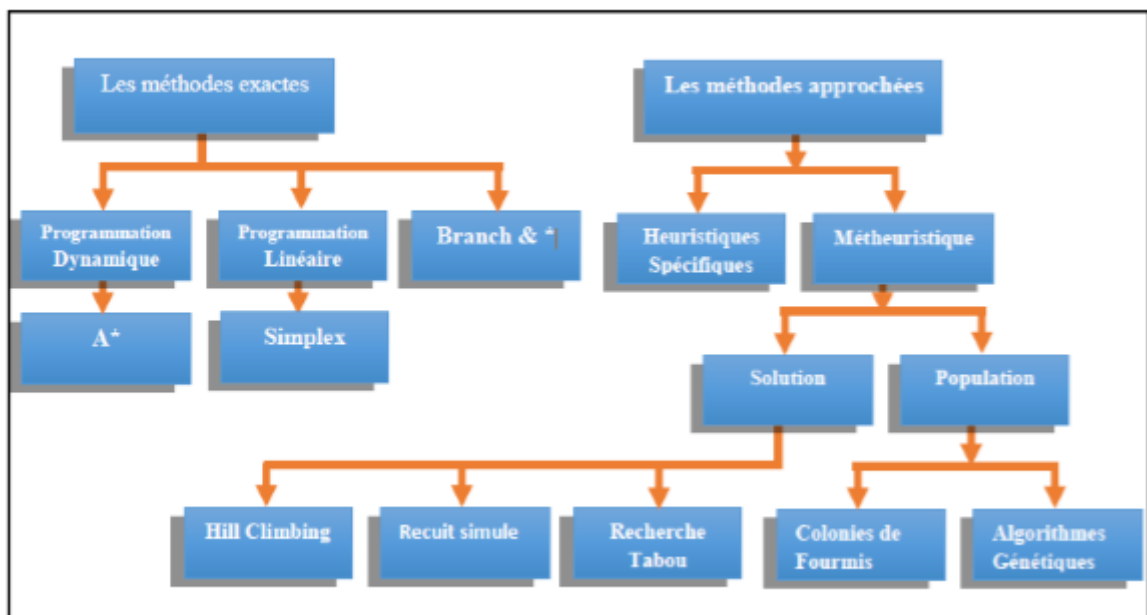


Figure 3.1 les méthode exactes et méthodes approchées

2. Les méthodes exactes

Les méthodes exactes cherchent à trouver de manière certaine la solution optimale en examinant de manière explicite ou implicite la totalité de l'espace de recherche. Néanmoins plusieurs méthodes ont été développées. Elles permettent généralement de résoudre efficacement des problèmes allant jusqu'à 50 clients ,parfois plus .par exemple en 2003 une méthode résolvant un problème contenant 100 clients a été proposée dans (Ralphs 2003).D'après (Laporte et Nobert 1987) Ces méthodes génériques généralement de trois catégories selon quelles reposent sur un **Branch and Bound**, un **Branch and Cut** ou sur la **programmation dynamique**. [18]

3. Les méthodes approchées ou heuristique

Les méthodes approchées (i.e. Heuristiques) permettent de trouver de manière rapide une solution réalisable à un problème donné. Cependant cette solution n'est pas forcément la solution optimale.

L'objectif d'une heuristique est donc de trouver une solution la plus proche possible de celle d'une méthode exacte tout en étant plus rapide. La qualité d'une méthode approchée va donc se calculer par rapport à l'écart obtenu entre sa solution et l'optimale. Plus ce résultat est proche de la solution optimale, meilleure est l'heuristique. parmi ces heuristiques, on trouve **les méta heuristiques**. [19]

3.1. Métaheuristiques

Le mot méta heuristique est dérivé de la composition de deux mots grecs :méta,du grec μ signifiant au delà (ou à un plus haut niveau) et heuristique. En effet ,ces algorithmes se veulent des méthodes génériques pouvant optimiser une large gamme de problème différents, sans nécessiter de changements profonds dans l'algorithme employé. Les méta heuristiques sont en général non-déterministes, elles peuvent ne pas trouver la solution optimale ,et encore moins prouver l'optimalité de la solution trouvée. On peut distinguer les méta heuristiques qui font évoluer une seule solution sur l'espace de recherche à chaque itération et les méta heuristiques à base de population de solutions. En général, méta heuristiques à base de solution unique sont plutôt axée sur l'exploitation de l'espace de recherche ,on n'est donc jamais sûr d'obtenir l'optimum. Les méta heuristiques à base de

population sont plutôt exploratoires et permettent une meilleure diversification de l'espace de recherche.

