



Hybridation d'algorithme génétique pour les problèmes des véhicules intelligents autonomes : applications aux infrastructures portuaires de moyenne taille

Radhia Zaghdoud

► To cite this version:

Radhia Zaghdoud. Hybridation d'algorithme génétique pour les problèmes des véhicules intelligents autonomes : applications aux infrastructures portuaires de moyenne taille. Automatique. Ecole Centrale de Lille; Institut supérieur de gestion (Tunis), 2015. Français. NNT : 2015ECLI0023 . tel-01319833

HAL Id: tel-01319833

<https://theses.hal.science/tel-01319833>

Submitted on 23 May 2016

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

ECOLE CENTRALE DE LILLE

THESE

Présentée en vue
d'obtenir le grade de

DOCTEUR

En

Spécialité : Automatique, Génie Informatique, Traitement du Signal et Images

Par

Radhia ZAGHDOUD

**DOCTORAT DELIVRE CONJOINTEMENT PAR L'ÉCOLE CENTRALE DE LILLE
ET L'INSTITUT SUPÉRIEUR DE GESTION (TUNIS)**

Titre de la thèse :

Hybridation d'algorithme génétique pour les problèmes des véhicules intelligents autonomes :
applications aux infrastructures portuaires de moyenne taille

Soutenue le mardi 17 novembre 2015 devant le jury d'examen

Président	Henda BEN GHEZALA , Professeur, Ecole Nationale des Sciences de l'Informatique (ENSI), Tunis
Rapporteur	Abdellah EL MOUDNI, Professeur, Université de Belfort-Montbéliard,
Rapporteur	Sawssen KRICHENE, Professeur, Université de Tunis
Membre	Simon COLLART-DUTILLEUL, Directeur de Recherche IFSTTAR
Membre	Aziz MOUKRIM, Professeur, Université de Technologie de Compiègne
Membre	Kamel ZIDI, Docteur, Maître assistant, Faculté des sciences de Gafsa, Tunisie
Directeurs de thèse	Khaled GHEDIRA Professeur, Institut Supérieur de gestion (ISG), Tunis Khaled MESGHOUNI, Maître de conférences, HDR, Ecole Centrale de Lille,

Thèse préparée dans les Laboratoires CRISAL et SOIE

Ecole Doctorale SPI 072 (Lille I, Lille III, Artois, ULCO, UVHC, EC Lille)
PRES Université Lille Nord-de-France

*À la mémoire de mon père,
À ma mère,
À mon mari,
À mes frères et mes sœurs,
À toute ma famille et mes amis.*

Remerciements

Je tiens à exprimer mes profonds remerciements et toute ma reconnaissance aux directeurs de cette thèse : Monsieur Khaled MESGHOUNI Maître de conférences, HDR à l'école centrale Lille, Monsieur Simon COLLART-DUTILLEUL, Directeur de Recherche IFSTTAR Lille et Monsieur Khaled GHEDIRA Professeur à l'institut Supérieur de gestion de Tunis pour leurs conseils judicieux.

Je tiens également à remercier Mr Kamel ZIDI maitre-assistant à la faculté des science Gafsa et co-encadreur de cette thèse pour son aide inconditionnel et ses rigoureuses suggestions.

J'adresse ma gratitude à Monsieur Abdellah EL MOUDNI, Professeur à l'Université de Belfort-Montbéliard et Madame Sawssen KRICHENE, Professeur à l'Université de Tunis pour l'intérêt qui l'ont apporté à ce travail et aussi d'avoir accepté d'être rapporteurs de cette thèse.

Je remercie également :

-Madame Henda BEN GHEZALA, Professeur à l'Ecole Nationale des Sciences de l'Informatique (ENSI) de Tunis,

-Monsieur Aziz MOUKRIM, Professeur à l'Université de Technologie de Compiègne.

D'avoir accepté d'examiner mes travaux de thèse et d'être membre de ce jury.

Mes sincères remerciements sont aussi accordés à tous mes collègues et tous les personnels aux laboratoires LAGIS et SOIE dans lesquels ce travail a été réalisé pour leurs conseils et leurs disponibilités.

Table de matière

Chapitre 1:	9
Introduction	9
I. Introduction	9
II. Contexte de la thèse	9
III. Problématique et Objectifs.....	13
IV. Positionnement Scientifique du probleme.....	16
V. Conclusion	17
Chapitre 2 :.....	18
Les problèmes d’optimisation et les approches de résolution	18
I. Introduction	18
II. Optimisation combinatoire.....	19
II.1. Définition.....	19
II.2. Classification des problèmes d’optimisation	19
II.3. Complexité d’un problème	21
III. Optimisation multi-objectif	21
III.1. Définition	21
III.2. Concepts d’optimalité au sens de Pareto.....	22
III.2.1. Notion de dominance	22
III.2.3. Frontière de Pareto	23
III.2.4. Notion de dominance avec contraintes.....	23
III.2.5. Optimum au sens de Pareto	24
III.3. Approches de résolution d’un problème d’optimisation multi-objectif'	24
III.3.1. Transformation d’un problème multi-objectif en un problème mono-objectif	25
III.3.2. Approche non-Pareto (non agrégée).....	30
III.3.3. Approche Pareto	31
IV. Méthodes de résolution d’un problème d’optimisation multi-objectif.....	31
IV.1. Méthodes exactes.....	31
IV.1.1. Branch and Bound.....	31

IV.1.2. Programmation dynamique.....	32
IV.2. Méta-heuristiques	32
IV.2.1. Algorithme de recuit simulé	33
IV.2.2. Recherche Tabou	34
IV.2.3. Colonie de fourmis	34
IV.2.4. Algorithme Génétique.....	35
V. Algorithmes non elitistes et Algorithmes elitistes	41
V.1. Algorithmes non elitistes	41
V.1.1. Vector Evaluated Genetic Algorithm(VEGA).....	41
V.1.2. Multi Objective Genetic Algorithm (MOGA).....	42
V.1.3. Niched Pareto Genetic Algorithm (NPGA).....	42
V.1.4. Non dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA-I).....	42
V.2. Algorithmes élitistes	43
V.2.1. Strength Pareto Evolutionary Algorithm (SPEA)	43
V.2.2. Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2(SPEA2)	43
V.2.3. Non dominated Sorting Genetic Algorithm II(NSGA-II)	44
VI. Conclusion	45
Chapitre 3 :.....	46
Gestion des opérations portuaires et Etat de l'art sur l'affectation des conteneurs aux AGVs	46
I. Introduction	46
II. Transport maritime	46
II.1. Phases d'évolution du transport maritime.....	47
II.1.1. Première phase : Conteneurisation.....	47
II.1.2. Deuxième phase : Multi-modalité.....	48
II.1.3. Troisième phase : Automatisation	48
II.2. Système de manutention dans un port.....	48
II.2.1. Système à grue simple (stacking cranes).....	48
III. Gestion des opérations portuaire	49
III.1. Zone d'opérations portuaires	50
III.1.1. Les équipements de manutention :	50

III.1.2. Les Véhicules internes	51
III.3. Zone d'opérations terrestres	53
III.4. Operations portuaires	54
III.4.1. Allocation des postes du quai (Berth Allocation Problem: BAP)	55
IV. Processus de chargement et déchargement.....	59
V. Système d'AGVs et ordonnancement des tâches.....	60
V.1. Problème d'affectation	61
V.1.1. Choix du véhicule le plus loin	62
V.1.2. Choix du véhicule le plus proche	62
V.1.3. Choix aléatoire du véhicule	62
V.2. Problème de Routage	63
V.3. Problème d'ordonnancement	63
VI. Problèmes d'affectation des AGVs et approches utilisées	63
VII. Problèmes d'ordonnancement des AGVs et approches utilisées	65
VIII. Affectation dynamique des tâches aux AGVs et approches utilisées	66
IX. Routage dynamique et approches de résolutions	68
X. Conclusion	72
Chapitre 4 :	73
Approche Proposée pour la résolution du problème d'Affectation des Conteneurs aux Véhicules	
Autonomes: Cas statique	73
I. Introduction	73
II. Etude du problème d'affectation des tâches aux AIVs	74
II.1. Description du probleme.....	74
II.2. Complexité du problème.....	74
II.2. Modélisation mathématique du problème	75
II.3. Première approche proposée : Approche Génétique	77
II.3.1. Définition de l'approche	77
II.3.2. Définition des paramètres	78
II.3.3. Etude empirique.....	82
II.3.4. Interprétation des résultats.....	83
II.3.5. Limites de l'approche génétique.....	83

II.4. Deuxième approche proposée : Approche AG + DIJK	84
II.4.1. Définition de l'approche	84
II.4.2. Principe de l'approche	85
II.5. Troisième approche : GA & DIJK & HEUR	85
II.5.1. Définition de l'approche	85
II.5.2. Principe de l'approche	85
II.5.3. Choix de l'AIV	86
II.5.4. Choix du chemin.....	88
II.5.4. Modélisation du réseau routier du port	89
III. Etude du problème mono-objectif.....	91
III.1. Description du problème.....	91
III.2. Scénario Expérimental	92
III.3. Résultats numériques.....	92
III.4. Interprétations des résultats	94
IV. Etude du problème multi-objectif.....	96
IV.1. Description du problème	96
IV.2. Scénario expérimental	97
IV.3. Résultats numériques	97
IV.4. Interprétations des résultats	101
V. Conclusions et perspectives	102
Chapitre 5 :	104
Robustesse de l'Approche Hybride dans un Environnement Dynamique.....	104
I. Introduction	104
II. Description du problème.....	105
III. Robustesse de l'approche pour un port de grande taille	106
III.1. Scénario	106
III.2. Les résultats numériques	107
III.3. Interprétations des résultats	108
IV. Robustesse de l'approche pour un environnement dynamique	108
IV.1. Cas de dépôts dynamiques.....	109
IV.2. Cas d'une perturbation routière.....	110
IV.3. Cas d'ajout de nouvelles tâches	112

IV.4. Interprétations des résultats	113
V. Conclusions et perspectives	113
Chapitre 6 :	115
Conclusions et perspectives.....	115
Références bibliographiques	118

Chapitre 1:

Introduction

I. Introduction

Avec la croissance économique, le volume de biens transportés par voie maritime devient de plus en plus important grâce à la massification offerte par ce type de transport. C'est un moyen de transfert adapté aux matières pondéreuses transportées sur de longues distances par des gros navires. La voie maritime est très peu onéreuse (elle coûte trente fois moins cher que la voie terrestre), elle permet non seulement l'acheminement des marchandises de grandes masses, mais aussi de transporter des petits lots et à des courtes distances. Pour obéir à cette évolution, les sociétés de transport maritime ont été obligées d'améliorer leurs moyens en augmentant les tailles des navires pour qu'ils puissent supporter ce grand volume de biens ainsi que celles des ports pour être capable d'offrir aux navires de grande taille un bon amarrage. Avec cette accroissement du volume de marchandises transportées et l'augmentation des tailles des ports, les équipements traditionnels des ports deviennent inefficaces et les opérations de chargement et de déchargement des navires deviennent de plus en plus lentes.

La conteneurisation qui consiste à stocker les marchandises dans des boîtes spécifiques ayant des tailles fixes a fortement contribué au gain de l'espace de stockage et à favoriser la réduction des temps des opérations de chargement et déchargement des navires. Ainsi, l'automatisation des ports a pu être facilitée par cette conteneurisation et a permis l'accélération du transfert des conteneurs du navire vers les clients et inversement. Malheureusement, l'automatisation d'un port est un investissement assez lourd et très coûteux financièrement elle n'est appliquée que dans un nombre limité des ports.

II. Contexte de la thèse

Le problème majeur lié au développement des terminaux portuaire de la région Nord-Ouest de l'Europe dépend de la gestion interne du trafic et de l'optimisation au sein de leurs espaces confinés. Une solution a été proposée pour la sélection de ports importants, comme le port de Rotterdam, Düsseldorf et Hambourg, pour automatiser leurs manutentions de marchandise en conteneurs, en utilisant le système Automated Guided Véhicules (AGV). Cette solution a permis de résoudre certains problèmes relatifs au trafic interne. En revanche, la solution suggérée a permis d'identifier de nombreuses limites.

- L'infrastructure portuaire devrait s'adapter à l'utilisation du système AGV, ce qui rendra difficile toute tentative de généralisation sur d'autres ports Européens.
- Le système AGV est alimenté par un moteur de combustion interne, ce qui augmentera le niveau de pollution dans l'espace d'activité portuaires.
- L'échec de gestion d'un tel système de transport n'est pas pris en compte. Par exemple, lorsqu'un véhicule est en panne, il bloque le parcours des véhicules suivants.

Ainsi, nos travaux s'inscrivent en partie dans le projet 'Intelligent Transportation for Dynamic Environment' (InTraDE, 2009-2013) [1] qui avait pour vocation de lever ces inconvénients et de contribuer à l'amélioration de la gestion du trafic ainsi qu'à l'optimisation des espaces dans les zones confinées en développant un système de transport intelligent et écologique, offrant une meilleure sécurité. Ce système est apte à s'adapter aux exigences spécifiques de l'environnement, et pourrait être transféré à des ports et terminaux quelle que soient leurs dimensions. Le système de transport suggéré fonctionne en conjonction avec un logiciel de simulation virtuelle dans le site, permettant ainsi une supervision robuste (en temps réel), des opérations de manutention des conteneurs; d'où l'infrastructure existant d'un port donné ne nécessite aucun investissement [1]. Le véhicule qui sera utilisé pour transporter des marchandises d'une zone de stockage vers une autre, est différent de l'AGV. Il s'agit d'un véhicule intelligent qui peut se déplacer d'une manière autonome et sécurisé (capable d'éviter des obstacles). Ce véhicule portera le nom de véhicule automatique intelligent AIV (Automated Intelligent Vehicle).

Le projet a de nombreux buts qui sont :

- Améliorer la productivité des petits et moyens ports de la région Europe Nord-Ouest (NWE) en améliorant leur compétitivité.
- Contribuer aux efforts nationaux des gouvernements de l'Union Européenne (EU) en déviant une partie du trafic routier vers les zones côtières en améliorant les rendements des courts transports maritimes de la région.
- Améliorer la sécurité opérationnelle et réduire l'impact environnemental des terminaux portuaires commerciaux de la région.
- Réduire la disparité entre les régions économiquement développées et celles qui le sont le moins.

Pour atteindre ces buts, les concepteurs de ce projet ont fixé un ensemble d'objectifs qui sont:

1. Étudier le flux du trafic au sein des espaces confinés des terminaux portuaires pour avoir un aperçu sur les facteurs influant sur la productivité global de ces installations. Ainsi une enquête sur les méthodes existantes du contrôle du trafic pour développer de nouvelles méthodes, sera mise en place si nécessaire, visant à améliorer le rendement tout en assurant la sécurité des opérations.
2. Identifier des méthodes de navigation automatiques et développer des algorithmes pour une supervision robuste, puis aborder des questions pratiques qui concernent l'implémentation du système de navigation automatique dans les terminaux à conteneurs.
3. Développer un simulateur de trafic automatique dans le domaine temporel, pour des véhicules automatiques autonomes, ainsi que des véhicules à conduite humaine, au sein des terminaux. Suivie par la réalisation d'une étude de cas de conception pour l'aménagement du terminal portuaire en utilisant le simulateur.
4. Réaliser, tester et valider des prototypes des véhicules intelligents de transport dans des environnements dynamiques au sein d'espaces confinés, ou en combinaison avec des espaces urbain confinés

Le projet InTraDe est un projet Européen incluant plusieurs laboratoires de recherche de plusieurs pays ainsi que plusieurs partenaires industriels, il est composé de quatre groupes de travail (Work Package : WP) :

Le module WP1 concerne la conduite et la gestion du projet, le module WP2 s'occupe de l'étude et de la conception d'un simulateur de port virtuel, permettant ainsi la validation des différents scénarios et algorithmes établis par les autres modules. Le WP3 concerne le contrôle intelligent et la surveillance. les travaux de notre thèse s'inscrivent dans ce module et plus précisément dans la partie nommée A7 ; gestion du trafic et optimisation de l'espace. Le dernier module WP4 concerne la conception du prototype du vehicule intelligent.

La figure ci-dessous présente la structure du projet InTraDe.

