**Utilisation d'un algorithme génétique dans la mise en œuvre d'un problème d'acheminement de véhicules avec capacité**

**Résume-** Le problème d'acheminement des véhicules (VRP) a été considéré comme un segment important dans la gestion logistique. Ainsi, une sélection appropriée des itinéraires de véhicules joue un rôle très important pour améliorer les avantages économiques des opérations logistiques. Dans ce projet, nous considérons l'application d'un algorithme génétique (GA) à un problème d'acheminement de véhicules à capacité (CVRP) dans lequel un ensemble de véhicules avec des limites de capacité et de temps de trajet sont disponibles pour desservir un ensemble de clients et contraints par les premiers et les heure limite pour servir. Les résultats de notre test montrent que GA est capable de déterminer l'itinéraire optimal pour les véhicules tout en respectant leurs contraintes de capacité et de temps de parcours.

**Chapitre 1 INTRODUCTION**

VRP a été considéré comme un segment important dans la manutention logistique. Ainsi, une sélection appropriée des itinéraires de véhicules est extrêmement importante pour améliorer les avantages économiques des opérations logistiques. Le VRP est bien connu pour l'une des tâches difficiles de la recherche opérationnelle. C'est un problème d'optimisation NP-difficile, ce qui signifie qu'aucun algorithme rapide n'existe pour sa solution. Ce problème a de nombreuses applications dans la vie réelle telles que la collecte et la livraison de marchandises, l'acheminement des autobus scolaires, le nettoyage des rues, la collecte des déchets, les systèmes d'appel à distance, le transport des personnes handicapées et l'acheminement des vendeurs. Le problème peut être décrit comme la recherche d'un itinéraire optimal pour un ensemble de véhicules, qui ont une capacité et un temps de trajet limités et doivent desservir un ensemble de clients une fois dans son expédition. Il existe de nombreux types de problèmes de tournées de véhicules selon des variantes de contraintes, par exemple le problème de tournées de véhicules avec fenêtres temporelles (VRPTW), le problème de tournées de véhicules multi-dépôts (MDVRP), le problème de tournées de véhicules capacitaires (CVRP), le problème de tournées de site problème d'itinéraire de véhicule dépendant (SDVRP), problème d'itinéraire de véhicule ouvert (OVRP), problème d'itinéraire de véhicule de ramassage et de livraison (PDVRP).

Le CVRP a été introduit pour la première fois par Dantzig et Wright en 1959 [5], mais il a ensuite été proposé à l'origine pour modéliser des problèmes de réseau avec une variable déterministe. Cependant, dans de nombreuses situations d'applications réelles, des paramètres supplémentaires doivent être pris en compte, par ex. les frais de déplacement, les demandes des clients et les emplacements des clients [6]. Plusieurs méthodes ont été développées pour résoudre le problème du routage des véhicules. Toth et Vigo [7] ont regroupé ces méthodes en trois groupes, à savoir la méthode exacte, la méthode heuristique et la méthode méta-heuristique. La méthode exacte garantit de donner une solution optimale mais n'est pas efficace pour les grands cas de CVRP alors que les méthodes heuristiques et méta-heuristiques ne peuvent pas garantir d'obtenir une solution optimale mais plus faciles à mettre en œuvre dans la vie réelle. La méta-heuristique fournit des procédures de solution qui intègrent souvent une construction de route standard et une amélioration des méthodes heuristiques dans l'exploration de l'espace de solution pour identifier les bonnes solutions. Les chercheurs ont développé de nombreuses techniques méta-heuristiques pour obtenir une solution quasi optimale pour VRP. Il s'agit notamment de l'algorithme génétique (GA), de l'algorithme de colonie de fourmis (ACA) et de l'optimisation des essaims de particules (PSO). Certaines méthodes méta-heuristiques supérieures ont été récemment développées et GA s'est avéré capable de résoudre le CVRP. Les résolutions du VRP et du CVRP utilisent la même approche et la seule différence est que dans le CVRP, la capacité du véhicule est limitée. La version classique du CVRP exige que toutes les informations sur les demandes des clients soient connues à l'avance, que la flotte de véhicules soit homogène et ne provienne que d'un seul dépôt et que chaque commande ne puisse être divisée ou servie à l'aide de deux ou plusieurs véhicules. L'objectif du VRP et du CVRP est de minimiser le coût total du voyage. Le CVRP est équivalent au VRP uniquement si le total de toutes les demandes des clients pour chaque itinéraire ne dépasse pas la capacité du véhicule. Le VRP est dynamique si la capacité de chaque véhicule n'est pas limitée pour absorber de nouvelles demandes. Le VRP en général est l'un des problèmes les plus difficiles qui a attiré beaucoup d'attention et commandé de nombreuses études. Il a de nombreuses applications dans la vie réelle et trouver une solution optimale est un effort continu.