3.1.1. Les méta heuristiques à solution unique

Dans cette section, nous présentons les méta heuristiques à base de solution unique, aussi appelées méthodes de trajectoire. Contrairement aux méta heuristiques à base de population, les méta heuristiques à solution unique commencent avec une seule solution initiale et s'en éloignent progressivement, en construisant une trajectoire dans l'espace de recherche. Les méthodes de trajectoire englobent essentiellement la méthode de descente, la méthode du recuit simulé, la recherche taboue, la méthode GRASP, la recherche à voisinage variable, la recherche locale itérée, et leurs variantes.

a). Méthode de descente : un algorithme à direction de descente est un algorithme d'optimisation différentiable (l'optimisation dont il est question ici est une branche des mathématiques) destiné à minimiser une fonction réelle différentiable définie sur un espace euclidien ou, plus généralement, sur un espace hilbertien.

b). le recuit simulé : le recuit simulé adapté aux problèmes continus a été utilisé pour résoudre le problème de segmentation par l'approche paramétrique. Le recuit simulé permet d'approcher de près la solution optimale du problème plus rapidement qu'une exploration exhaustive dans l'espace de recherche.

c). la méthode de recherche avec tabous : la recherche taboue est une méta heuristique d'optimisation présentée par Fred Glover en 1986. On trouve souvent l'appellation recherche avec tabous en français. Cette méthode est une méta heuristique itérative qualifiée de recherche locale au sens large.

d). la recherche à voisinage variable : (RVV) est une méta heuristique récente pour la résolution de problèmes d'optimisation combinatoire et globale, dont l'idée de base est le changement systématique de voisinage au sein d'une recherche locale. [20]

3.1.2. Les méta heuristiques à population de solutions

Contrairement aux algorithmes partant d'une solution singulière, les méta heuristiques à population de solutions améliorent au fur et à mesure les itérations d'une population de solutions. On distingue dans cette catégorie, les algorithmes évolutionnaires qui sont une famille d'algorithmes issus de la théorie de l'évolution par la sélection naturelle, énoncée par Charles Darwin en 1859, et les algorithmes d'intelligence en essaim qui, de la même

manière que les algorithmes évolutionnaires, proviennent d'analogies avec des phénomènes biologiques naturels.

a). les algorithmes génétique : les algorithmes sont des algorithmes d'optimisation s'appuyant sur des techniques dérivées de la génétique et des mécanismes d'évolution de la nature : croisements, mutations, sélections, etc.... ils appartiennent à la classe des algorithmes évolutionnaires.

b). l'intelligence en essaim : l'optimisation par essaim particulaire a été appliquée à la segmentation d'images en 2005 grâce aux travaux de Du Feng. la méta heuristique a été utilisée pour maximiser l'entropie de Shannon à deux dimensions afin de segmenter des images infrarouges. L'algorithme OEP mis en œuvre est celui développé par Kennedy.

c). les colonies de fourmis : les algorithmes de colonies de fourmis sont des algorithmes inspirés du comportement des fourmis, ou d'autres espèces formant un super organisme, et qui constituent une famille de méta heuristiques d'optimisation. [20]

4. Les algorithmes génétiques pour la résolution du VRP

Les algorithmes génétiques (AG) sont des algorithmes d'optimisation stochastique fondés sur les mécanismes de la sélection naturelle et de la génétique. Ils ont été adaptés à l'optimisation par John Holland (Holland 1975) [21], également les travaux de David Goldberg ont largement contribué à les enrichir (Goldberg 1989a) [33], (Goldberg 1989b) [34].