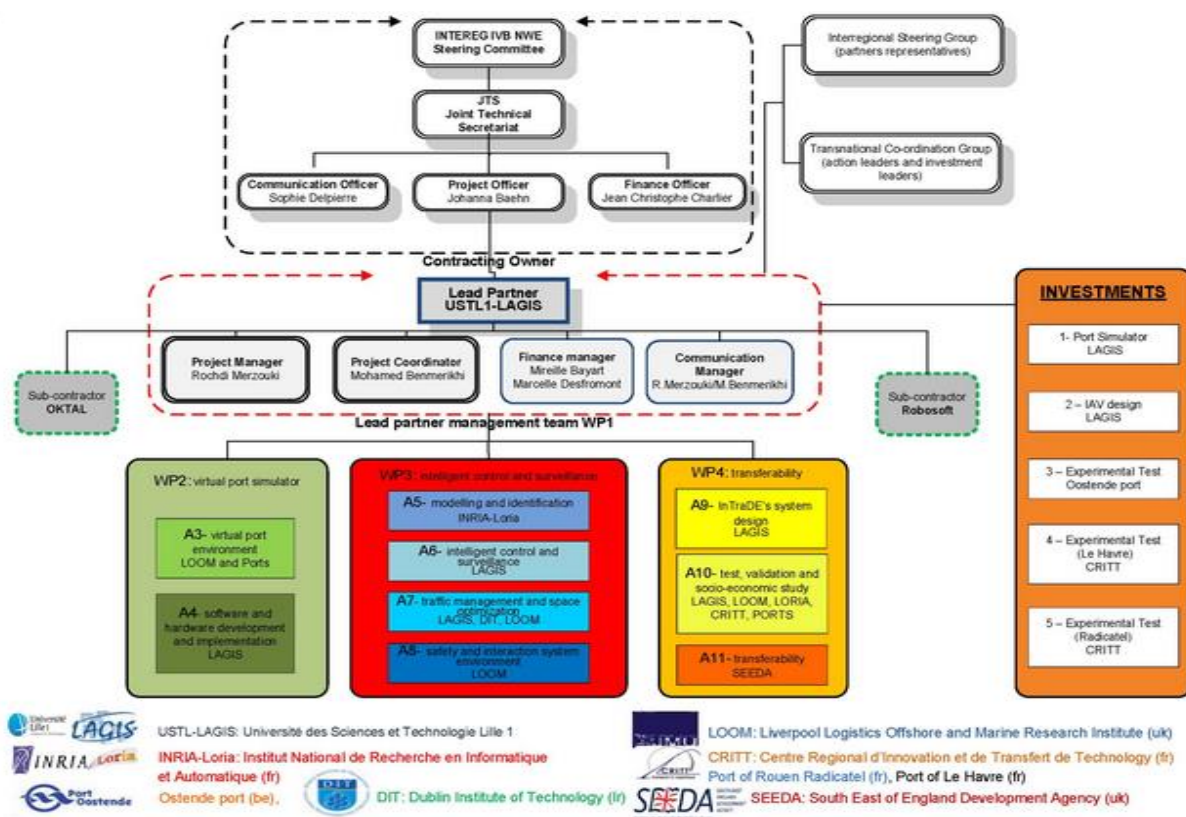


Figure1: Structure du projet InTraDE [1]

Comme nous l'avons indiqué plus haut, nos travaux de thèse font partie de la section A7 du WP3 ; gestion du trafic et de l'optimisation d'espace. Le travail consiste à optimiser les affectations des conteneurs aux AVIs pour les opérations de chargement et de déchargement des navires. En effet, les operations de chargement et de déchargement sont très importantes dans la

productivité du port, elles affectent direct la durée de stationnement des navires dans les ports. Un petit retard dans une opération de chargement ou de déchargement d'un navire en début de journée par exemple, peut causer des retards en cascade pour l'ensemble des opérations suivantes.

III. Problématique et Objectifs

Les opération d'affectation des conteneurs aux véhicules autonomes dans un terminal à conteneurs sont très complexe, néanmoins elles peuvent être décomposée en trois opérations élémentaires : La répartition des conteneurs aux AIVs, le routage des AIVs et l'ordonnancement des conteneurs dans les files d'attente des AIVs. Rappelons que notre objectif est l'optimisation des opérations d'affectation des conteneurs aux AIVs, et vu la complexité du problème, ce dernier consiste donc à optimiser les trois opérations élémentaires cités plus haut ; optimisation de la répartition, optimisation des routages des AIVs et optimisation de l'ordonnancement des conteneurs.

Afin d'avoir une bonne affectation des conteneurs aux AIVs, il y a certains facteurs qui participent d'une manière primordiale dans cette opération. Cette affectation dépend de l'infrastructure du port, en particulier du réseau routier qui influe sur le chemin choisi par le véhicule pour se déplacer. Elle dépend aussi de l'autonomie électrique du véhicule, car il s'agit d'un véhicule autonome dont la charge électrique est limitée. Un mauvais choix d'un chemin très long par exemple, peut causer une consommation électrique importante pour cet AIV et par conséquent un retard à l'arrivée du conteneur à la zone de chargement ou de déchargement. Pour transporter un conteneur à partir de sa position initiale vers sa position finale, l'AIV doit parcourir un chemin spécifique. Au cours de ce déplacement, chaque AIV peut croiser d'autres types de véhicules et à utiliser différents types de chemins ce qui influe sur la date d'arrivée du conteneur à sa destination. De ce fait, le problème que nous cherchons à résoudre (à optimiser) dépend de trois facteurs : la distance totale parcourue par tous les AIVs, la durée de parcours global de chaque AIV ; facteur qui servira à l'équilibre de charge entre les AIVs et la durée de transport de chaque conteneur.

Ce problème peut être assimilé à un problème d'affectation de tâches à des machines identiques. Pour chaque machine représentée par un AIV, on appelle une tâche, l'opération de se déplacer vers la position d'un conteneur (si c'est nécessaire) et le déplacer d'une zone de chargement ou de déchargement respectivement vers une zone de déchargement ou chargement. À l'exécution d'une tâche, l'AIV ne peut déplacer qu'un seul conteneur à la fois, l'AIV ainsi utilisé sera dans un état occupé jusqu'à la fin de cette tâche. L'AIV peut donc être dans deux états possibles.

- Disponible avant la date de début de la tâche et dans ce cas, il doit se déplacer à vide jusqu'à la position initiale du conteneur (zone de chargement ou de déchargement) pour le déplacer à sa position finale (zone de déchargement ou de chargement).
- Non disponible avant la date de début de la tâche, mais cette indisponibilité est limitée dans le temps, il pourra terminer sa tâche courante, et se trouver dans la position du conteneur avant la date de début de la nouvelle tâche.

Pour optimiser les opérations d'affectation de tâches aux AIV, on doit affecter chaque tâche à l'AIV disponible le plus proche ou bien à l'AIV non disponible mais qui pourra être disponible pour se trouver à la position du conteneur avant l'arrivée de l'AIV disponible le plus proche. L'AIV choisit doit avoir le temps total de travail le plus petit afin de maximiser l'équilibre entre les durées totales de travail des véhicules. Pour arriver à la date convenable et à la position du conteneur, L'AIV doit prendre le chemin le plus court, soit en allant vers la position initiale du conteneur, soit en le déplaçant vers sa position finale.

Considérons un ensemble de conteneurs stockés dans différentes positions du port nommées dépôts. Ces conteneurs doivent être transportés vers une zone de chargement ou de déchargement afin d'être transférés par des camions, des trains, etc. à des clients ou à une zone de chargement pour être transférés dans le navire. Le problème consiste à transporter ces conteneurs à partir d'une position initiale vers une position finale par un ensemble d' AIVs. Malheureusement, cette ressource est disponible en nombre limité et très petit par rapport au nombre de conteneurs à déplacer. Ainsi, chaque AIV doit faire plusieurs voyages pour transporter l'ensemble de conteneurs qui lui est associé.

Ce problème d'affectation de conteneurs aux véhicules autonomes, devient plus complexe lorsqu'il s'agit d'un port de grande taille, là où le réseau routier est grand et le trafic est plus important. Ceci peut causer des perturbation comme ce qui se produit dans le réseau routier à l'extérieur des ports. Cette perturbation routière peut, à son tour causer un retard dans l'arrivée de certains véhicules ce qui peut entraîner un retard de transport de conteneurs à leurs positions correspondantes. Cette perturbation aura un impact plus important dans les ports de grande taille. En effet, Un retard dans les opérations de chargement ou de déchargement d'un navire en début de journée peut causer un retard pour tous les navires suivants. D'autres phénomènes peuvent également apparaître et doivent être traités, comme l'affectation de priorités à certains navires (marchandise rapidement périssable, problème de fraîcheurs, etc.). Pour les systèmes traditionnels, la planification de transport de conteneurs est statique. Toutes les activités et leurs durées sont connues à l'avance et ne changent pas pendant toute la durée d'exécution de cette solution. Cependant, dans la pratique, de nombreux problèmes d'ordonnancement sont sujets à changement : de nouvelles tâches qui arrivent, des ressources ne sont plus disponibles, ou encore des tâches qui durent plus longtemps que prévu. Si ces changements sont importants, alors les solutions optimales initialement proposées peuvent s'avérer mauvaises dans la pratique. Il est donc important et nécessaire de trouver des solutions robustes qui résistent aux changements probables des données du problème traité.

La perturbation routière est aussi un facteur important qui peut rendre la solution statique proposée par les systèmes traditionnels non performante pour ce type de problème. Cette perturbation peut conduire à l'inaccessibilité d'un nœud quelconque dans le réseau routier ce qui rend les chemins passant par ce nœud non valides. Cette situation conduira probablement à un blocage de la circulation des AIVs si aucune autre solution (autre chemin) ne peut-être trouvée.

L'arrivée des nouveaux conteneurs, fera appel au traitement de nouvelles affectations urgentes nous obligeant ainsi à trouver les réponses adhéquates à plusieurs questions ;

- Pour quel véhicule doit-on affecter un tel conteneur ?
- Comment trouver la meilleure affectation ?
- Comment et vers quel véhicule doit-on réaffecter les tâches d'un AIV en cas de panne ?

- Quel chemin doit-on prendre en cas d'indisponibilité d'un itinéraire ?
- La qualité de la solution initiale va-elle en pâtir de ces changements de véhicules, et/ou d'itinéraires ?

Il s'agit donc d'un problème complexe, qui englobe les trois sous problèmes cité plus haut. La résolution du problème globale nécessite obligatoirement la résolution des trois sous problèmes. Pour rendre cette solution robuste, on doit proposer une modification de la solution statique pour obéir à la dynamique de l'environnement.

IV. Positionnement Scientifique du problème

Le problème d'affectation de conteneurs aux AIVs dans un terminal à conteneurs peut être traité de deux manières différentes :

- Soit, on considère ce problème comme un problème de tournées de véhicules. Les dépôts représentent les clients, chaque véhicule a une capacité unitaire, il peut servir un même client plusieurs fois, soit pour prendre un conteneur vers le dépôt de déchargement, ou pour transporter un conteneur vers le dépôt de chargement. Chaque véhicule fera de nombreux va-et-vient entre les différents dépôts. En les rassemblant, ces voyages effectués par chaque véhicule peuvent former une tournée. Les activités de l'ensemble des véhicules associés pour charger ou décharger un navire peuvent être considérées comme une tournée de véhicules. Le problème d'affectation peut être alors considéré comme un problème de tournées de véhicules connu dans la littérature par VRP.
- Soit, de considérer le problème comme un problème d'ordonnancement à machines identiques. Les véhicules représentent les machines, on suppose qu'elles sont identiques vu que les véhicules sont considérés identiques. Une tâche correspond à l'activité faite par le véhicule pour déplacer un conteneur de sa position initiale vers sa position finale. Dans ce cas, le trajet parcouru par le véhicule pour se déplacer à vide vers la position initiale du conteneur sera considérée comme une partie incluse dans la tâche. Ce n'est pas un problème d'ordonnancement de tâches habituel puisque ces dernières n'auront pas la même durée d'exécution car cette durée dépendra de la position de l'AIV avant d'exécuter la tâche courante. Une phase du projet (un ordre de fabrication dans le cas

d'atelier de production) se termine lorsqu'un AIV termine le déplacement des conteneurs qui lui sont associés et le projet atteint sa phase finale lorsque tous les véhicules terminent le transport de toutes les tâches qui leurs sont associés.

V. Conclusion

Ce travail fait partie du projet European de transport intelligent dans un environnement dynamique (InTraDe). Malgré qu'il représente une petite partie de ce projet, il permet de résoudre un problème très important dans les opérations de chargement et de déchargement d'un navire dans un terminal à conteneurs. Ces opérations jouent un rôle primordial dans la productivité du port car elles influent indirectement sur la durée d'amarrage des navires dans les ports, des effets négatifs peuvent se faire sentir si ces opérations durent plus longtemps que prévu. On a présenté dans ce chapitre le contexte général de ce projet de thèse ainsi que la problématique et les objectifs qu'on désire atteindre par ce travail. Le chapitre suivant décrira les problèmes d'optimisation et les différentes approches de résolution utilisées.

Chapitre 2 :

Les problèmes d'optimisation et les approches de résolution

I. Introduction

Dans le monde réel, en particulier dans le domaine industriel tel que la mécanique, la chimie, la télécommunication, l'environnement, le transport,...etc, les problèmes sont complexes et de grandes tailles, ce qui les rendent difficiles à résoudre, bien qu'ils soient souvent faciles à définir. L'optimisation, qui représente une partie très importante de la recherche opérationnelle, s'occupe de ce type de problèmes. En effet, la plupart de ces problèmes appartiennent à la classe des problèmes NP-difficiles et ne possèdent donc pas à ce jour de solutions algorithmiques efficaces et valables pour toutes les données. Dans la littérature, plusieurs travaux de recherche se sont intéressés à la résolution de ces problèmes d'optimisation. Les chercheurs ont divisé ce type de problème en deux groupes: problème mono-objectif et problème multi-objectif. Les problèmes mono-objectifs existent rarement dans les applications réelles par contre les problèmes multi-objectifs caractérisés par des critères généralement contradictoires et qui doivent être satisfaits simultanément, représentent une majorité des situations réelles. Généralement, un problème d'optimisation qu'il soit mono-objectif ou multi-objectif peut être classé dans l'une de deux catégories : un problème ayant une solution à variables temps réel appelé aussi problème d'optimisation continue ou un problème ayant une solution à variables discrètes. L'optimisation combinatoire est un type intermédiaire entre l'optimisation continue et l'optimisation discrète. Quand le problème est multi-objectif, elle est nommée optimisation combinatoire multi-objectif. Dans le deuxième paragraphe de ce chapitre nous présentons les différents types de problèmes. Le troisième paragraphe décrit l'optimisation multi-objectif et les différentes approches de résolution. Les méthodes de résolution sont présentées dans le quatrième paragraphe

II. Optimisation combinatoire

Un problème d'optimisation combinatoire est défini par un ensemble d'instances où à chaque instance on associe un ensemble discret de solutions S composé par un sous ensemble des solutions admissibles (ou réalisables) X et une fonction coût f (fonction objectif) qui associe à chaque solution $s \in X$ un nombre réel $f(s)$ représentant son coût. La résolution d'un problème d'optimisation combinatoire consiste à trouver une solution s^* appartenant à X permettant d'optimiser la fonction coût f . La solution s^* est appelée solution optimale ou optimum global [2]. Une définition proposée dans [3] est la suivante :

II.1. Définition

Une instance I d'un problème de minimisation est un couple (X, f) où $X \subset S$ est un ensemble fini des solutions admissibles et f une fonction de coût (ou objectif) à minimiser. Le problème consiste à trouver $s^* \in X$ tel que $f(s^*) \leq f(s) \forall s \in X$. D'une manière similaire, le problème de maximisation peut être défini en changeant $\leq$ par $\geq$.

II.2. Classification des problèmes d'optimisation

Indépendamment du degré de difficulté du problème d'optimisation, sa résolution nécessite tout d'abord sa classification par rapport aux problèmes existants dans la littérature. Cette classification n'est pas seulement un moyen pour montrer l'importance du problème mais également, une façon de faciliter sa résolution en le traitant par analogie par exemple par rapport à un autre problème existant. Le domaine industriel est regorge des différents types de problèmes qui ont été groupés en deux classes principales: La première classe représente les problèmes de décision qui sont caractérisés par une solution réduite à une simple réponse «oui » ou « non ». Par contre, la deuxième classe concerne les problèmes d'optimisation possédant une solution admissible qui doit être construite et qui permet de minimiser ou maximiser la fonction objectif. Un type particulier de problèmes n'ayant aucune méthode de résolution et qui sont les plus difficiles sont les problèmes indécidables.

Malgré que cette classification montre une indépendance entre ces deux types de problèmes, la littérature montre un lien très fort entre les problèmes de décision et les problèmes d'optimisation. La résolution d'un problème d'optimisation dont l'objectif est de minimiser ou

maximiser la valeur de la fonction objectif, nécessite indirectement la résolution d'un problème de décision qui consiste à étudier l'existence ou non d'une solution admissible optimale. D'une manière réciproque, l'étude de la complexité d'un problème de décision permet de donner les indications relatives aux problèmes d'optimisation associés [4]. D'une manière générale, un problème quelconque qu'il soit de décision ou d'optimisation doit appartenir à l'une de ces trois classes suivantes:

➤ **Problème de classe P**

L'appartenance d'un problème quelconque à cette classe nécessite qu'il soit un problème de décision et ayant au moins un algorithme polynomial comme méthode de résolution, il est nommé facile ou de classe P. La vérification de l'existence d'un tel algorithme est obligatoire pour montrer l'appartenance du problème à cette classe.

➤ **Problème de classe NP**

Le problème de cette classe ne peut pas être résolu dans un temps polynomial, il est dit NP difficile. Les méthodes de résolution utilisées sont les heuristiques qui permettent de trouver une solution optimale mais non démontrables. Les problèmes de classe P peuvent être résolus par les algorithmes ordinaires ou exacts qui sont inclus dans la famille des heuristiques, par la suite la classe P est inclus dans la classe NP.

➤ **Problème de classe NP-Complet**

Un problème de décision P est dit NP-complet s'il appartient à la classe NP et si pour tout problème P' de NP, on a les propriétés suivantes :

- Il existe une application polynomiale qui transforme toute instance I' de P' en une instance I de A.
- P' admet une réponse «oui » pour l'instance I', si et seulement si P admet une réponse oui pour l'instance I.

Une propriété générale des problèmes NP complet : Si un seul problème NP-complet est Polynomial, alors tous les problèmes NP-complet sont polynomiaux. Si le problème est NP-difficile, il n'existe pas d'algorithme polynomial le résolvant [5].

II.3. Complexité d'un problème

La complexité d'un algorithme c'est le temps et l'espace mémoire nécessaires pour son exécution. Elle est calculée en fonction du nombre N des données appelées aussi taille du problème [6]. Dans le cas le plus défavorable, la théorie de complexité permet de majorer le nombre d'opérations nécessaires par une fonction de la taille N du problème posé. La complexité d'un algorithme est $f(N)$ noté $O(f(N))$, s'il $\exists$ une constante C et un entier A , tels que le nombre d'instructions élémentaires $I(N)$ vérifie $I(N) \leq C f(N)$ pour tout $N \geq A$. Si $f(N)$ est un polynôme alors l'algorithme est dit polynomial [7].