**Chapitre 2 OBJECTIVES**

L'objectif de cette recherche est de trouver une solution optimale pour le problème d'acheminement de véhicules capacitifs (CVRP) en utilisant l'algorithme génétique (AG). Nous proposons les objectifs suivants pour atteindre avec succès le but de la recherche.

1. Proposer une solution pour CVRP basée sur GA.

2. Mettre en œuvre l'algorithme proposé à utiliser pour résoudre le CVRP afin d'optimiser les services de navette et les problèmes similaires.

3. Minimiser la distance et le temps pour tous les itinéraires assignés du CVRP qui conduisent au transport rapide vers les emplacements cibles. En conséquence, les coûts de transport tels que la consommation de carburant ainsi que les frais d'entretien des véhicules sont réduits.

**Chapitre 3 LITERATURE REVIEW**

**Chapitre 4 GA AND CVRP**

Dans cet article, nous présentons un algorithme génétique pour résoudre le problème d'acheminement des véhicules avec capacité. Il s'agit d'un algorithme de recherche heuristique adaptatif basé sur la sélection naturelle dans le monde réel. Dans cet algorithme, les parents sont sélectionnés pour produire des enfants pour la nouvelle population. Les enfants avec de meilleurs attributs ont de bonnes chances de survivre, tandis que les enfants avec des attributs faibles ou imparfaits sont éliminés. Le concept de sélection naturelle proposé par le naturaliste britannique, Charles Darwin, en 1859 a stimulé John Holland à innover l'AG dans les années 1970 [24]. Le GA est un algorithme évolutif capable d'effectuer une recherche locale optimale. Il se compose généralement de quelques étapes de base qui sont illustrées à la figure 1. Initialement, une population de solutions réalisables est générée de manière aléatoire pour créer toutes les solutions possibles. Après l'initiation de la population, une évaluation de l'aptitude de chaque individu est effectuée.

Lors de l'évaluation, il est nécessaire de vérifier la condition de terminaison. La condition de terminaison est satisfaite si les générations ne sont pas améliorées ou si les générations atteignent un seuil spécifique. L'étape de sélection consiste à choisir différents chromosomes de l'ancienne population pour le croisement. L'opération de croisement effectuée sur les chromosomes sélectionnés produit une nouvelle progéniture. Ensuite, un processus d'élitisme est mis en œuvre pour produire la génération suivante en combinant les fractions des meilleurs parents et enfants. Simultanément, la modification arbitraire du matériel génétique de la population est effectuée par des mutations aléatoires. Les mutations sont utilisées pour détourner la direction de la recherche vers des endroits non examinés. Les étapes de l'algorithme génétique proposé sont séquencées algorithmiquement dans les étapes suivantes :  Sélection initiale de la population  Évaluation de la condition physique de la proportion de la population  Répéter  Choisir la meilleure paire à reproduire  Processus de l'opérateur de croisement  Processus de l'opérateur de mutation  Insérer la paire d'individus dans la nouvelle population  Évaluation des nouveaux individus de la population  Continuer si la condition de terminaison est fausse

Modèle VRP

Dans cette étude est (CVRP). L'objectif est de minimiser la distance parcourue tout en assurant la satisfaction des clients. De plus, la capacité du véhicule ne doit pas dépasser la plage du nombre total de clients. Chaque véhicule provient d'un seul et même dépôt, dessert les clients à des endroits connus et retourne au dépôt. Le problème de routage est décrit comme suit.  L'objectif est de réduire la distance totale parcourue.  Un certain nombre de véhicules proviennent d'un seul dépôt.  Chaque véhicule dessert un ensemble de clients et revient au même dépôt.  La demande totale des clients desservis par un véhicule ne doit pas dépasser la capacité du véhicule.  Tous les clients sont desservis par un seul véhicule une fois.