Le vocabulaire utilisé est le même que celui de la théorie de l'évolution et de la génétique, on emploie le terme individu (solution potentielle), population (ensemble de solutions),

génotype (une représentation de la solution), gène (une partie du génotype), parent, enfant, reproduction, croisement, mutation, génération, etc.[17]

4.1.fonctionnement d'un algorithme génétique

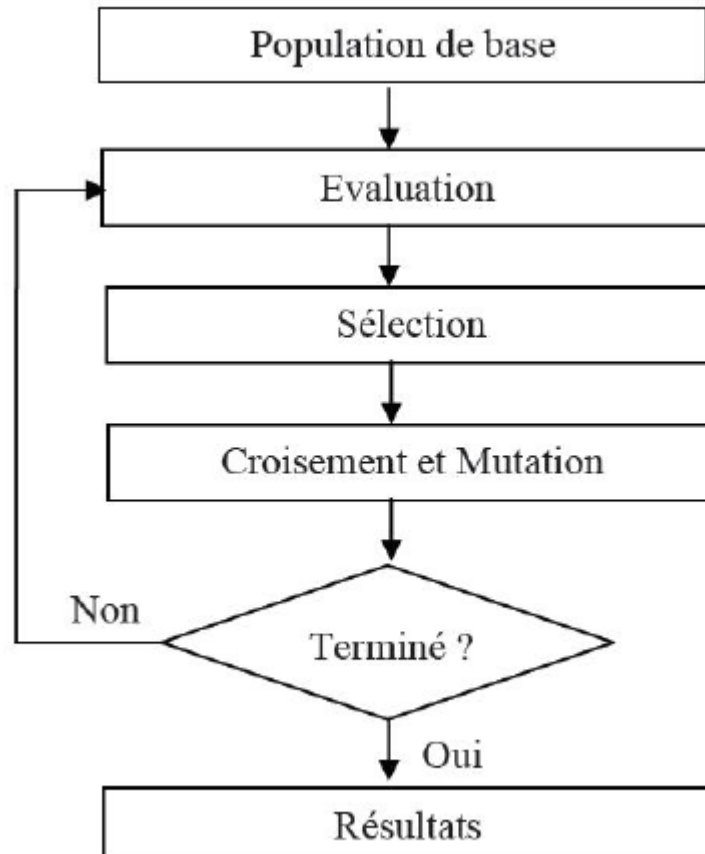


Figure 3.2 Fonctionnement d'un algorithme génétique[17].

Leur fonctionnement est extrêmement simple, on part d'une population de solutions potentielles (chromosomes) initiales, arbitrairement choisies. On évalue leur performance (Fitness) relative. Sur la base de ces performances on crée une nouvelle population de solutions potentielles en utilisant des opérateurs évolutionnaires simples : la sélection, le croisement et la mutation. Quelques individus se reproduisent, d'autres disparaissent et seuls les individus les mieux adaptés sont supposés survivre. On recommence ce cycle jusqu'à ce qu'on trouve une solution satisfaisante. En effet, l'héritage génétique à travers les générations permet à la population d'être adaptée et donc répondre au critère

d'optimisation, la figure 3.1 illustre les principales étapes d'un algorithme génétique. Un algorithme génétique recherche le ou les extrema d'une fonction définie sur un espace de données. Son mise en œuvre nécessite :

4.1.1. Le codage des données

La première étape est de définir et coder convenablement le problème. Cette étape associe à chaque point de l'espace de recherche une structure de données spécifique, appelée génotype ou ensemble de chromosomes, qui caractérisera chaque individu de la population. Le codage de chaque individu en séquence est essentielle dans l'élaboration d'un algorithme génétique dont dépend notamment l'implémentation des opérateurs de transformations. Ainsi, cette phase détermine la structure de données qui sera utilisée pour coder le génotype des individus de la population. Le codage doit donc être adapté au problème traité. [20]

4.1.2. La Création de la Population Initiale

La population initiale sera créée de manière aléatoire à condition que chaque individus dans la populations créée soit une solution du problème. La taille de la population initiale doit être raisonnablement grande en tenant compte à la fois de la qualité des solutions trouvées et du temps d'exécution de notre algorithme.[21]

4.1.3. Fonction d'adaptation (Fitness)

L'évaluation de la Fitness est généralement l'étape dans laquelle on mesure la performance de chaque individu. Pour pouvoir juger la qualité d'un individu et ainsi le comparer aux autres, il faut établir une mesure commune d'évaluation. Aucune règle n'existe pour définir cette fonction, son calcul peut ainsi être quelconque, que ce soit une simple équation ou une fonction affine. Dans le vocabulaire des algorithmes génétiques, on dénomme par "fitness" (traduction anglaise du mot adaptation) le critère à optimiser.[17]

4.1.4.Sélection

L'opérateur de sélection est chargé de définir quels seront les individus de p qui vont être dupliqués dans la nouvelle population p' et vont servir de parents (application de l'opérateur de croisement) [30]. Soit n le nombre d'individus de p , on doit en sélectionner $n/2$ (l'opérateur de croisement nous permet de repasser à n individus).