III. Optimisation multi-objectif

L'origine de l'optimisation multi-objectif date du 19^{ème} siècle, elle a été appliquée dans les domaines de la gestion et l'économie par Edgeworth et Pareto. Ce pendant elle a connu un essor plus important dans les années 1980, ensuite elle a été élargie aux sciences de l'ingénieur dans les années 1996. Les chercheurs se sont intéressés au début aux problèmes bi-objectifs. Pour résoudre ce type de problème, ils ont utilisé les méthodes exactes telles que Branch and Bound [8], l'algorithme A^* [9] et la programmation linéaire [10]. Les travaux ont montré l'efficacité de ces méthodes pour les problèmes de petites tailles, mais aussi leurs inefficacités pour ceux de grandes tailles ou multicritères. Pour un problème multicritères ou de grande taille, la complexité du problème devient plus grande. Les méta-heuristiques ont été proposées comme approches de résolution de ces problèmes, vu l'inexistence des méthodes exactes efficaces pour résoudre ces problèmes. Contrairement à l'optimisation mono-objectif qui consiste à trouver une solution unique, l'optimisation multi-objectif permet de trouver un ensemble des solutions qui représente l'ensemble des solutions Pareto optimale.

III.1. Définition

Un problème d'optimisation consiste à chercher la valeur maximale ou minimale, appelée optimum global, d'une fonction $F: S \rightarrow R$ appelée fonction objectif. Pour un problème multi-objectif, on cherche à minimiser ou maximiser un vecteur des fonctions dont chaque composante représente une fonction objectif.

Un problème multi-objectif peut être défini comme suit :

$$\text{PMO} \begin{cases} \min F(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)) \\ \text{s.t. } x \in C \end{cases}, \text{ où } n \geq 2 \text{ est le nombre de fonctions objectifs}$$

$x = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$ est le vecteur représentant les variables de décision, C représente l'ensemble des solutions réalisables associés à des contraintes d'égalité, d'inégalité et des bornes explicites (espace de décision) et $F(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x))$ est le vecteur des critères à optimiser c-à-d à minimiser ou maximiser. La solution d'un problème d'optimisation multi-objectif est un ensemble des solutions non dominées connu comme l'ensemble des solutions Pareto optimales (PO).

III.2. Concepts d'optimalité au sens de Pareto

III.2.1. Notion de dominance

Soit x une solution potentielle au problème multi-objectif, $x \in A$ domine $x' \in A$ ssi $\forall i f_i(x) \leq f_i(x')$, avec au moins i tel que $f_i(x) < f_i(x')$. Une solution x est dite faiblement non dominée, s'il n'existe pas de solution $x' \in A$ tel que $f_i(x') \leq f_i(x)$ avec au moins i tel que $f_i(x) < f_i(x')$ où $i = 1, \dots, n$ est le nombre d'objectifs

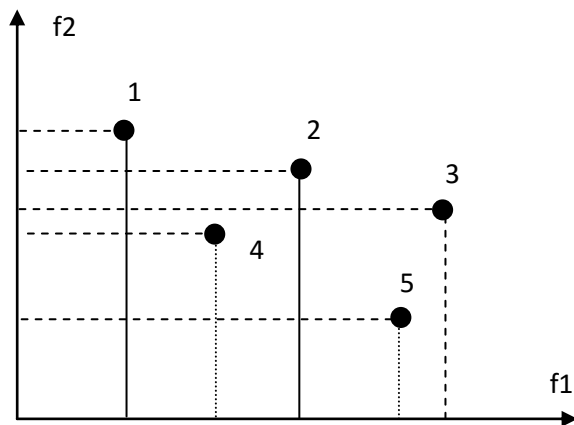


Figure 1.1 Exemple de dominance

Les fonctions f_1 et f_2 sont deux fonctions à minimiser, les solutions 1, 4 et 5 ne sont dominées par aucune autre solution alors que les solutions 2 et 3 sont dominées par la solution 4.

III.2.2. Notion d'optimalité

Une solution $x^* \in C$ est Pareto optimale (ou efficace, ou encore non dominée) si et seulement si, il n'existe pas de solution $x \in C$ telle que x domine x^* . On dit qu'une solution $y = (y_1, y_2, \dots, y_k)$ qu'elle domine une solution $z = (z_1, z_2, \dots, z_k)$. Dans le cas d'une minimisation d'objectifs

$$\text{ssi } \forall i \in [1..n], f_i(y) \leq f_i(z) \text{ et } \exists i \in [1..n] \text{ tel que } f_i(y) < f_i(z).$$

Ainsi, toute solution de l'ensemble Pareto peut être considérée comme optimale puisqu'aucune amélioration ne peut être faite sur un objectif sans dégrader la valeur relative d'un autre objectif. Ces solutions forment le front de Pareto.

III.2.3. Frontière de Pareto

Le front de Pareto est l'ensemble de points Pareto optimaux. Pour l'exemple précédent, le front de Pareto est composé des points 1, 4 et 5. Ci-dessous un exemple de front de Pareto pour un problème bi-objectif. A est le domaine réalisable.

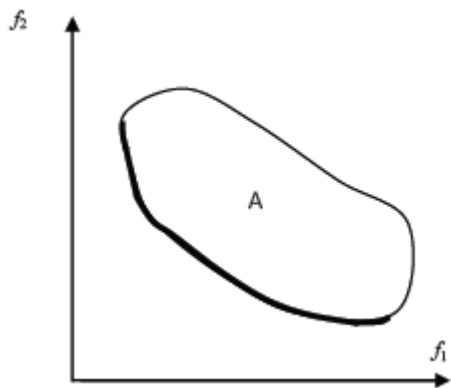


Figure 1.2 frontiere Pareto convexe

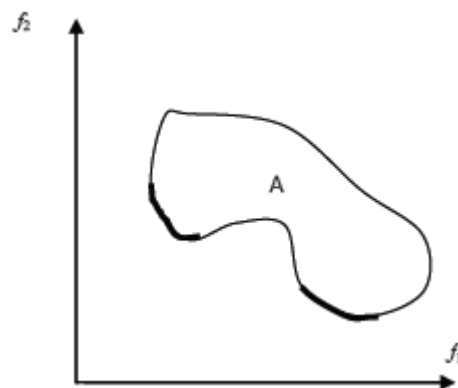


Figure 1.3 frontiere Pareto non convexe

III.2.4. Notion de dominance avec contraintes

Une solution i domine une solution j lorsqu'une des situations suivantes se produit :

- La solution i est réalisable alors que la solution j ne l'est pas.
- Les deux solutions sont réalisables et la solution i domine la solution j
- Les deux solutions ne sont pas réalisables, mais la solution i a un nombre de violation des contraintes inférieur à celui de j .

III.2.5. Optimum au sens de Pareto

Proposée, par Vilfredo Pareto, comme la solution d'un problème économique multi-objectif, « Dans un problème multi-objectif, il existe un équilibre qui consiste à dire que l'on ne peut améliorer un critère sans détériorer au moins un des autres ». Cet équilibre est appelé : optimum de Pareto. Une solution x est dite Pareto optimale, si elle n'est dominée par aucune autre solution appartenant à A . Ces solutions sont appelées solutions non dominées ou non inférieures.

III.3. Approches de résolution d'un problème d'optimisation multi-objectif'

Résoudre un problème d'optimisation multi-objectif c'est déterminer l'ensemble des solutions Pareto, mais la résolution nécessite, en première étape, le choix de la bonne méthode. Une première classification consiste à regrouper les méthodes de résolutions en trois familles suivant les préférences du décideur et le degré de son intervention.

➤ Méthode d'optimisation a priori

Pour les méthodes appartenant à cette famille, le décideur doit fixer un compromis à faire entre les objectifs. Ce compromis doit être fixé avant l'exécution de la méthode de résolution. Si le décideur n'est pas satisfait de la solution trouvée, il peut proposer un autre compromis et relancer l'exécution. Dans ce cas, malgré que la résolution soit facile, elle va prendre plus de temps d'exécution.

➤ Méthode d'optimisation progressive

Cette méthode donne une grande importance aux préférences du décideur, pour cette raison le décideur doit être un bon connaisseur voir expert de l'application et/ou du problème à résoudre. Elle nécessite l'intervention du décideur tout au long du processus de recherche de l'ensemble des solutions afin d'orienter la recherche vers la bonne solution.

➤ Méthode d'optimisation a posteriori

Ce type de méthode permet de fournir au décideur un ensemble de bonnes solutions qui doivent être bien réparties. Il peut ensuite sélectionner la plus appropriée. L'inconvénient de cette méthode réside dans son temps de calcul qui va être très important car la méthode nécessite un grand nombre de solutions pour explorer le maximum d'espace de recherche.

Les approches de résolution d'un problème d'optimisation multi-objectif peuvent être classées en trois classes: la première classe concerne les approches qui se basent sur la transformation d'un problème multi-objectif en un problème mono-objectif, la deuxième classe se base sur l'approche non-Pareto et la troisième classe concerne l'approche Pareto. La figure 1.4 présentée plus bas, montre une classification des différentes méthodes et approches de résolution d'un problème multi-objectif. [11]

III.3.1. Transformation d'un problème multi-objectif en un problème mono-objectif

Cette approche se base sur la transformation d'un problème multi-objectif en un problème mono-objectif. Ils existent plusieurs méthodes de résolution telle que la méthode d'agrégation, la méthode ϵ -contraintes et la méthode de programmation par buts (global programming). [12]

a. Méthode d'agrégation

C'est l'une des premières méthodes pour résoudre un problème multi-objectif (solution Pareto optimale). Elle consiste à combiner plusieurs critères f_i du problème en un critère unique F d'une façon linéaire. [13]

$$F(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i f_i(x)$$

$\alpha_i \geq 0$: Les poids affectés aux critères

x : Le vecteur de paramètre de la fonction objectif $\sum_{i=1}^n \alpha_i = 1$

n : Le nombre de critères

Les valeurs des α_i seront les composantes du vecteur poids qui sera représenté par l'hyper-plan dans l'espace objectif (une droite pour un problème bi-critères) avec une orientation fixée. La solution Pareto optimale est le point où l'hyper-plan possède une tangente commune avec l'espace réalisable (point x dans la figure).

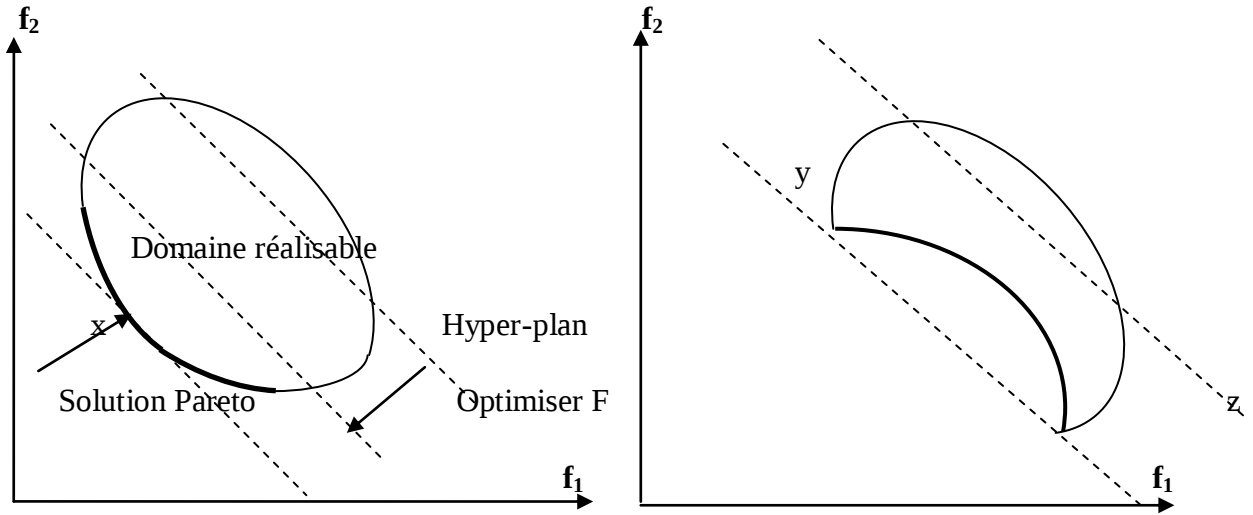


Figure1.4 Solution Pareto

Le choix des valeurs des a_i est très important car il influe fortement sur les résultats de résolution du problème. Cette étape est difficile car ces valeurs doivent dépendre des préférences du décideur. Une approche proposée pour avoir de bonnes valeurs des a_i est de résoudre le problème avec plusieurs valeurs de a_i . Plusieurs stratégies « aveugles » peuvent être utilisées pour générer les poids. Dans [14], les poids sont générés de façon aléatoire :

$$w_i = \frac{random_i}{random_i + random_i + \dots + random_n}, i = 1, 2, \dots, n$$
 où les variables $random_i$ sont des entiers positifs.

Les différents objectifs sont généralement dans des échelles différentes, une normalisation des valeurs des objectifs est nécessaire pour avoir une équation dont les variables sont dans la même

échelle. $F(x) = \sum_{i=1}^n c_i \alpha_i f_i(x)$ où c_i sont des constantes qui mettent à la même échelle les

différents objectifs. Les constantes sont généralement initialisées à $\frac{1}{f_i(x^*)}$, où $f_i(x^*)$ est la solution optimale associée à la fonction objectif f_i . Dans ce cas, le vecteur est normalisé par rapport au vecteur idéal.

Cette approche a un ensemble de points positifs tel que la détermination d'une seule solution et ne nécessite pas d'interaction avec le décideur. Malgré que la solution trouvée peut ne pas être acceptable surtout si l'espace de recherche est réduit de façon prématurée. L'autre inconvénient de cette approche est que les valeurs des poids nécessitent une connaissance du problème traité par le décideur.

b. Méthode ε – contraintes

La méthode ε – contrainte est basée sur l'optimisation d'une fonction objectif f_k dont les contraintes sont en fonction des contraintes des autres fonctions $i \neq j$.

$$\begin{cases} \min f_k(x) \\ x \in C \\ \text{s.c } f_j(x) \leq \varepsilon_j, j=1, \dots, n, j \neq k \end{cases} \quad \text{où } \varepsilon = (\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_{k-1}, \varepsilon_{k+1}, \dots, \varepsilon_n)$$

Plusieurs solutions Pareto optimales peuvent être générées en modifiant les valeurs de la variable ε_i ceci nécessite la connaissance a priori des intervalles appropriés pour les valeurs ε_i pour tous les objectifs. Le vecteur idéal doit être calculé pour déterminer les bornes inférieures, on aura donc : $\varepsilon_i \geq f_i(x^*), i=1, 2, k-1, k+1, n$

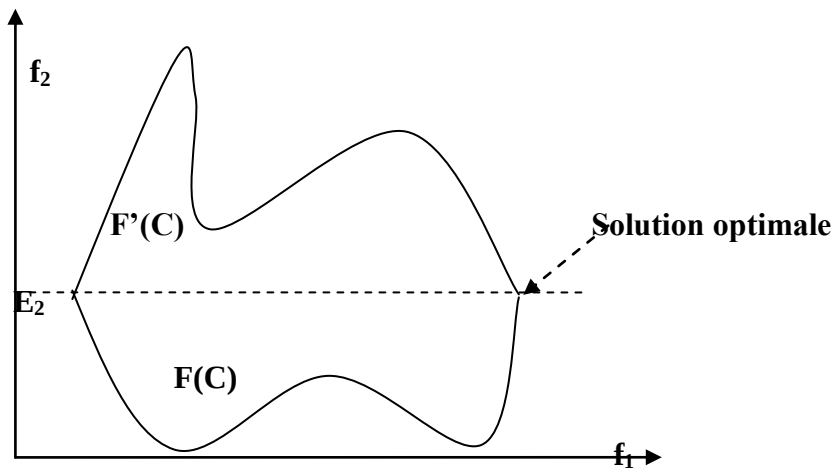


Figure 1. 5. méthode ε – contrainte

L'exemple montre une comparaison entre l'espace objectif original $F(C)$ d'un problème de maximisation bi-objectifs et l'espace restreint $F(C')$ par la transformation ε – contrainte.

Les fonctions objectifs f_i peuvent être classées selon un ordre de priorité qui suit l'ordre lexicographique des indices de ces fonctions. La fonction f_1 est donc plus prioritaire que la fonction f_2 .

Cette approche a été appliquée sur plusieurs méta-heuristiques telles que l'algorithme génétique [15], [16] et la recherche tabou [17]. En général, cette méthode génère des solutions faiblement Pareto optimales. Cependant si la solution optimale est unique, alors la solution trouvée devient fortement Pareto optimale. La génération de plusieurs solutions nécessite l'exécution de l'algorithme plusieurs fois avec différentes contraintes, mais ceci est coûteux en temps de calcul.

c. Méthode de programmation par but

La méthode de programmation par but consiste à définir des buts présentés par des valeurs a priori pour les objectifs qui doivent être réalisées. Ces valeurs vont servir à transformer le problème multi-objectif en un problème mono-objectif.

$$\begin{cases} \min \left(\sum_{j=1}^n \lambda_j \left| f_j(x) - z_j \right|^p \right)^{\frac{1}{p}} \\ s.c. x \in C \end{cases}$$

Pour $1 \leq p \leq \infty$ et z est le vecteur de référence (but) ou le vecteur idéal. La norme utilisée est la métrique de Tchebycheff (L_p -métrique). Généralement p est égal à 2; dans ce cas, on a une métrique euclidienne. Si $p = \infty$, l'équation revient à une fonction Min-Max. Une sélection arbitraire du vecteur de référence peut être un mauvais choix du vecteur de référence car il peut aboutir à une solution qui n'est pas Pareto optimale. Cette approche a été appliquée sur plusieurs méta-heuristiques telles que l'algorithme génétique [18], [19], le Recuit simulé [20] et la recherche tabou [21].