Étant donné que CVRP est un problème NP-difficile, obtenir une solution optimale est très difficile et prend du temps en raison de sa complexité de calcul. Par conséquent, des algorithmes évolutionnaires ont été proposés pour découvrir une solution acceptable en un temps acceptable. La modélisation CVRP peut prendre la forme suivante :

Un ensemble de m nombre de véhicules ayant une capacité Q similaire et positionnés à l'emplacement 0 pour être utilisés dans la collecte et la distribution des marchandises est suivi dans le modèle proposé. Selon, l'itinéraire est "un cycle simple de moindre coût du graphe G passant par l'emplacement 0 et tel que le total des marchandises aux emplacements visités ne dépasse pas la capacité du véhicule".

Représentation chromosomique

Dans cette étude, le gène est codé sous forme de nombres qui sont attribués au chromosome. Le nombre représente la séquence d'arrêts (emplacements) auxquels les marchandises sont livrées. Ce codage est couramment utilisé dans les problèmes de commande où certains croisements et mutations sont corrigés pour maintenir la cohérence du chromosome. La figure suivante montre cette représentation.

Fonction de remise en forme

Le moindre coût de chaque route dans ce problème dépend de la distance, qui est la seule variable. Puisqu'il est souhaitable de raccourcir la distance de l'itinéraire, l'aptitude du chromosome peut être simplement calculée en obtenant la somme des distances pour chaque itinéraire, où D1 = distance de l'arrêt 1 à l'arrêt 2, D2 = distance de l'arrêt 2 à l'arrêt 6, jusqu'à ce que la somme totale soit obtenue. La distance doit être minimisée pour augmenter la forme physique des chromosomes.

Opérateurs GA

 Population initiale Le choix de la population initiale a un impact significatif sur l'ensemble du processus de recherche. Une population initiale spécifique conduit à un état optimal local qui pourrait affecter l'espace de recherche à être limité dans une région particulière. D'autre part, une population initiale diversifiée peut entraîner une perte substantielle de temps et de ressources en recherchant la solution dans des zones étendues et dispersées sur la base des conseils de l'algorithme [24].

Dans notre cas, la population est générée aléatoirement et des numéros sont attribués à chaque emplacement. Une chaîne de nombres qui représente le chromosome, définit la route valide. Puisqu'il n'y a qu'une seule variable dans le problème, qui est la distance entre deux emplacements, les nombres sont suffisants en termes de calcul pour coder les chromosomes. Le fitness est ensuite calculée et le meilleur chromosome est considéré. La boucle est répétée pendant 2000 itérations afin d'évaluer l'ensemble de la population.

Sélection

Une forte pression sélective peut conduire à un état optimal local résultant du choix uniquement des chromosomes les mieux adaptés pour le croisement. Cette domination force l'algorithme à arrêter la recherche plus tôt. Cependant, une faible pression sélective a également un impact négatif. La sélection s'étend même aux individus de faible fitness pour le croisement, ce qui amène l'algorithme à explorer sans but l'espace des solutions. Ainsi, la roulette classique est proposée pour la sélection des chromosomes dans laquelle la valeur de fitness des chromosomes la plus élevée est sélectionnée pour être mutée et croisée pour former de nouveaux chromosomes et contribue à la reproduction et au processus de formation des générations suivantes  Crossover L'opérateur est utilisé pour générer une nouvelle progéniture en fusionnant deux chromosomes. Il est également responsable de la validation de la descendance en satisfaisant toutes les contraintes des problèmes et s'assure que les gènes des parents sont correctement transmis aux enfants. Par conséquent, l'opérateur de croisement est adopté pour résoudre le problème d'itinéraire de véhicule avec des modifications mineures. Dans cette étude, nous avons utilisé un croisement en deux points et illustré dans les étapes suivantes : 1. Sélectionnez deux points de croisement au hasard sur les deux chromosomes parents. 2. Injectez le contenu entre les deux points de croisement du premier parent juste avant les premiers points de croisement du deuxième parent.