Cet opérateur est peut-être le plus important puisqu'il permet aux individus d'une population de survivre, de se reproduire ou de mourir. En règle générale, la probabilité de survie d'un individu sera directement reliée à son efficacité relative au sein de la population.

On trouve essentiellement quatre types de méthodes de sélection différentes :

- .La Sélection par Roulette

Les parents sont sélectionnés en fonction de leur performance. Meilleur est le résultat codé par un chromosome, plus grandes sont ses chances d'être sélectionné. Il faut imaginer une sorte de roulette de casino sur laquelle sont placés tous les chromosomes de la population, la place accordée à chacun des chromosomes étant en relation avec sa valeur d'adaptation. Ensuite, la bille est lancée et s'arrête sur un chromosome. Les meilleurs chromosomes peuvent ainsi être tirés plusieurs fois et les plus mauvais ne jamais être sélectionnés.[21]

- . La Sélection par Rang

La sélection précédente rencontre des problèmes lorsque la valeur d'adaptation des chromosomes varient énormément. Si la meilleure fonction d'évaluation d'un chromosome représente 90% de la roulette alors les autres chromosomes auront très peu de chance d'être sélectionnés et on arriverait à une stagnation de l'évolution. La sélection par rang trie d'abord la population par leur scores. Ensuite, chaque chromosome se voit associé un rang en fonction de sa position. Ainsi le plus mauvais chromosome aura le rang 1, le suivant 2, et ainsi de suite jusqu'au meilleur chromosome qui aura le rang N . La sélection par rang d'un chromosome est la même que par roulette, mais les proportions sont en relation avec le rang plutôt qu'avec la valeur de l'évaluation. Avec cette méthode de sélection, tous les chromosomes ont une chance d'être sélectionnés. Cependant, elle conduit à une convergence plus lente vers la bonne solution. Ceci est dû au fait que les meilleurs chromosomes ne diffèrent pas énormément des plus mauvais.[21]

- .La Sélection par Tournoi

Elle consiste à choisir aléatoirement deux ou plusieurs individus et à sélectionner le plus fort. Ce processus est répété plusieurs fois jusqu'à l'obtention de N individus. L'avantage d'une telle sélection est d'éviter qu'un individu très fort soit sélectionné plusieurs fois.[17]

- .L'Élitisme

A la création d'une nouvelle population, il y a de grandes chances que les meilleurs chromosomes soient perdus après les opérations d'hybridation et de mutation. Pour éviter cela, on utilise la méthode d'élitisme. Elle consiste à copier un ou plusieurs des meilleurs chromosomes dans la nouvelle génération. Ensuite, on génère le reste de la population selon l'algorithme de reproduction usuel. Cette méthode améliore considérablement les algorithmes génétiques, car elle permet de ne pas perdre les meilleures solutions.[21]

4.1.5.le croisement

Une fois certains individus sélectionnés, on les fait se reproduire entre eux, pour cela on utilise l'opérateur croisement. C'est l'opérateur essentiel de recherche d'un algorithme génétique. Il combine les génotypes de deux individus pour obtenir deux nouveaux. Avec cet opérateur, les génotype sont vus comme une chaîne de nombres binaires. Plusieurs méthodes de croisement sont utilisées :

- Croisement en un point : on choisit au hasard un point de coupure identique sur les deux génotypes et on échange les fragments situés après le point de coupure pour donner les deux nouveaux génotypes.
- Croisement en deux points : on choisit au hasard deux points de croisement et on échange les fragments situés entre ces deux points.
- Croisement en k points : généralisation à k points de coupure des méthodes précédentes.[20]