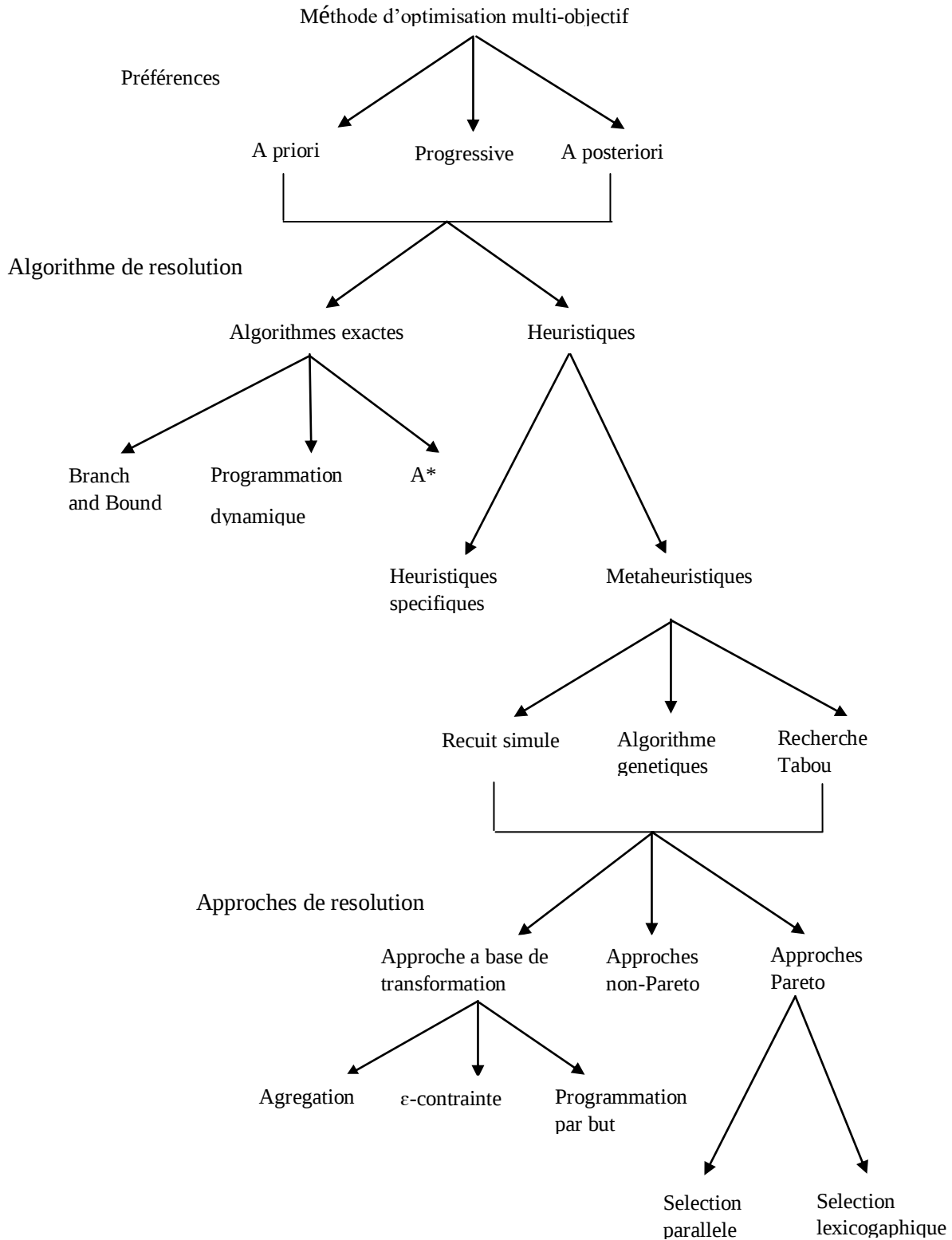


Figure 1.4. Classification des méthodes d'optimisation multi-objectif
[11]

III.3.2. Approche non-Pareto (non agrégée)

Les méthodes basées sur cette approche traitent les objectifs séparément. Deux groupes de méthodes.

a. Sélection lexicographique

La sélection est réalisée suivant un ordre défini a priori par le décideur. Cet ordre permet de définir les poids des objectifs. Cet ordre est défini suivant l'importance des objectifs. Plusieurs heuristiques se basent sur cette approche telles que : l'algorithme génétique en particulier la méthode de sélection qui a été proposée par Forman. Une autre approche lexicographique a été proposée par [22], cette approche se base sur la comparaison des individus suivant un objectif choisit de façon aléatoire selon une probabilité prédéterminée.

b. Sélection parallèle

La méthode VEGA proposée par [23] consiste à sélectionner les solutions courantes du front de Pareto suivant chaque objectif indépendamment des autres objectifs. Le principe de l'algorithme consiste à diviser la population en n sous-populations sachant que n est le nombre des objectifs. Chaque sous population i est sélectionnée suivant l'objectif i . L'analyse de cet algorithme a montré que son comportement est le même qu'un algorithme réalisant une agrégation linéaire [24].

c. Reproduction multi-sexuelle

Le principe de cette méthode consiste à associer à chaque classe d'individus un objectif à l'aide d'une fonction bijective. Ceci est proposé par [25]. Chaque classe d'individus est identifiée par un sexe différent; un individu d'un sexe donné est évalué par rapport à la fonction objectif associé à son sexe. A la création d'un individu, un sexe choisit d'une façon aléatoire est lui est affecté, un individu peut être de sexe mâle ou femelle. La reproduction ne peut se faire qu'entre un individu mâle et un individu femelle. A l'initialisation de la population, le nombre des individus mâles et femelles sont égaux. Pour les générations suivantes, ceci n'est plus le cas. Les algorithmes évolutionnaires sont utilisés pour implémenter une forme d'attracteurs sexuels.

Cette méthode permet de définir des sous populations séparées par chaque objectif. La sélection parallèle et la sélection lexicographique diffèrent par rapport à la reproduction multi-sexuelle par la restriction de voisinage imposé par cette dernière, évitant ainsi la reproduction aléatoire entre individus.

III.3.3. Approche Pareto

Contrairement aux autres approches, qui combinent les critères et les traitent séparément, l'approche de Pareto utilise la notion de dominance pour sélectionner des solutions faisant converger la population vers un ensemble de solutions efficaces. Ces méthodes permettent d'avoir un ensemble des solutions possibles (solution Pareto) au problème. Mais ne permettent pas de choisir une alternative plutôt qu'une autre. Le choix de la solution finale revient à l'utilisateur (décideur).

IV. Méthodes de résolution d'un problème d'optimisation multi-objectif

Le choix d'une méthode de résolution pour un problème multi-objectif dépend obligatoirement de la complexité du problème ainsi que de sa taille. Un simple problème d'optimisation de petite taille peut être résolu en utilisant une méthode exacte dont le temps d'exécution est raisonnable. Mais, pour les problèmes difficiles, complexes ou de grande taille les méthodes exactes ne sont plus valables, et les méta-heuristiques deviennent les plus appropriées. Malgré que la solution n'est pas l'optimum mais une solution approchée, le temps d'exécution mis par les méta-heuristiques est raisonnable et favorise son choix pour les problèmes difficiles et complexes.

IV.1. Méthodes exactes

Ce sont des méthodes qui fournissent des solutions optimales mais pour des problèmes de petites tailles, par contre pour les problèmes de grandes tailles le temps de calcul devient irraisonnable. Parmi ces méthodes, on trouve la méthode par séparation et évaluation (Branch and Bound) qui est la plus utilisée.

IV.1.1. Branch and Bound

Cette méthode consiste à fournir des solutions en explorant un arbre de recherche décrivant toutes les solutions possibles. Il s'agit de trouver la meilleure configuration de manière à élaguer les branches de l'arbre qui conduisent à des mauvaises solutions. L'algorithme de Branch and

Bound effectue une recherche complète de l'espace des solutions d'un problème donné, pour trouver la meilleure solution. La démarche de l'algorithme: [21]

1. Diviser l'espace de recherche en sous espace
2. Chercher une borne minimale en terme de fonction objectif associée à chaque sous espace de recherche
3. Eliminer les mauvais sous espaces
4. Reproduire les étapes précédente jusqu'à l'obtention de l'optimum global

IV.1.2. Programmation dynamique

Elle se base sur le principe de Bellman [26] : « si C un point qui appartient au chemin optimal entre A et B, alors la portion de ce même chemin allant de A à C est le chemin optimal entre A et C » c'est une méthode qui consiste donc à construire d'abord les sous chemins optimaux et ensuite par récurrence le chemin optimal pour le problème entier. Cette méthode est destinée à résoudre des problèmes d'optimisation à vocation plus générale que la méthode de séparation et évaluation (Branch and Bound) sans permettre pour autant d'aborder des problèmes de taille importante.

IV.2. Méta-heuristiques

Les méta-heuristiques sont des méthodes NP-complet utilisées pour résoudre des problèmes d'optimisation combinatoire, plusieurs définitions ont été proposées, parmi lesquelles on peut citer celle proposée par I.H.Osman et Laporte en 1996, « c'est un processus itératif qui subordonne et guide une heuristique en combinant intelligemment plusieurs concepts pour explorer et exploiter tout l'espace de recherche. Des stratégies d'apprentissage sont utilisées pour structurer l'information afin de trouver efficacement des solutions optimales, ou presque optimales » [27]

Les propriétés fondamentales sont :

- Ce sont des stratégies permettant de guider la recherche et d'explorer son espace efficacement afin d'obtenir une solution proche de la solution optimale.
- Elles sont non déterministes puisque l'arrivée à la solution optimale n'est pas garantie.

- Les algorithmes peuvent être de simple procédure de recherche locale ou des processus d'apprentissage complexes. [28]

IV.2.1. Algorithme de recuit simulé : proposée par [29].

C'est une méthode inspirée à partir d'une procédure utilisée depuis longtemps en physique par les métallurgistes; pour avoir un alliage sans défaut, il chauffe à blanc le métal et le laisse refroidir très lentement (technique du recuit) jusqu'à atteindre son équilibre thermodynamique. Cette méthode exploite l'algorithme de Métropolies qui consiste à faire une modification élémentaire à la fonction objectif F , si cette modification a diminué la valeur de cette fonction, la solution sera acceptée, sinon elle sera acceptée avec une probabilité de $\exp(\Delta F/T)$.

Algorithme : Recuit simulé

Variable : s solution courante

Debut

Poser $T \leftarrow T_0$

Choisir une solution initiale s_0 ;

Solution courante $s \leftarrow s_0$;

Répéter

Choisir aléatoirement $s' \in N(s)$

Générer un nombre réel aléatoire r dans $[0,1]$

Si $r < e^{\frac{f(s)-f(s')}{T}}$ **Alors** $s \leftarrow s'$

Mettre à jour T

Jusqu'à ce que le critère de terminaison soit satisfait

Fin

Remarquons que le choix de la fonction de température est déterminant.

IV.2.2. Recherche Tabou

Proposée par Fred Glover dans les années 80 [30], elle est devenue très classique en optimisation combinatoire. Sa principale caractéristique fait appel à un historique des solutions visitées pour rendre la recherche moins aveugle. Grâce à cet historique, elle est capable d'éviter de retomber périodiquement dans les mêmes optimums locaux. La méthode Tabou examine un échantillonnage de solution de $N(s)$ et retient la meilleure solution s' même si $f(s') > f(s)$, la recherche tabou ne s'arrête donc pas au premier optimum trouvé. Pour éviter le risque de revenir à s immédiatement, puisque s est meilleur que s' , les dernières solutions visitées seront stockées dans une liste Tabou et interdire tout déplacement vers tout élément de cette liste.

$$N_T(s) = \{s'\} \mid s' \in N(s) \text{ tel que}$$

Algorithme : Méthode_Tabou

Debut

Choisir une solution initiale s

Poser $T \leftarrow \Phi$ et $s' \leftarrow s$;

Répéter

Choisir s' qui minimise $f(s')$ dans $N_T(s)$

Si $f(s') < f(s^*)$ Alors $s^* \leftarrow s'$;

Poser $s \leftarrow s'$ et mettre à jour T

Jusqu'à ce que le critère de terminaison soit satisfait.

Fin

IV.2.3. Colonie de fourmis

Ces algorithmes inspirés du comportement des fourmis proposés par Marco Dorigo et al dans les années 90 [31].

Une colonie de fourmis ayant le choix entre deux chemins d'inégale longueur menant à une source de nourriture avait tendance à utiliser le chemin le plus court. Le modèle expliquant ce comportement est le suivant :

1. une fourmi appelée « éclaireuse » parcourt plus ou moins au hasard l'environnement autour de la colonie
2. si celle-ci découvre une source de nourriture, elle rentre plus ou moins directement au nid, en laissant sur son chemin une piste de phéromones
3. ces phéromones sont attractives, les fourmis passant à proximité vont avoir tendance à suivre, de façon plus ou moins directe, cette piste
4. en revenant au nid, ces mêmes fourmis vont renforcer la piste
5. si deux pistes sont possibles, pour atteindre la même source de nourriture, celle étant la plus courte sera, dans le même temps parcouru par plus de fourmis que la piste longue
6. la piste courte sera donc plus renforcée et donc de plus en plus attractive
7. la piste longue, finira par disparaître, les phéromones sont volatiles
8. à terme l'ensemble de fourmis a donc déterminé et choisi la piste la plus courte

IV.2.4. Algorithme Génétique

Depuis le 20^{ème} siècle, grâce aux travaux du savant Britannique Charles Darwin, on a pu savoir que l'évolution des espèces ou des organismes fait appel à plusieurs mécanismes qui ont conduit à l'apparition des nouvelles espèces toujours mieux adaptées à leurs milieux respectifs. Ces mécanismes sont : la sélection, la reproduction. La sélection est un mécanisme qui permet de choisir les individus (chromosomes) les plus robustes, à se reproduire fréquemment, alors que la reproduction est le mécanisme qui permet de produire des descendants qui ne sont pas identiques, c'est la phase d'évolution des espèces. De ce fait, est née l'idée des algorithmes génétiques appelés « algorithmes évolutifs » développés par J.Holland en 1975 [32] se basant sur les principes d'évolution naturelle (codage, sélection, croisement et mutation). Par analogie avec ces principes d'évolutions, Holland chercha à permettre à l'ordinateur d'imiter les mécanismes d'évolution naturelle pour résoudre les problèmes rencontrés dans la réalité, il arrive enfin à initialiser un premier algorithme génétique canonique pour résoudre des problèmes d'optimisation [33]. Les algorithmes génétiques (AG) sont des algorithmes stochastiques,

appartenant à la famille des algorithmes évolutionnaires se basant sur les mécanismes d'évolution naturelle et de la génétique. Le fonctionnement d'un algorithme génétique commence par le choix, généralement aléatoire, d'une population des solutions potentielles (chromosomes) initiales. La performance relative de chaque individu est évaluée par une fonction de fitness qui permet de déterminer sa qualité. La génération d'une nouvelle population, des solutions potentielles, se base sur les opérateurs évolutionnaires : la sélection, le croisement et la mutation. Ce cycle évolutionnaire se répète jusqu'à la condition d'arrêt, qui peut être le nombre de génération défini depuis le début ou la stabilité des caractéristiques de la solution. Les algorithmes génétiques deviennent populaires grâce aux travaux de Goldberg en 1989 en économie, en finance par Pereira en 2000, en théorie du contrôle optimal par krishnaknman et Goldberg en 1992, Michalewicz, janikow et krawczyk et Marco et al, et en théorie des jeux répétés par Axelrod en 1987 et différentiels par Ozyildirim et Alendan .

a. Principe de l'algorithme

Les algorithmes génétiques sont la combinaison de deux domaines ; la biologie et l'informatique. Pour définir le fonctionnement d'un algorithme génétique, on commence par définir les mots techniques utilisés :

- **Genèse:** c'est la première phase de l'algorithme, il s'agit d'une population initiale de taille N.
- **Chromosome :** c'est une chaîne représentant les caractéristiques de l'individu.
- **Phénotype :** c'est un ensemble de paramètres ou une structure décodée.
- **Evaluation :** c'est la phase de calcul de la fonction de fitness.
- **Sélection :** c'est le choix des individus qui vont se reproduire.
- **Croisement :** c'est la phase de production des descendants.
- **Mutation :** c'est la modification d'un chromosome dans le but d'améliorer les caractéristiques de l'individu.

L'algorithme se compose de cinq étapes :

1. Initialisation de la situation.
2. Sélection pour la reproduction

3. Croisement des individus sélectionnés
4. Mutation des individus sélectionnés
5. Sélection pour le remplacement
6. Si la condition d'arrêt est vérifiée STOP, $S = \{\text{les meilleurs individus}\}$
Sinon retour à l'étape (2)

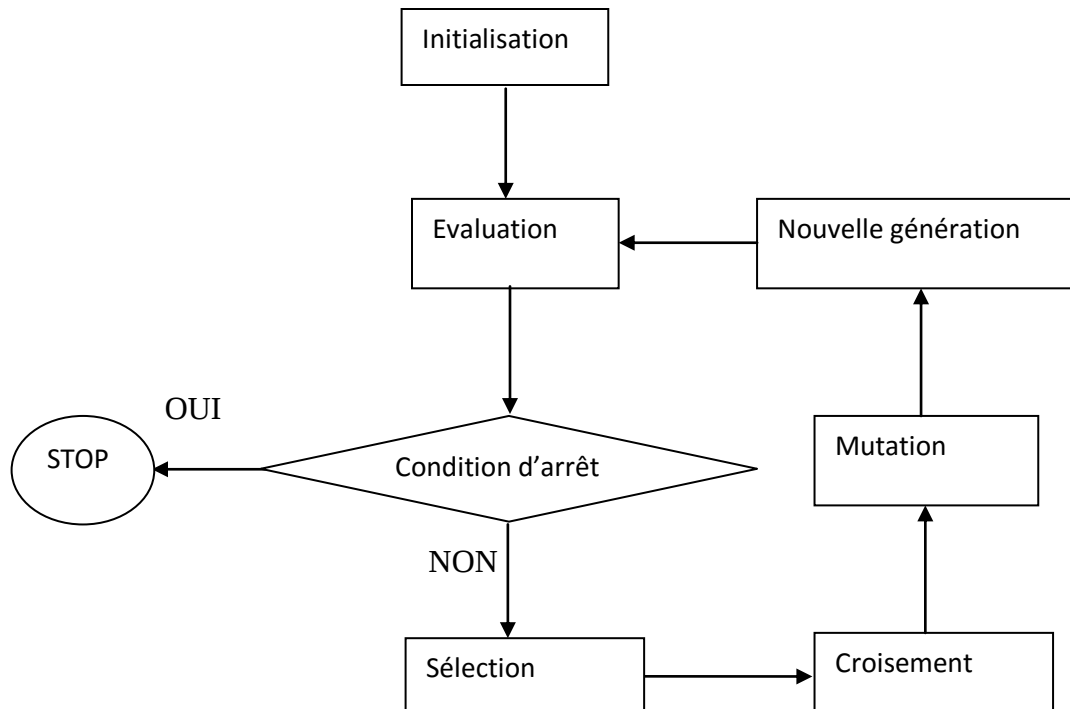


Figure 1.5. Architecture générale d'un algorithme génétique

➤ Types de codage du chromosome

L'utilisation des algorithmes génétiques pour la résolution d'un problème donné, nécessite le codage de ses données. Ce codage est lié à la nature de l'alphabet du problème, il permet d'établir une connexion entre les valeurs de la variable et les individus de la population, de manière à imiter le lien qui existe en biologie entre le génotype et le phénotype [34].