Mutations

Dans l'algorithme, la mutation inclut un changement aléatoire dans les nouveaux chromosomes croisés. Comme la mutation dépend du codage et que le codage par permutation est utilisé, la mutation est mise en œuvre en échangeant deux gènes dans le même chromosome. Deux gènes aléatoires sont choisis pour échanger dans le même chromosome. Cette opération est répétée trois fois dans chaque boucle, afin de s'assurer qu'un chromosome différent de l'original est généré et donne donc une plus grande probabilité de trouver un résultat optimal. Le chromosome final est ensuite validé en testant le chemin entre deux emplacements. S'il n'y a pas de chemin direct entre deux gènes (emplacements) consécutifs, le nouveau chromosome n'est pas valide. Si le chromosome est valide, la valeur de fitness est calculée. Si la valeur de fitness est meilleure que le meilleur chromosome, alors le nouveau chromosome devient le meilleur et la boucle est terminée.

**Chapitre 5 RÉSULTATS**

L'implémentation de l'algorithme est faite en utilisant Matlab. Les spécifications matérielles et logicielles de l'appareil sont un processeur Pentium 4 2,4 GHz avec 2,0 Go de RAM et le système d'exploitation Windows 7. Il a été prouvé que l'algorithme trouve la meilleure solution pour le nombre d'emplacements pendant la phase de test et de validation. L'un des résultats du test est obtenu en utilisant les opérateurs spécifiés et les paramètres indiqués dans le tableau I. Le test est effectué sur l'application avec une distribution aléatoire de 100 emplacements, comme indiqué dans la figure 4. La matrice de distance est présentée dans la figure 6 qui est un tableau bidimensionnel contenant les valeurs de distance. L'analyse est présentée sous forme graphique où les points les plus sombres indiquent les distances les plus basses et les points les plus clairs indiquent les distances les plus élevées. La meilleure performance de l'algorithme génétique dans la résolution du problème d'acheminement des véhicules avec capacité ainsi que le taux de convergence pour une solution optimale sont illustrées à la figure 7.

**Chapitre 6 DISCUSSION**

Sur la base des résultats obtenus à partir de ces expériences, on peut conclure que la mise en œuvre de l'algorithme génétique (GA) du problème d'acheminement de véhicules capacitifs (CVRP) aide à augmenter la vitesse de l'algorithme par la représentation des gènes tout en maintenant un haut résultat de qualité avec une bonne valeur de fitness. La figure 4 montre le nombre d'emplacements utilisés pour résoudre le problème et la figure 5 représente la distance totale pour tous les emplacements et montre l'itinéraire vers tous les emplacements en une seule visite via le chemin le plus court. Dans la figure 6, les zones de concentration des emplacements des stations sont analysées. La figure 7 montre les meilleures solutions connues trouvées par la GA améliorée pour résoudre le problème d'acheminement de véhicules avec capacité, ce qui indique clairement que l'algorithme proposé offre des solutions compétitives par rapport à d'autres techniques similaires. Nous avons implémenté l'approche GA dans la résolution du CVRP. Cet algorithme est appliqué pour résoudre le problème car il est efficace pour résoudre des problèmes de complexité de calcul élevée, en particulier lorsque l'espace de solution est grand, comme le problème de routage de véhicules. Il est clair que l'algorithme a réussi à atteindre les objectifs de l'article en optimisant la distance pour tous les itinéraires et, par conséquent, en réduisant les coûts de transport. En utilisant GA pour résoudre le problème de routage des véhicules, la mise en œuvre offre un avantage significatif lorsque la taille de la population est importante. Dans GA, une grande taille de population conduit à de meilleurs résultats mais augmente en même temps le temps de calcul. L'implémentation de GA peut vraiment aider à réduire le temps de calcul tout en maintenant la qualité des résultats.

**CONCLUSION**

En conclusion, il a été prouvé que l'algorithme génétique (AG) est efficace pour résoudre le problème d'acheminement de véhicules à capacité (CVRP) et trouver une solution approximative car il est capable de résoudre de nombreux autres problèmes dans la vie réelle. La force de l'AG provient de sa capacité à s'adapter pour résoudre n'importe quel problème en le combinant avec d'autres algorithmes, ou en modifiant ses techniques en fonction du problème comme cela a été fait dans cet article.

**ANNEXE**