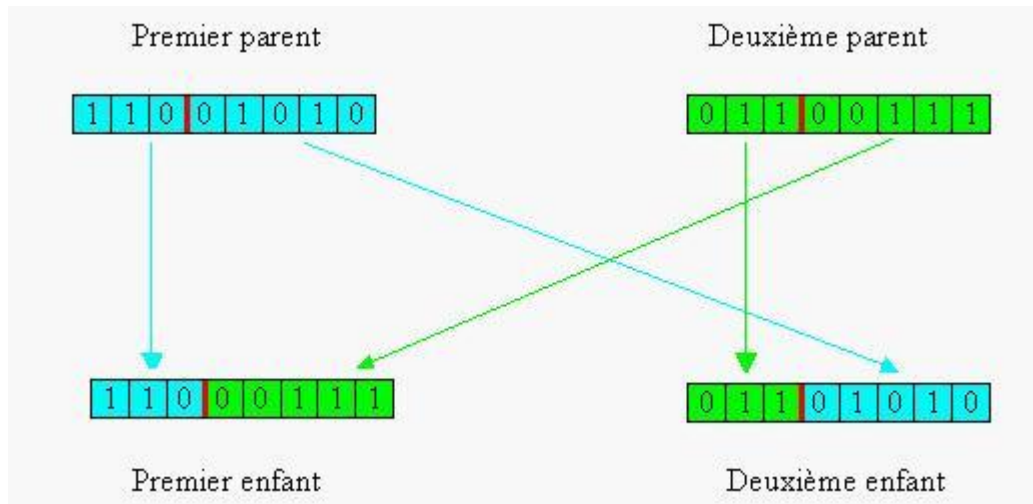


Figure 3.3 :Opérateur Croisement a un point[20].

4.1.6. la mutation

Cet opérateur consiste à changer la valeur allélique d'un gène avec une probabilité p_m très faible, généralement comprise entre 0.01 et 0.001 . On peut aussi prendre $p_m = 1/\lg$ où $\lg$ est la longueur de la chaîne de bits codant notre chromosome. Une mutation consiste simplement en l'inversion d'un bit (ou de plusieurs bits, mais vu la probabilité de mutation c'est extrêmes rare) se trouvant en un locus bien particulier et lui aussi déterminé de manière aléatoire ; on peut donc résumer la mutation de la façon suivante:

On utilise une fonction censée nous retourner true avec une probabilité p_m .

Algorithme de mutation

Pour chaque locus **faire**

 Faire appel à la fonction

 / **Si** cette fonction nous renvoie true alors

 / / on inverse le bit se trouvant à ce locus

 / **Fin si**

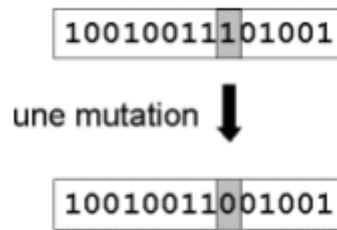


Figure 3.4 une mutation[22]

L'opérateur de mutation modifie donc de manière complètement aléatoire les caractéristiques d'une solution, ce qui permet d'introduire et de maintenir la diversité au sein de notre population de solutions. Cet opérateur joue le rôle d'un "élément perturbateur", il introduit du "bruit" au sein de la population.[22]

5.Avantages et inconvénients des Algorithmes génétiques

5.1.Avantages

- Elimination de solution non valide.
- Permet de traiter des espaces de recherche important (beaucoup de solution, pas de parcourt exhaustif envisagé).
- Nombre de solution important.
- Relativité de la qualité de la solution selon le degré de précision demandé.[20]

5.2.Inconvénients

- Nécessitent plus de calculs que les autres algorithmes méta heuristiques (notamment la fonction évaluation).
- Paramètres difficiles à fixer (taille population, % mutation).
- Choix de la fonction d'évaluation délicat.
- Pas assuré que la solution trouvée est la meilleure, mais juste une approximation de la solution optimale.
- Problème des optimums locaux si paramètres mal évalués.[20]

6.Conclusion

On décrit dans ce chapitre les différentes méthodes de résolution des problème d'optimisation .

Nous avons constaté que les méthodes exactes permettent d'aboutir à la solution optimale, mais elles sont trop gourmandes en termes de temps de calcul et d'espace mémoire requis. Cependant, les méthodes approchées demandent des coûts de recherche raisonnables. Mais, elles ne garantissent pas l'optimalité de la solution.

L'optimisation par l'algorithme génétique est un méta heuristique classé dans la famille des méthodes évolutives. Elle présente un grande nombre de particularités notamment dans son fonctionnement et sa souplesse dans le problème de VRP.

Dans le chapitre suivant nous allons présenter des nouvelles méthodes et de technologies pour la gestion globale et optimale de la chaine logistique.