Trois types de codage existants ;

.Numérique : binaire ou réel, ce type est utilisé si l'alphabet du problème est constitué de chiffres.

. **Symbolique** : si l'alphabet est un ensemble de lettres alphabétiques ou des symboles

. **Alpha-numérique** : si l'alphabet est une combinaison des lettres et des chiffres. [33]

Le bon choix du codage conditionne fortement l'efficacité de l'algorithme génétique.

b. Méthodes de Sélection d'individus

La sélection c'est le choix d'individus pour la reproduction et la mutation. Plusieurs méthodes de sélections existantes dans la littérature.

▪ Sélection par rang

Cette méthode consiste à attribuer à chaque individu son classement en fonction de la valeur de la fonction objectif. Pour un problème de maximisation, les individus sont classés dans un ordre décroissant des valeurs de la fonction objectif. Ainsi le plus mauvais individu est (celui qui possède la plus petite valeur de la fonction objectif) prendra le rang 1. Pour le problème de minimisation, le classement sera l'inverse du cas précédent. On prélève ensuite la nouvelle population à partir d'ensemble d'individus ordonnés en utilisant des probabilités indexées sur les rangs des individus.

$$\text{La probabilité de sélection } (Parenti) = \frac{Rang(Parenti)}{\sum_{j \in population} Rang(Parentj)}$$

▪ Sélection par roulette

Cette méthode consiste à associer à chaque individu i une probabilité de sélection notée $Prob_i$

$$\text{proportionnelle à sa valeur } F_i \text{ de la fonction de objectif. } Prob_i = \frac{F_i}{\sum_{j \in population} (F_j)}$$

Chaque individu est alors reproduit avec la probabilité $Prob_i$, certains individus (« les bons ») seront plus reproduits et d'autres (« les mauvais ») éliminés. Pour un problème de minimisation,

on utilise une probabilité de sélection pour un individu i égal à $\frac{1 - prob_i}{N - 1}$

▪ Sélection par Tournoi

Le principe de cette méthode consiste à choisir une sous population, de taille M fixée à priori par l'utilisateur, aléatoirement. L'individu de meilleure qualité par rapport à la sous population sera sélectionné pour l'application de l'opérateur de croisement. En effet c'est une compétition entre

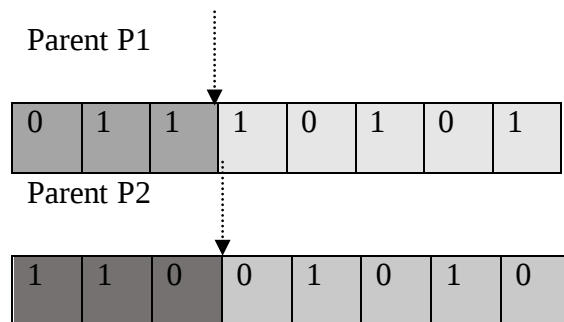
les individus d'une sous population de taille M ($M \leq N$). Cette méthode donne plus de chance aux individus de mauvaise qualité de participer à l'amélioration de la qualité de la population. Le paramètre M joue un rôle important dans la méthode du tournoi. Dans le cas où $M=N$ avec N qui est la taille de la population, le résultat par la sélection de tournoi donne à chaque fois un seul individu qui est le meilleur individu par rapport à la valeur de la fonction objectif, ce qui réduit l'algorithme génétique à un algorithme de recherche locale. Dans le cas où $M=1$, la sélection correspond à la sélection aléatoire.

c. Opérateurs de croisement

Le croisement consiste à générer deux enfants à partir de deux parents avec une probabilité P_x appelé probabilité de croisement ceci dans le but d'enrichir la diversité de la population. Les opérateurs sont de deux types ; croisement par point et croisement bipoint.

▪ opérateur à un point

Il consiste à diviser chacun de deux parents en deux parties à la même position, choisie au hasard. Le premier enfant est composé de deux parties des deux parents. La première partie est celle du premier parent et la deuxième partie est celle du deuxième parent et le deuxième enfant est composé de deux parties, une première partie du deuxième parent et la deuxième partie du premier parent.



Les descendants seront : Descendant1

0	1	1	0	1	0	1	0
---	---	---	---	---	---	---	---

Descendant2

1	1	0	1	0	1	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---

▪ opérateur à deux points

Cette méthode consiste à fixer deux positions, le premier enfant sera la copie du premier parent en remplaçant sa partie entre les deux positions par celle du deuxième parent. La même opération sera appliquée pour déterminer le deuxième

enfant en inversant les rôles du premier parent et du deuxième parent.

Parent P1

0	1	1	1	0	1	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---

Parent P2

1	1	0	0	1	0	1	0
---	---	---	---	---	---	---	---

Les descendants seront :

Descendant1

0	1	1	0	1	1	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---

Descendant2

1	1	0	1	0	0	1	0
---	---	---	---	---	---	---	---

d. Opérateur de mutation

Conformément à la mutation naturelle, Cet opérateur permet de changer la valeur d'un chromosome dans le but d'améliorer les caractéristiques de l'individu. Elle permet à l'algorithme génétique d'explorer efficacement l'espace de recherche. Il garantit aussi une susceptibilité d'atteindre la plupart des points du domaine réalisable.

Individus I

0	1	1	0	1	1	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---

Après mutation

0	1	1	1	1	1	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---

e. Avantages des algorithmes génétiques

- L'utilisation d'une fonction objectif (fitness) indépendamment de sa nature ; convexe, continue et dérivable ce qui lui donne plus de souplesse et un large domaine d'application.
- La solution est une population de taille N, ce qui permet la génération d'une forme de parallélisme.
- La probabilité de croisement et de mutation permettent parfois d'éviter de tomber dans un optimum local et se diriger vers l'optimum global.

V. Algorithmes non élitistes et Algorithmes élitistes

Dans le domaine de l'optimisation multi-objectif, l'élitisme concerne l'utilisation d'une population externe (Population secondaire) pour maintenir les individus non dominés trouvés durant le processus d'optimisation. Ces algorithmes sont des algorithmes évolutionnaires se basant sur la sélection d'un certain nombre d'individus pour évoluer la population, parfois la sélection se base sur les meilleurs individus, on parle des algorithmes élitistes ou de mauvais individus appelés des algorithmes non élitistes.

V.1. Algorithmes non élitistes

Ces approches qui ne conservent pas les individus Pareto-optimaux trouvés au cours du temps, ce qui rend la maintenance de la diversité sur la frontière de Pareto difficile. La convergence des solutions vers la frontière de Pareto est lente pour ces algorithmes.

V.1.1. Vector Evaluated Genetic Algorithm(VEGA)

Il s'agit d'une extension de l'algorithme genetique. Cette methode a été propose par Schaffer en 1985 pour la resolution d'un probleme multi-objectif. Elle se base sur la division de la population en plusieurs sous populations selon le nombre des objectifs. Si on a k objectifs pour une population de taille n, on aura k sous populations contenant chacune n/k individus. Les sous populations seront ensuite melangees grace aux operations de croisement et mutation des algorithmes genetiques.

V.1.2. Multi Objective Genetic Algorithm (MOGA)

Proposé par Fonseca et Flemming en 1993, dans cet algorithme chaque individu est rangé en fonction du nombre des individus qui les dominent. Il utilise une fonction de notation permettant de prendre en compte le rang de l'individu et le nombre d'individus ayant le même rang. [35]

Soit un individu x_i a la generation t domine par $p_i(t)$ individus. Le rang de cet individu est :

$$rang(x_i, t) = 1 + p_i(t)$$

V.1.3. Niche Pareto Genetic Algorithm (NPGA)

Proposé par Horn, Nafpliotis et Goldberg en 1993 [36]. Cet algorithme utilise le tournoi pour la sélection basée sur la dominance de Pareto. L'idée de base de cet algorithme est la suivante : deux individus sont choisis aléatoirement et comparés avec la population toute entière (typiquement vers 10% de la population). Si un parmi eux est dominé (par les individus choisis aléatoirement de la population) et l'autre non, alors l'individu non dominé est gagnant. Lorsqu'il s'agit d'une égalité, le résultat du tournoi est décidé à travers la fonction de sharing.

V.1.4. Non dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA-I)

Proposé par Srinivas et Deb en 1993 [37]. Il est basé sur plusieurs couches de classification des individus. Avant d'exécuter la sélection, la population est rangée en se basant sur la non-dominance. Tous les individus non dominés sont classés en une seule catégorie. Pour maintenir la diversité de la population, ces individus classifiés sont divisés suivant leurs valeurs de fitness, ensuite ce groupe d'individus classifiés est ignoré par une autre couche d'individus non dominés. Le processus se continue jusqu'à ce que tous les individus de la population soient classifiés. Les individus dans le premier front ont la valeur maximale de la fitness.

V.2. Algorithmes élitistes

La motivation principale de ce mécanisme est le fait qu'une solution qui n'est pas dominée par la population courante n'est pas nécessairement non dominée par toutes les populations produites par l'algorithme évolutionnaire. On a donc besoin d'une méthode pour garantir que la solution trouvée et transmise à l'utilisateur ne peut pas être dominée par aucune solution produite par l'algorithme. La façon la plus intuitive est de sauvegarder toutes les solutions non dominées trouvées dans une mémoire externe. Si une solution veut entrer dans l'archive est dominée par une autre solution dans l'archive, elle ne peut pas entrer contrairement si une solution domine d'autres solutions dans l'archive, ces solutions doivent être supprimées. L'utilisation de l'élitisme est une exigence théorique dans le but de prouver la garantie de convergence de l'algorithme évolutionnaire de l'optimisation multi-objectif et ceci est important.

V.2.1. Strength Pareto Evolutionary Algorithm (SPEA)

Introduit par Zitzler en 1999 [38], SPEA utilise une archive contenant des solutions non dominées trouvées précédemment (comme pour un ensemble extérieur non dominé). A chaque génération, les individus non dominés sont copiés dans l'ensemble extérieur non dominé. Pour chaque individu de cet ensemble extérieur, une grande valeur est calculée. Cette valeur est similaire à la valeur de rangement de MOGA, alors elle est proportionnelle au nombre des solutions à laquelle certains individus le dominant. Dans SPEA, la fitness de chaque membre de la population courante est calculée en s'accordant à la mission du processus de SPEA en considérant les ressemblances du front de Pareto et également les distributions des solutions en même temps.

V.2.2. Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2(SPEA2)

C'est un deuxième algorithme proposé par Zitzler et Thiele [39]. Il a trois différences principales par rapport à SPEA.

1. Il intègre une stratégie qui prend en compte pour chaque individu le nombre d'individus qui les dominant et le nombre d'individus par lesquels il est dominé.
2. Il utilise la technique d'estimation de densité de plus proche voisin qui guide la recherche plus efficacement

3. Il a une méthode de troncation d'amélioration d'archive qui garantit la préservation des solutions limites.

V.2.3. Non dominated Sorting Genetic Algorithm II(NSGA-II)

Il est introduit par Deb et Agawal en 2000 [40], pour corriger les critiques de NSGAI. Cet algorithme estime la densité de solutions qui entourent une solution particulière dans la population en calculant la distance entre deux points de leurs côtés pour tous les objectifs du problème. Cette valeur est nommée « crowding distance » pendant la sélection, l'algorithme NSGA-II utilise l'opérateur « crowded comparison » qui prend en considération le rangement de non dominance d'individu dans la population et sa « crowding distance » (c-à-d les solutions non dominées sont préférées par rapport aux solutions dominées) mais entre deux solutions avec le même rang de non dominance, celui qui réside de la région la moins publique est préféré.

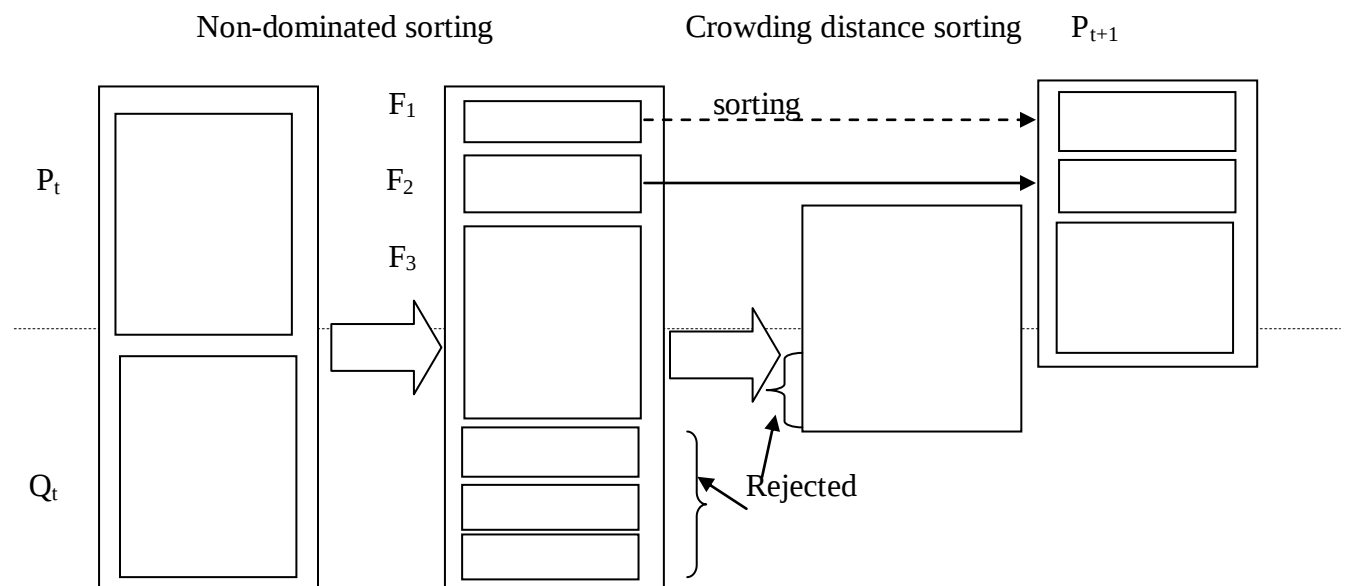


Figure 1.7. Etapes de l'algorithme NSGAI

L'algorithme NSGAI est considéré dans la littérature comme l'un des algorithmes les plus efficaces pour la résolution d'un problème d'optimisation multi-objectif en utilisant l'approche de Pareto.

VI. Conclusion

Ce chapitre a été consacré à la description des différents types des problèmes d'optimisation et leurs classifications. Une présentation des différentes approches de résolution existantes dans la littérature, telles que ; l'approche d'agrégation, l'approche ε -contraintes et l'approche de programmation par buts a été faite. Plusieurs méta-heuristiques ont été appliquées sur ces approches telles que l'algorithme génétique, la recherche taboue et le recuit simulé. La résolution des problèmes d'optimisation bi-objectif ou de petites tailles est efficace grâce aux algorithmes exactes tels que Branch and Bound, programmation dynamique,.etc. Lorsque le nombre des objectifs est plus grand ou bien le problème est de grande taille, les algorithmes exacts deviennent inefficaces car le temps de calculs devient très grand et irraisonnable. Les méta-heuristiques, malgré qu'elles donnent des solutions approchées, mais moins gourmandes en temps de calcul consomment des durées d'exécutions raisonnables, pour cette raison, elles sont les plus utilisées pour la résolution des problèmes réels.

Chapitre 3 :

Gestion des opérations portuaires et Etat de l'art sur l'affectation des conteneurs aux AGVs

I. Introduction

Avec l'apparition de la conteneurisation des marchandises, le secteur de transport intermodal a vécu une évolution très importante. Elle a permis de faciliter le transport des biens entre les ports ou dans le même port en les groupant dans des boîtes, ce qui évite leur casse et leur vol. La standardisation des dimensions des conteneurs a facilité le processus de manutention. Ce qui permet de simplifier la chaîne logistique et de réduire le coût total de transport. Aujourd'hui, les opérations de transfert d'un mode de transport à un autre dans un terminal à conteneurs, demeurent l'élément clé d'un système de transport. Cette étape va influencer d'une manière très importante tout le processus de passage de la marchandise du fournisseur au client. Pour passer du navire à la zone de chargement ou inversement, le conteneur passera par plusieurs étapes : après l'amarrage du navire au niveau port, les conteneurs stockés dedans seront déplacés à l'aide des grues de quai sur le quai. Ils seront ensuite transportés par des véhicules internes au port vers les zones de stockage du port où ils vont rester une certaine durée avant d'être distribués par les véhicules externes aux clients. À chacune de ces étapes, un équipement du port, en l'occurrence, l'AIV est systématiquement utilisé pour effectuer le déplacement du conteneur. Une des étapes que nous jugeons très importante, consiste à déplacer un conteneur d'une zone de chargement vers une zone de déchargement ou inversement. Nous nous retrouvons alors devant un problème d'affectation d'un ensemble de conteneurs à un ensemble d'AIVs. Le but est de mettre au point un système fiable et robuste qui conduit à une meilleure solution pour ce problème.

II. Transport maritime

La mondialisation de l'économie a rendu les déplacements des personnes et des marchandises une partie intégrante de son système. Indubitablement, le transport joue un rôle capital au sein de cette économie, par sa présence principale dans la chaîne de production. De nos jours, plusieurs modes de transport sont disponibles; le transport aérien, le transport ferroviaire, le transport routier et le transport maritime. Généralement, les entreprises et les individus doivent prendre des décisions sur les routes à emprunter afin d'acheminer des biens ou des individus à travers l'espace économique. Il n'est pas rare d'observer des coûts de transport pouvant aller jusqu'à 20% du prix total d'un bien. Le choix du mode de transport pour effectuer ce transfert (déplacement des biens ou des individus) d'une origine à une destination devient de plus en plus important, spécifiquement s'il s'agit d'un environnement de production de biens de consommation pour lesquels les délais de consommation sont strictes. Ce qui nécessite leur arrivée dans les bons délais pour éviter le dépassement de leurs délais de consommation. Le choix du mode de transport dépend de plusieurs facteurs tels que ; la nature des biens, les infrastructures disponibles, les origines et les destinations [41]. Avant d'arriver à leurs formes actuelles, ces modes de transport maritime sont passés par plusieurs époques. Le transport maritime est considéré comme le premier moyen de transport de masse. Ce mode a connu un progrès très important, les navires sont devenus de plus en plus grands et peuvent transporter un grand volume de marchandises ou un grand nombre de personnes. Cette évolution en taille a nécessité une importante évolution des infrastructures portuaires et leurs équipements.

II.1. Phases d'évolution du transport maritime

Le transport maritime a connu trois phases d'évolution principales, elles ont durablement affectés sa forme actuelle.

II.1.1. Première phase : Conteneurisation

La première phase d'évolution vécue par le transport maritime est la conteneurisation. C'est à la fin des années 1950, que la conteneurisation est née grâce à l'Opérateur American Malcom Mc Lean. Elle consiste à utiliser des boîtes de tailles particulières pour stocker les marchandises. Les avantages de cette standardisation sont notoires. Les opérations de chargement et de déchargement sont plus rapides, ce qui assure une rotation plus accrues des navires, diminution du risque de perte et détérioration des biens, gain important de l'espace de stockage au niveau du navire ainsi qu'au niveau des zones de stockage dans le port.

II.1.2. Deuxième phase : Multi-modalité

Le conteneur transporté, tout au long de son voyage passera par plusieurs modes de transport tel que la grue de quai, les véhicules internes du port (AIVs par exemple) et enfin les autres véhicules terrestres (route, rail, voie navigable) pour arriver à la fin au client. C'est ce que nous appelons la multi-modalité.

II.1.3. Troisième phase : Automatisation

Afin d'accélérer les processus de chargement et de déchargement des marchandises, les terminaux portuaires ont procédé à une informatisation et une automatisation des systèmes de transport de conteneurs. Ceci a conduit également au développement d'autres services personnalisés comme le suivi des marchandises transportées tout au long du processus de transport.

II.2. Système de manutention dans un port

Le système de manutention dans un port représente une partie importante du système de chargement et de déchargement du navire. Il s'agit d'un système qui s'occupe des mouvements du conteneur dès son arrivée au port au bord du navire, jusqu'à son départ vers le client. Il joue un rôle primordial dans la performance du port, il influe directement sur les dates d'arrivées des conteneurs aux différentes zones du port. Jour après jour, les ports deviennent de plus en plus automatiques, malgré les grands investissements financiers nécessaires pour l'automatisation. On dénombre trois types de systèmes de manutention à nos jours: Système à grue simple, système à cavalier gerbeur et système à wagon transporteur.

II.2.1. Système à grue simple (stacking cranes)

Ce type de système utilise une grue d'empilement pour récupérer les conteneurs empilés dans les zones de stockage. Les grues sont soit rubber-tired (grues sur pneus) ou rail-mounted (se déplaçant sur des rails). Les grues se déplacent d'une rangée de piles à une autre pour accéder aux emplacements des conteneurs associés à un navire donné. Après la récupération du conteneur, la grue d'empilement le charge sur un véhicule transporteur, un AIV par exemple ou un wagon

transporteur, ce dernier le déplace ensuite vers la grue de quai appropriée chargée de le soulever. Dans la plupart des ports, les grues d'empilement et les wagons de transport sont guidés manuellement.

a. Système à cavalier gerbeur (straddle carrier)

C'est un système alternatif qui permet de transporter les conteneurs dans un quai. Ce système utilise des cavaliers gerbeurs qui combinent les propriétés d'une grue et celle d'un véhicule. Ces derniers servent à retrouver les conteneurs recherchés et les transporter vers les portiques. Ces véhicules peuvent eux même charger et décharger les conteneurs, sans avoir besoin d'une grue pour soulever les conteneurs. Cependant, plusieurs inconvénients limitent leurs utilisations ; coût, imprécision, besoin de plus d'espace (zone tampon est nécessaire).

b. Système à Wagon transporteur

Ce système sert à empiler tous les conteneurs dans des châssis. Les wagons transporteurs du terminal sont les seuls moyens utilisés pour conduire les remorques aux portiques. L'avantage de ce système est qu'il permet un accès direct à chaque conteneur, ce qui facilite le fonctionnement dans un terminal. Malheureusement, ce système a besoin d'un grand espace de stockage car chaque conteneur est empilé sur un châssis. Ceci constitue son inconvénient majeur. Ce type de systèmes n'est plus utilisé à nos jours.

III. Gestion des opérations portuaire

Dans le but d'assurer le bon déroulement de transport de conteneurs du navire vers le client, le port est décomposé en trois zones d'opérations dont chacune doit contenir les équipements nécessaires.

- Une première catégorie qui englobe les opérations qui s'effectuent dans la zone de chargement et de déchargement des navires, on parle de zone d'opérations portuaire.
- Une deuxième catégorie appelée opérations de stockage et de manutention des conteneurs, cette zone est appelée zone de stockage du terminal
- Une troisième catégorie concerne le transfert des conteneurs vers les modes de transport terrestre. Ces opérations se déroulent dans la zone d'opérations terrestre.

III.1. Zone d'opérations portuaires

Cette zone contient les équipements utilisés pour effectuer les opérations de chargement et de déchargement des navires ainsi que les opérations de transfert des conteneurs entre le terminal et les navires. Parmi ces équipements, on peut trouver les grues de quai, les véhicules internes, etc.

III.1.1. Les équipements de manutention :

Ces sont des outils qui servent à transférer les conteneurs entre les navires et le quai ou entre les zones de stockage et les véhicules terrestres. Cet outil est composée d'une structure d'acier montée sur des rails lui permettant de se déplacer de l'avant à l'arrière le long d'un mât, ce qui lui permet de soulever les conteneurs du navire pour les déplacer sur les véhicules de transport interne du terminal, ou des zones de stockage vers les véhicules internes . Il existe deux types de grues :



Grue de quai [42]



Grue de stockage [42]

a. Grue à pont roulant simple :

Pour ce type de grue, l'ensemble des opérations de manutention est réalisé par l'unique pont roulant. Ce dernier soulève le conteneur du navire et le dépose sur le véhicule du transport interne.

b. Grue à pont roulant double :

L'avantage de ce type de grue est de réduire le cycle du pont roulant affecté au déchargement du navire. En effet, une plateforme bâtie dans l'empattement de la grue sert de tampon entre le navire et les véhicules de transport. La grue n'a pas à descendre jusqu'au sol ce qui diminue la distance de déplacement verticale du chariot de la grue. De plus, la zone tampon permet d'accumuler quelques conteneurs s'il n'y a pas de véhicules disponibles au moment où le conteneur est déchargé du navire. A l'inverse, lors du chargement du navire, la zone tampon permet d'accumuler quelques conteneurs et diminue le risque d'arrêt des équipements.

III.1.2. Les Véhicules internes

Ces sont des véhicules permettant de transférer les conteneurs de la zone de déchargement vers le client ou inversement. Il existe deux types de véhicules ; les passifs et les actifs.

a. Véhicules passifs

Ils n'ont qu'une fonction de transport et ne possèdent pas de capacité de levage de conteneur. Les systèmes passifs de transport ne sont pas très développés, parmi ceux-ci, on trouve, les systèmes de convoyeurs à moteurs linéaires. Ils offrent des perspectives intéressantes [43]. Le seul prototype existant d'un tel système est celui du terminal Emokai du port de Hambourg en Allemagne. Le principe de ce système consiste à bâtir une infrastructure de rails sur lesquels circule le transport de conteneurs. La principale différence avec les véhicules guidés automatiquement est que les plates-formes peuvent effectuer des virages à angle droit.

b. Véhicule automatiquement guidé (Automated Guided Vehicle : AGV)

Il s'agit d'une plateforme de transport guidé électroniquement capable de porter l'équivalent de deux EVP (*L'Equivalent* Vingt Pieds) à la fois. C'est un système de remorques tirées par des camions opérés par des employés du terminal. Les remorques ont une capacité de porter importante pouvant transporter des conteneurs aux dimensions excédentaires à la norme ISO. Afin d'augmenter la productivité de chaque déplacement du camion, certains terminaux ont mis en place des systèmes à remorques multiples. La mise en place d'un système de transport automatisé implique des investissements importants ce qui explique le nombre restreints de terminaux qu'ils utilisent.

c. Véhicules actifs

Cette classe de véhicules se différencie par son autonomie d'opération pour le déplacement des conteneurs. En effet, les chariots cavaliers n'ont pas besoin de l'intervention d'une tierce machinerie pour soulever le conteneur puisqu'il possède un treuil dans leur empattement leur permettant de le lever. Une fois le conteneur déchargé, il y a deux possibilités de transfert :

- Une première manière consiste à déposer le conteneur sur un véhicule de transport interne du terminal, qui va le transporter jusqu'à la position de stockage qui lui a été assignée. Le conteneur restera stocké jusqu'à ce qu'il soit déplacé sur un autre mode de transport pour être livré au client final. C'est le cheminement le plus répandu.
- La deuxième manière se base sur un transfert direct du conteneur en utilisant la grue de quai vers un autre mode de transport (camion ou train). Cette façon de faire permet de réduire les délais de livraison du conteneur au client et de diminuer l'espace d'entreposage. Ce type de cheminement est de moins en moins utilisé de nos jours. En effet, la coordination des opérations de chargement et de déchargement des navires et celles des trains et des camions s'avère très complexe.



Véhicule Autoguidé



Chariot Cavalier

III.2. Zone de stockage des conteneurs

Pour effectuer les manutentions au sein de cette zone, plusieurs équipements peuvent être utilisés, parmi ceux-ci on retrouve les chariots cavaliers qui sont utilisés pour le transport entre le quai et la zone de stockage. Ils existent aussi, des ponts roulants sur pneumatiques, ils ressemblent à un chariot cavalier mais possède un empattement beaucoup plus large qui lui permet de circuler au-dessus des blocs des conteneurs contrairement aux chariots cavaliers, qui peuvent seulement circuler au-dessus des rangés des conteneurs. Ce type d'équipement ne peut pas être utilisé pour le transport de conteneurs car il a une mobilité faible à cause de son large empattement. Il existe plusieurs stratégies de stockage, on peut citer les deux principaux types; le stockage direct et le stockage indirect.

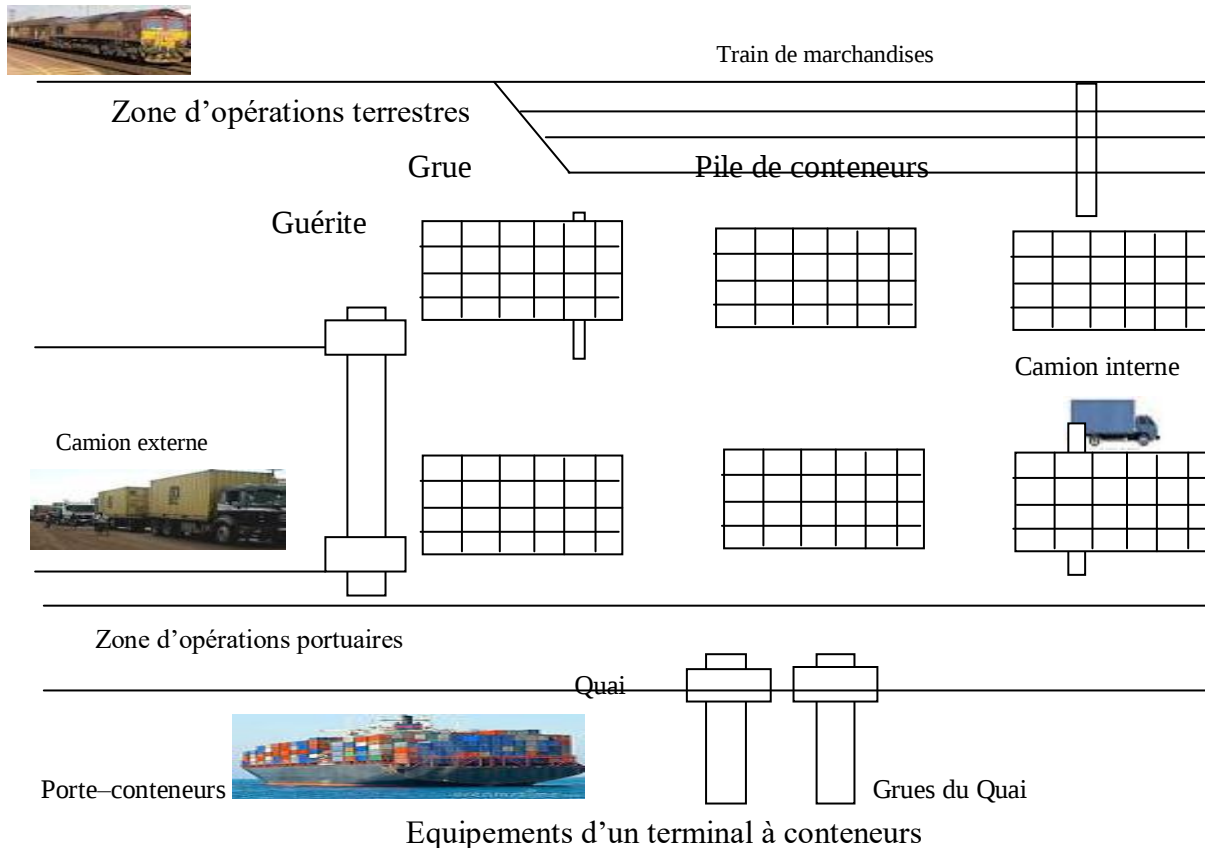
- **Le stockage direct** utilise le même équipement pour le transport et le stockage des conteneurs. Une des formes de ce type de stockage, consiste à disposer les conteneurs sur des remorques et stocker les remorques dans la cour. Ce mode de stockage est entrain de disparaître car il nécessite beaucoup d'espace.
- **Le stockage indirect** est la stratégie la plus répandue, il utilise des ponts roulants sur pneumatiques. Pour ce type de stockage, les conteneurs sont empilés en blocs selon leur provenance et/ ou leur destination ainsi que leurs caractéristiques.

III.3. Zone d'opérations terrestres

C'est la zone dans laquelle les conteneurs sont entreposés lorsqu'ils sont déchargés du navire et en attente de leur chargement. C'est une zone tampon qui permet d'absorber temporairement les flux de conteneurs en provenance et à destination des navires et des autres modes de transport. Elle joue également le rôle d'une zone de triage, les conteneurs sont triés selon plusieurs critères afin de simplifier les opérations dans les autres zones. L'espace restant de la zone sera utilisé pour l'entreposage des conteneurs vides et des conteneurs déchargés des navires qui quitteront le terminal par le transport routier.

L'optimisation de l'opération globale de chargement et de déchargement nécessite la maximisation du temps de travail de tous les équipements du port et la minimisation de leurs temps d'attente. Un des équipements le plus cher est la grue du quai, pour minimiser son temps

d'attente, on doit penser à déplacer les conteneurs dans les positions les plus proches possibles des grues de quai.



III.4. Operations portuaires

Dans un terminal à conteneurs, différents équipements de manutention de conteneurs sont utilisés; les grues de quai, les grues et les camions de la cour, etc. Ces équipements sont utilisés dans différentes parties du terminal pour accomplir l'opération globale de chargement et de déchargement. Pour augmenter la performance d'un port, la durée d'amarrage des navires dans le port doit être aussi petite que possible. Cela signifie que le processus de manutention de conteneurs doit être achevé dans une courte durée de temps avec une utilisation minimale des différents équipements coûteux. Lorsqu'un navire arrive au port, plusieurs grues de quai sont affectées pour décharger les conteneurs du navire dans des camions. Les conteneurs seront ensuite transportés vers les zones de stockage du port. Les opérations dans un terminal à conteneurs unissent un ensemble complexe des processus de manutention de conteneurs. Il y a

plusieurs décisions qui guident la réalisation de ces opérations et toutes ces décisions interagissent entre eux. Par exemple, les décisions concernant le stockage de conteneurs dans la cour sont liées directement aux charges de travail des grues de la cour dans les zones de stockage et à la distance traversée par les camions internes qui touchent indirectement l'efficacité de la grue de quai. Toutes les décisions sont aussi liées à l'espace du quai alloué aux navires. Des nombreux chercheurs essaient de trouver des méthodes différentes pour résoudre ces problèmes de décisions avec la meilleure qualité et le minimum du temps.

III.4.1. Allocation des postes du quai (Berth Allocation Problem: BAP)

Le problème d'allocation des postes du quai consiste à planifier les navires sur le quai (cas discret) ou à des emplacements du quai sur une durée de temps donnée (cas continu). Les contraintes généralement prises en considération dans cette affectation, comportent la longueur du navire, la profondeur du quai, les fenêtres de temps de la date d'arrivée et de la date de départ des navires, l'ordre de priorité et les zones d'amarrage favoris. La période du temps typique que l'allocation peut atteindre est une semaine pour l'allocation des places de fonctionnement et un mois pour l'allocation des places de tactique [44].

Ce problème a été modélisé pour la première fois comme un problème discret [45]. Les auteurs ont représenté le quai comme un ensemble fini de postes et ont proposé une approche multi-objectif pour résoudre ce problème. Dans [46], les auteurs ont introduit le problème continu de BAP et montrent que c'est un problème NP-difficile. L'arrivée dynamique du navire a été ensuite étudiée [47]. Ils ont proposé une heuristique basée sur la relaxation de Lagrange. Ce modèle a été ensuite amélioré [48] en considérant les priorités des services et le problème a été résolu par l'AG. Dans [49], les auteurs ont modélisé le problème discret comme un problème de tournée de véhicules multi-dépôts avec fenêtre de temps et l'ont résolu avec la recherche tabou; ce modèle a été ensuite résolu en utilisant la génération de colonnes [50]. Récemment, Dans [51], les auteurs ont présenté un modèle de partitionnement pour le problème discret où toutes les colonnes sont numérotées a priori. La performance de cette formulation dépasse celle des modèles existants et garantit l'optimalité du problème. Cependant, les auteurs ont proposé l'implémentation de Branch and Price pour résoudre le problème avec un grand nombre d'instances.

a. Allocation des grues du quai (Quay Crane Allocation: QCA)

Le problème d'allocation des grues de quai consiste à affecter efficacement les grues de quai pour les navires qui doivent être exploités pour une période de temps donnée. Les ressources allouées doivent être suffisantes pour compléter la charge de travail à l'intérieur de la fenêtre de temps donnée. La perte de productivité due à l'interférence de la grue doit également être prise en compte. En outre, les grues de quai représentent habituellement l'une des ressources les plus rares dans le terminal, car elles sont très coûteuses. Pour résoudre le problème d'ordonnancement de la grue de quai, les planificateurs doivent affecter à chaque grue de quai un ensemble de tâches spécifiques (ensemble de conteneurs) et produire un calendrier détaillé du chargement et de déchargement pour chaque grue de quai. Les problèmes liés à l'interférence entre les grues, la priorité et les contraintes opérationnelles : comme l'absence de chevauchement, doivent également être pris en compte.

Ce problème d'ordonnancement des grues de quai a été introduit et modélisé en [52] comme un modèle de programmation linéaire mixte et a été résolu à l'aide de l'algorithme Branch and Bound [53]. Dans [54], les auteurs ont introduit dans le modèle précédent, la relation de précédence entre les tâches et les contraintes non interférées entre les grues: les solutions des algorithmes proposés pour ce modèle avancé incluent Branch and Cut [55] la recherche taboue [56] et l'algorithme génétique [57].

Récemment, les chercheurs ont modéré certaines hypothèses restrictives des modèles précédentes par l'introduction d'un nouvel ensemble de contraintes pour les perturbations de la grue : le problème est résolu par l'algorithme Branch and Bound [58]. Enfin, la grue à double cycle et ses effets sur les opérations de chargement et de déchargement ont été étudiée par Ganchan [59].

b. Opérations de la cour

La gestion des opérations de la cour comporte plusieurs problèmes de décision : la modélisation des lois de stockage de conteneurs suivant leurs caractéristiques (taille, poids, destination, import/export), l'allocation, le routage et l'ordonnancement de la grue de la cour. [60] propose une solution exacte pour l'ordonnancement de différentes tâches effectuées par la grue de la cour. Dans le but de minimiser la somme des temps d'attente de différentes tâches, les auteurs proposent une nouvelle formulation et certaines limites qui sont utilisées pour modéliser

l'algorithme Branch and Bound. Les tests d'exécution des instances générées à partir d'une base de données réelles du Singapore et Hon Kong montrent une performance pour toutes les instances. Dans [61], les auteurs ont ajouté d'autres contraintes au même problème d'ordonnancement en raison d'interférence entre les grues de la cour. Une formulation présentée et résolue en utilisant une heuristique de programmation dynamique. L'algorithme a été testé par des instances générées aléatoirement à partir des données réelles et les résultats sont réalistes. [62] montre le stockage de conteneurs dans le cas où leurs poids ne sont pas connus. La stratégie proposée par l'algorithme de recuit simulé est comparée aux stratégies traditionnelles de stockages par une simulation: les résultats numériques montrent que le nombre des conteneurs réordonnés a diminué. La précision peut être améliorée par l'application des techniques d'apprentissage automatique.

Le problème de stockage dans la cour avec l'objectif de réduire les opérations de remaniement et de la congestion du trafic a été traité dans [63]. Les auteurs visent à attribuer les conteneurs à des sous-blocs et associer des grues aux blocs dans la cour et proposent un modèle de programmation linéaire mixte qui minimise le nombre de grues nécessaire pour gérer la charge du travail total. Deux heuristiques sont proposées et testées aux instances générées par un procédé séquentiel et un algorithme de génération des colonnes.

[64] présente un modèle pour le problème de ré-ordonnancement dans le but d'utiliser l'espace de la cour plus convenablement et augmenter la vitesse de l'opération de chargement. Ils ont proposé de réordonner les conteneurs d'une manière à ce qu'ils correspondent à la séquence de chargement. Le problème est modélisé comme un flux multi-produits avec des contraintes: le modèle est capable de repositionner les conteneurs dans la cour de sorte qu'aucun mouvement supplémentaire ne sera nécessaire au cours des opérations de chargement. Une heuristique a été proposée pour résoudre le problème. Les résultats numériques pour les instances sont proches des données réelles.

Le problème de répartitions de services qui est un problème de décision lié à la cour dans le terminal de Gioia Tamo Italie est présenté dans [65]. Ce problème se produit au niveau de la planification tactique ; l'objectif est de minimiser les opérateurs d'entretien à savoir les opérations de manutention dans la cour. Les auteurs proposent un modèle mathématique quadratique au problème; ils proposent un algorithme mimétique pour résoudre des instances

fondées sur des situations du monde réel et comparent leurs solutions aux solutions trouvées par un problème de programmation linéaire.

c. Operations de transfert des conteneurs

Les conteneurs sont toujours transportés par les camions, les transporteurs et les AGVs cavaliers internes de bord du quai vers la cour ou de la cour vers la porte et inversement. L'objectif de l'optimisation des opérations de transfert est la minimisation de la taille du flux de véhicules ou la minimisation la distance totale parcourue par les véhicules.

Des modèles de simulations pour évaluer l'impact de deux modèles couramment utilisés sur l'efficacité du terminal lorsque les AGVs sont utilisés sont présentés dans [66]. La performance dans les deux cas est évaluée en utilisant une méthode de prise de décision multi-attributs. Les résultats montrent que la disposition de la cour affecte la taille de la flotte de l'équipement ainsi que la performance du terminal. Des données réelles fournies de Norflok International terminal. (Etats Unis)

Dans [67], les auteurs proposent d'utiliser des zones tampons pour le transfert quai-cour de sorte que le processus peut être associé à deux sous-processus: le déchargement et le transport. Un modèle de programmation linéaire détermine la taille minimale de la flotte de telle sorte que chaque conteneur est transporté à l'intérieur de sa fenêtre de temps. Les résultats d'analyse sont validés par simulation: les résultats numériques montrent que le modèle fournit une bonne estimation du nombre de véhicules nécessaires.

Le problème de déplacements des AGVs en tenant compte de l'effet de la congestion a été étudié dans [68]. Un modèle de flux de réseaux est présenté et utilisé pour déterminer le nombre approprié de véhicules pour le déploiement; l'objectif est de minimiser le temps d'attente des AGVs au niveau du quai. Les résultats de simulation montrent que la méthode proposée augmente le débit du terminal.

Un modèle pour résoudre le problème avec deux systèmes de transfert : une grue de quai est desservie par deux transitaires qui récupèrent les conteneurs de deux parties de la cour [69]. L'objectif est de minimiser le temps de chargement total. Le modèle est résolu par l'algorithme de recuit simulé.

d. Planification d'amarrage des navires

L'amarrage d'un porte-conteneurs est un problème fortement contraint dans lequel les gestionnaires de terminaux n'ont pas le pouvoir de prendre une décision totale : les plans de chargement doivent être formulés en conséquence à un modèle donné et validés par le capitaine du navire. Les auteurs en [70] proposent un modèle pour Master Bay Plan Problem (MBPP) où l'objectif principal est la réduction du temps de chargement de tous les conteneurs, étant donné que tous les autres mouvements des navires ont une durée fixe et connue. Les auteurs proposent un algorithme à trois phases se basant sur une procédure de partitionnement du terminal, une phase d'attribution de conteneurs aux parties du terminal et une heuristique. Ils proposent également des méthodes pour vérifier et valider la stabilité du navire pour le plan global d'amarrage.

[71] présente une méthode d'optimisation multi-critères pour le problème de rangement des navires qui prend en compte deux objectifs contradictoires: la stabilité du navire et le nombre de conteneurs réordonnés. Les auteurs proposent un modèle de programmation linéaire multi-objectif et mettent en œuvre une méthode de pondération pour avoir une seule fonction objectif. Les études expérimentales pour les instances qui arrivent jusqu'à 504 conteneurs sont fournies. Dans [72], les auteurs ont formulé le MBPP comme un problème à trois dimensions et présentent pour le Bin Paking Problem une solution heuristique. Les objectifs sont la réduction du temps de chargement total ainsi que l'utilisation efficace des équipements du quai. L'approche est validée à l'aide d'un cas de test réel du port de Genova (Italie).

IV. Processus de chargement et déchargement

Le processus général dans un terminal à conteneurs peut être décrit comme une séquence d'opérations à partir de l'arrivée des porte-conteneurs jusqu'au départ des conteneurs du port ou vice-versa, comme le montre la figure ci-dessous. Les conteneurs destinés au chargement dans le navire, arrivent au port par les moyens de transport terrestre tels que ; trains, camion,... ils sont répartis entre les blocs et stockés dans une zone de stockage. Ensuite, les conteneurs sont retirés des blocs de stockage à l'aide des portiques de cour et sont transportés par les véhicules internes vers les quais où ils seront prélevés par les portiques de quai et chargés sur les navires. Dans le cas de déchargement, quand un navire arrive au terminal, les conteneurs doivent être déchargés par les portiques de quai. Ensuite, ils seront placés sur des véhicules internes qui vont les amener

jusqu'aux zones de stockage. Puis, les conteneurs quittent les zones de stockage et ils seront transportés par des véhicules ou d'autres types de transport terrestre (trains, camions,...) [73].

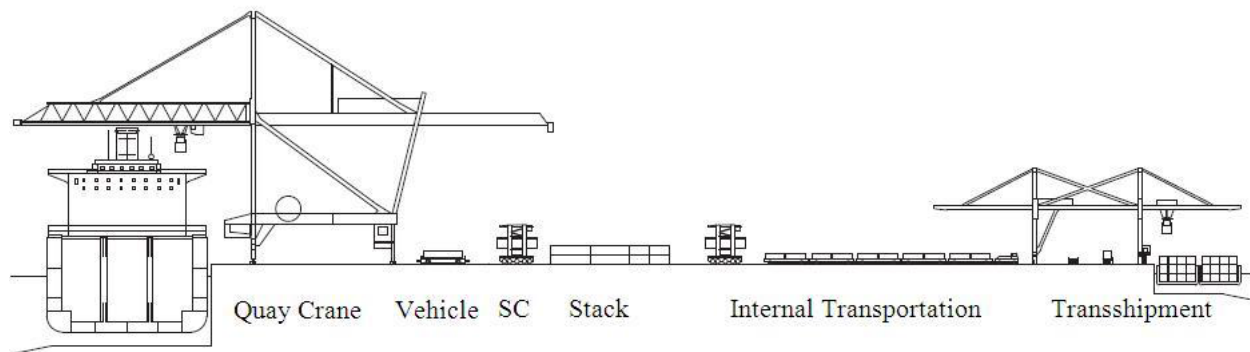


Figure Vue schématique d'un terminal [44]

Dans l'environnement portuaire, un des problèmes les plus importants pour l'opération de chargement et de déchargement d'un navire est le déplacement des conteneurs du quai vers les zones de stockage ou inversement. Ce problème peut être décomposé en trois sous problèmes : le problème d'affectation des conteneurs aux véhicules autoguidés (AGVs, ou AIV pour notre cas), le problème de routage des véhicules et le problème d'ordonnancement des conteneurs dans la file d'attente du véhicule correspondant.

V. Système d'AGVs et ordonnancement des tâches

L'AGV (Auto-guided Vehicle) est un petit véhicule autoguidé qui apparaît pour la première fois en 1955. et a été introduit pour le transport horizontal des matériaux. Il a été utilisé d'abord pour le transport de conteneurs en 1993 au terminal Delta / Sea-Land situé à Rotterdam [74]. Dès son apparition, ce véhicule a été utilisé dans plusieurs types d'applications telles que; la distribution, la fabrication, le transfert...etc. Dans les zones de production, les AGVs sont utilisés pour transporter tous les types de matériels relatifs au processus de fabrication. Un des environnements d'utilisation des AGVs est le terminal à conteneurs, où ils servent à transporter les conteneurs d'une zone à une autre. Plusieurs travaux de recherche se sont occupés des AGVs, de leurs utilisations et de leurs systèmes de fonctionnement. Le système d'AGVs est assimilé à un système d'ordinateur composé de deux parties: une partie matérielle qui se compose des AGVs, des chemins, des contrôleurs et des capteurs et une partie logicielle se composant d'un

dispositif de guidage [75]. Ce dispositif de guidage représente les approches et les algorithmes de gestion systématique des ressources matérielles du système d'AGVs. Son but est d'augmenter la performance du système en gardant une harmonie maximale entre les composantes. Les chercheurs se sont occupés au début de la partie hardware : véhicule, chemins, capteurs...etc, ce qui a résulté une grande évolution pour ces composantes jusqu'à l'arrivée aux formes très développées des véhicules d'aujourd'hui. La partie software n'a pas subi une grande évolution car les travaux de recherches traitant de cette partie étaient rares. Avec l'apparition des applications à critères temporels, telles que les opérations de manutention des conteneurs en temps réel dans les ports maritimes, ce domaine de recherche commence à évoluer considérablement, particulièrement lorsque le nombre de tâches devient très grand par rapport au nombre de véhicules. Plusieurs problèmes sont apparus à l'époque : La congestion, le blocage,...qui ont été causés par le manque d'un software du système d'AGV adéquat. Ce qui a obligé l'un des plus grands opérateurs portuaire à reporter le déploiement du système d'AGVs dans son nouveau port maritime à cause de l'absence d'une solution satisfaisante au problème d'affectation des conteneurs aux AGVs et du problème de routage de ces derniers. L'objectif était de trouver une approche performante capable d'affecter un grand nombre des conteneurs à un petit nombre de véhicules en respectant un ensemble de contraintes telles que : le délai, la priorité, etc... L'approche recherchée doit minimiser le nombre d'AGVs utilisés, la durée totale de travail des véhicules [75]. Trois fonctions primaires de gestion des AGVs ont été définies:[76]

- L'affectation : C'est le processus de sélection et d'affectation des tâches aux véhicules.
- Le routage : C'est la sélection d'un ensemble de chemins particuliers pour le véhicule pour atteindre sa destination.
- La planification : C'est la détermination de la date de départ et de la date d'arrivée des véhicules à chaque segment tout au long de leurs voies prescrites pour assurer des trajets sans collision.

V.1. Problème d'affectation

Le problème d'affectation classique consiste à trouver une correspondance un-à-un entre un ensemble de tâches et un ensemble d'agents. L'objectif du problème d'optimisation de l'opération d'affectation est de minimiser le coût total des travaux des agents. Plusieurs exemples classiques du problème d'affectation tels que : l'attribution des travaux à des machines, des

emplois pour des travailleurs, ou des travailleurs à des machines...etc. Dans un terminal à conteneurs, l'opération la plus importante dans le processus de chargement et de déchargement est l'affectation des conteneurs aux véhicules autonomes. Cette affectation va influencer énormément sur le processus de transfert des conteneurs du navire vers les zones de stockage et inversement. Plusieurs travaux sur l'affectation des conteneurs aux AGVs ont été développés. Les premiers travaux concernant les règles de priorité du choix d'un véhicule qui ont été développés dans [77] sont :

V.1.1.1. Choix du véhicule le plus loin

On suppose que la surface du port est modélisée sous forme d'un graphe de nœuds. Le chemin parcouru par un véhicule pour aller d'un nœud source vers un nœud destination est formé par un ensemble de nœuds. Chaque conteneur doit être affecté au véhicule le plus loin pour le transporter.

$$[d_i]_x = \sum_{k=1}^j d(n_{k-1}, n_k), j \text{ est le nombre de nœuds du chemin.}$$

$d(n_{k-1}, n_k)$ est la distance entre deux nœuds voisins n_{k-1} et n_k .

La longueur d'un chemin doit être calculée en choisissant la distance la plus courte.

$$[d_i]_y = \max\{[d_i]_1, [d_i]_2, \dots, [d_i]_y\} \quad 1 \leq w < y, \quad y \text{ est le nombre total des conteneurs qui vont être servis.}$$

V.1.1.2. Choix du véhicule le plus proche

Le conteneur doit être affecté au véhicule le plus proche. Le calcul de la distance parcourue par le véhicule se fait comme suit:

$$[d_i]_x = \sum_{k=1}^j d(n_{k-1}, n_k), \quad j \text{ est le nombre de nœuds du chemin du véhicule}$$

$d(n_{k-1}, n_k)$ est la distance entre les nœuds voisins n_{k-1} et n_k .

$$[d_i]_y = \min\{[d_i]_1, [d_i]_2, \dots, [d_i]_y\} \quad 1 \leq w < y, \quad y \text{ est le nombre total de conteneurs qui vont être servis.}$$

V.1.1.3. Choix aléatoire du véhicule

Le principe consiste à choisir aléatoirement un véhicule disponible pour transporter chaque conteneur.

V.2. Problème de Routage

Le problème de routage de véhicules est une extension du problème de voyageur de commerce. Il a été introduit pour la première fois par [78] sous le nom de « Truck Dispatching Problem » et a fait l'objet de plusieurs études intensives pour le modéliser et le résoudre. Dans sa version la plus basique dite Capacitated VRP (CVRP) ou VRP avec contrainte de capacité, une flotte de véhicules de capacité finie, doit assurer des tournées entre plusieurs clients (ou villes) ayant demandés chacun une certaine quantité de marchandises. L'ensemble des clients visités par un véhicule désigne la tournée de celui-ci. Chaque client doit être desservi une et une seule fois et chaque tournée commence et se termine au dépôt. L'objectif du CVRP est de minimiser le coût total, c-à-d la somme des distances ou des temps de parcours des tournées, tout en respectant la contrainte de capacité des véhicules : La quantité de marchandises livrée sur une tournée ne doit pas dépasser la capacité du véhicule qui l'assure.

V.3. Problème d'ordonnancement

L'objectif de l'ordonnancement des AGVs est d'affecter ces derniers à un ensemble des tâches pour ramassage/livraison sous certaines contraintes telles que le délai, la priorité, etc... Cet objectif est généralement lié à la durée de traitement de la tâche ou aux ressources utilisées, telles que la minimisation du nombre des AGVs ou la minimisation de la durée totale de travail de tous les véhicules [75].

VI. Problèmes d'affectation des AGVs et approches utilisées

L'AGV est un système de manutention populaire, pour les systèmes à processus de fabrication flexibles automatisés et même dans la manutention des conteneurs dans les ports. Plusieurs projets s'intéressants aux AGVs ont été proposés, ils ont eu pour but d'améliorer la flexibilité, la compétitivité et la qualité du système de manutention. Différents objectifs ont été proposés dans la littérature, parmi les objectifs les plus mentionnés, on peut citer la minimisation de la distance totale parcourue ou la minimisation de la durée totale de transport des tâches. [79] présente une revue de la mise au point et de contrôle des systèmes des véhicules automatiques guidés, tels que : la quantité et le type de véhicule, le routage, la position de véhicule, le rapport de la gestion de

la batterie par le carburant et la résolution du conflit et de l'ordonnancement des véhicules. Le problème d'affectation des AGVs est de choisir la meilleure façon de désigner un AGV particulier pour le transport d'une demande. Le choix doit tenir compte des critères spécifiques de performance pour le système de production. Au fil du temps, certains chercheurs ont découvert que la réflexion sur plus qu'un aspect pour prendre la décision, pourrait donner des meilleurs résultats. Dans [80], les auteurs ont développé une règle de répartition d'AGVs avec comme objectif principal l'équilibrage de la charge de travail entre les postes de travail. Ils ont proposé une équation se composant de plusieurs variables, impliquant l'état actuel de l'atelier job shop. Une règle de répartition composée de plusieurs attributs en utilisant la méthode d'inférence floue appelée Takagi et Sugeno et également un algorithme génétique pour la sélection de poids entre les scores a été proposé. L'objectif principal de cette étude était de relier les variables floues du système.

Une méthode se basant sur le réseau de neurone pour modéliser la règle de répartition des tâches aux AGVs. Cette règle est composée de plusieurs attributs qui vont représenter les poids des attributs du réseau de neurone artificiel.

Dans [81], les auteurs présentent un modèle pour définir la règle d'affectation des AGVs basée sur les systèmes flous. Ils ont considéré trois variables d'entrée : la distance entre l'AGV et le poste de travail, le nombre de nœuds entre l'AGV et le poste de travail restant dans la mémoire tampon de sortie du demandeur. Ils ont créé manuellement, une base des règles avec toutes les combinaisons possibles.

L'approche proposée dans [82] est une approche intelligente de l'affectation des AGVs en fonction de plusieurs critères du contrôleur de logique floue qui prend en compte simultanément des aspects différents pour chaque décision de répartition. Le régulateur fonctionne en deux phases : la première phase pour déterminer quel AGV sera choisi en tenant compte de l'utilisation de l'AGV, la distance entre l'AGV et le poste de travail dans la mémoire tampon de sortie. S'il y a une égalité, pour résoudre le conflit, la deuxième phase considère l'ordonnancement et la priorité des processus. Plusieurs chercheurs ont conclu que l'optimisation de la planification intégrée à l'équipement influe fortement sur la performance du terminal à conteneurs.

Dans [83], les auteurs se sont intéressés à la planification intégrée des grues de quai et des camions de chantier. Le problème a été formulé comme un modèle mixte de programmation

linéaire d'entiers. L'objectif était de minimiser le makespan de toutes les tâches. Ils ont développé un algorithme génétique (AG) pour résoudre le problème.

Une méthode de répartition des véhicules automatisés de Levage LFA dans un terminal à conteneurs est présentée dans [84]. Ils ont développé un algorithme heuristique pour résoudre le problème.

Dans [85] une méthode de planification pour les AGVs, les grues de chantier automatisées et les grues de quai dans les terminaux à conteneurs, a été proposée. Ils ont développé un modèle du problème et l'ont résolu par un AG. Un algorithme de recuit simulé a été proposé pour choisir les parents de l'AG. Cet algorithme hybride a besoin de beaucoup de temps de calcul que l'AG canonique.

VII. Problèmes d'ordonnancement des AGVs et approches utilisées

Récemment, les AGVs sont utilisés dans la majorité des systèmes portuaires. Des nombreux chercheurs se sont intéressés au problème d'ordonnancement d'AGVs. Dans [75] les auteurs ont développé un aperçu de l'ordonnancement et d'algorithmes de routage pour les AGVs. Une classification des problèmes de décision des terminaux à conteneurs a été proposée dans [86]. [87] présente une formulation du réseau pour le problème de la répartition des AGVs. Cette formulation peut résoudre efficacement l'obtention des stratégies de déploiement pour les réseaux de grandes tailles. Afin de minimiser le temps d'attente des AGVs, la possibilité que les AGVs soient regroupés va être réduite. [88] considère le problème de répartition des véhicules aux conteneurs de manière à minimiser le temps total nécessaire pour servir un navire. C'est le temps total qu'il faut pour décharger tous les conteneurs du navire et de charger les nouveaux conteneurs sur le navire.

Dans [89], les auteurs ont étudié le problème d'affectation des tâches aux AGVs, au sein d'un système de contrôle du terminal fonctionnant en temps réel. Ils ont résolu le problème à la fois avec un algorithme Greedy de priorité sur la base d'heuristique et un algorithme exact. [90] propose un algorithme génétique et une heuristique hybride pour la planification des AGVs aux grues de quai dans un terminal à conteneurs automatisé. Il propose un algorithme composé de deux étapes pour planifier les AGVs et les grues de quai en même temps. Dans une première étape, l'algorithme génétique permet de planifier un ensemble prédéterminé des tâches pour les grues de quai. La fonction de remise en forme est calculée par un algorithme de planification

heuristique qui est utilisé dans la deuxième étape de la méthode proposée. Les résultats obtenus ont montré que le nombre d'AGVs influe grandement sur les performances de la méthode d'AG, mais l'augmentation du nombre d'AGVs plus que cinq fois ne garantit pas l'abondance de réduction du temps de makespan.

[91] propose une programmation linéaire mixte pour l'affectation des AGVs dans les terminaux à conteneurs. Les auteurs se sont concentrés sur le développement des méthodes d'affectation rapide appropriées pour une application en temps réel. Ils ont déclaré que, bien que l'algorithme proposé n'a pas besoin de beaucoup de temps pour s'exécuter, Il peut être utilisé dans un système de commandes en ligne pour l'AGV.

Le problème de la planification des AGVs dans un terminal à conteneurs automatisé par un nouvel algorithme NSA+ qui représente une extension de l'algorithme simplex standard (NSA). Mais cet algorithme a certaines limites de taille. Pour compléter NSA+, une Recherche Greedy d'AGVs, a été utilisée pour des problèmes qui vont au-delà de la limite de la NSA+ ou lorsque le temps disponible pour le calcul est trop court (comme dans le cas de l'ordonnancement dynamique). [92] .

VIII. Affectation dynamique des tâches aux AGVs et approches utilisées

Dans [93], les auteurs divisent les approches de planification des AGVs en deux catégories: planification hors ligne et la planification en ligne. La planification hors-ligne se réfère à la planification des activités pour toute la période de travail à l'avance. Considérant que la répartition en ligne tente de planifier des opérations dynamiquement au cours de l'exécution. L'efficacité du temps de la solution d'une approche hors-ligne n'est pas une préoccupation majeure. Cette approche formule les problèmes d'ordonnancement des machines et des AGV comme un modèle d'optimisation sous contrainte, puis résout le problème en utilisant un algorithme d'optimisation approprié. Dans l'approche hors-ligne, les demandes de transport, le temps de fonctionnement et les informations sur le système doivent être parfaitement prévisibles à l'avance. L'ordonnancement hors ligne a attiré des nombreux chercheurs à trouver un ordonnancement séparé pour les systèmes de manutention et les opérations et l'ordonnancement simultané.

Les approches heuristiques d'optimisation sont également utilisées pour une bonne solution réalisable des problèmes d'ordonnancement hors ligne comme la plupart des problèmes qui sont

NP difficile en termes de complexité [94]. Dans la pratique, l'information exacte sur les tâches est généralement connue tardivement. Cela rend l'ordonnancement hors ligne guère possible. Par conséquent, l'ordonnancement en ligne où les règles d'ordonnancement dynamiques sont nécessaires pour contrôler les véhicules et les machines [95, 96]. Un type de stratégie de planification est d'utiliser les règles d'affectation dynamique pour déterminer quelle tâche doit être traitée après la tâche courante, lorsqu'une ressource devient disponible. Ces règles sont très fréquentes dans les systèmes où de

nombreuses décisions de planification doivent être prises dans une période de temps limitée. Ils considèrent un système d'ordonnancement en ligne lorsque le véhicule tombe en panne à cause d'un manque de charge ou une nouvelle tâche est arrivée. Il existe deux principaux types de système d'ordonnancement en ligne ; le système décentralisé et le système centralisé. Si un système de contrôle unique commande simultanément tous les AGVs dans le système, il est dit centralisé. Toutes les informations relatives à des véhicules tels que les points de ramassage et les points de livraison, le temps de charge de dispersion, les positions du véhicule et son état sont stockées dans la base de données de la commande [97]. Un système multi-agent AGV pour l'affectation des tâches aux AGVs a été proposé. Ce système dispose de trois agents: un agent AGV, un agent point de chargement (LP) et un agent point de stockage (SP). L'agent AGV utilise un système flou pour décider quelle tâche doit prendre et distribuer l'AGV à l'emplacement de la tâche à l'aide de l'algorithme A étoiles (A^*) pour trouver le chemin le plus court. [98]

Un protocole nommé DynCNET proposé en [99], il s'agit d'un protocole dynamique d'affectation des tâches pour les systèmes multi-agents. C'est une extension du protocole CNET avec l'attribution dynamique des tâches dynamiques. En raison de la répartition des tâches dynamiques, l'AGV peut traiter des tâches plus appropriées lorsque ces tâches entrent dans le système et les agents de transport peuvent passer aux tâches les plus appropriées de l'AGV lorsqu'il devient disponible. Ce dynamisme a également des inconvénients comme le manque de synchronisation des messages. En raison de l'environnement distribué, il est possible qu'une tâche soit assignée à l'AGV le mieux adapté tandis que cet AGV est actuellement entrain d'exécuter une autre tâche. Une solution a été proposée pour la synchronisation des messages et de le rejoindre au protocole DynCNET. Le résultat final est le protocole de DynCNET avec un support pour la synchronisation des messages abandonnés

IX. Routage dynamique et approches de résolutions

D'après les travaux [100], si la décision d'affectation est effectuée, l'itinéraire et l'ordonnancement doivent être prévus pour l'AGV pour transférer la tâche de son origine à sa

destination dans le réseau d'AGVs. Un itinéraire implique le chemin qui doit être pris par l'AGV lors du ramassage ou la livraison. L'ordonnancement correspondant donne le temps d'arrivée et de départ de l'AGV à chaque point, les points de ramassage, les points de livraison et les points d'intersection tout au long du chemin afin d'assurer un routage sans collision. La sélection de certains trajets, l'ordonnancement et l'horaire sont nécessaires pour la performance du système. Par conséquent, un des objectifs de l'acheminement des AGVs est de minimiser les temps de transport, d'où la nécessité des algorithmes pour résoudre le problème de routage.

Deux catégories d'algorithmes peuvent être distinguées, à savoir les algorithmes statiques et dynamiques. Les analogies entre ces problèmes de la littérature de transport et de routage et les problèmes d'ordonnancement pour les AGVs dans les systèmes de véhicules à guidage automatique sont claires. Par conséquent, l'attention est accordée à la littérature pour développer des voies non contradictoires pour les AGVs. Avec un itinéraire non contradictoire, un AGV arrive le plus tôt possible à la destination sans entrer dans un conflit avec d'autres AGVs. Pour le routage des AGVs avec des algorithmes statiques, la route qui passe du nœud i au nœud j est déterminée à l'avance et elle est toujours utilisée si une charge doit être transportée de i à j . De cette façon, une hypothèse simple est de choisir l'itinéraire du plus court chemin de i à j . Cependant, ces algorithmes statiques ne sont pas capables de s'adapter aux changements du système et aux conditions du trafic de la circulation. Dans le routage dynamique, la décision d'acheminement est faite sur la base des informations en temps réel et, en conséquence, diverses liaisons entre i et j peuvent être choisies. Les problèmes de routage statique dans les systèmes d'AGVs sont liés à des problèmes de tournées de véhicules (VRP) étudiés dans la littérature de transport.

Le contexte dynamique de routage doit prendre en considération certains points:

- Les effets de la prise en compte d'une petite ou grande quantité d'informations sur la performance globale de la longueur de l'horizon de planification.
- L'effet de la fréquence du ré-ordonnancement sur la performance globale. Il est intéressant de voir si la prise en compte fréquente des nouvelles informations donne un effet positif sur le rendement du travail, car la prise en compte de toute nouvelle information peut donner un ordonnancement instable. En outre, il est clair que chaque

fois qu'on fait un ré-ordonnancement, on doit prendre en compte le temps du calcul nécessaire.

- Les effets de l'incertitude sur le temps de transport des conteneurs. Cette incertitude est principalement causée par la grue de quai qui peut être encore sous utilisation manuelle. En outre, il existe une incertitude dans le temps de parcours de l'AGV car il y a des congestions qui peuvent apparaître à cause de croisement des chemins des AGVs. Cette incertitude peut influencer à la fois sur le meilleur horizon de planification et sur la fréquence de ré-ordonnancement. En générale, le fait de prendre en compte un grand volume d'informations, peut produire un horizon de planification plus long, mais ceci peut donner des résultats négatifs lorsque cette information s'avère incertaine. En outre, la meilleure fréquence de ré-ordonnancement peut être influencée par l'incertitude sur le temps de manutention. Bien que le ré-ordonnancement se fait à chaque fois que quand des nouvelles informations deviennent disponibles peut sembler attrayant. Le ré-ordonnancement trop souvent peut diminuer encore la performance globale.

Langevin et al. [101] ont proposé une méthode basée sur la programmation dynamique pour résoudre des cas avec exactement deux véhicules. Ils ont résolu le problème combiné de l'affectation et de routage. Rajotia et al. [102] ont proposé une stratégie d'acheminement avec une contrainte de fenêtre de temps semi-dynamique. Ils ont utilisé les notions des fenêtres de temps pour gérer le mouvement des véhicules. Selon Savelsbergh et Sol [103], le routage dynamique de véhicules indépendants peut être résolu en appliquant un algorithme de Branch and price. Yoo et al. ont présenté un algorithme, simple et facilement adaptable pour un système d'AGV, pour éviter l'inter-blocage. L'algorithme utilise l'approche de la théorie des graphes. Contrairement aux méthodes de réseaux de Pétri, qui sont complexes et statiques, il est facile de modifier le modèle existant comme les modifications de la configuration du système. Par conséquent, il est approprié pour le système d'AGVs dans un système de production flexible et dans un centre de distribution. En outre, parce que c'est très simple, il convient de disposer des mécanismes de contrôle en temps réel. Les résultats ont montré que cet algorithme, pour éviter l'inter-blocage,

peut être modifié facilement chaque fois il y a des changements de configuration du système de production flexible FMS et peut fournir de haute performance sur la prévention de l'impasse.

Lee et al. [104] ont présenté un système de contrôle de la circulation en deux étapes pour résoudre un problème de routage sans conflit. Leur méthode heuristique est composée d'une génération hors ligne de k-plus court chemins dans la première étape, avant que le contrôleur de la circulation en ligne détecte un conflit dans le plus court chemin à chaque fois qu'une commande d'expédition d'un AGV arrive (deuxième étape).

Taghaboni-Dutta et Tanchoco [105] ont proposé une approche dynamique incrémentale de planification d'itinéraire. Le contrôle de la circulation est estimé par la modélisation d'un guidage de trajet comme un réseau de files d'attente. Oboth et al. [106] ont examiné le problème de conflit dynamique d'acheminement des AGVs dans les réseaux bidirectionnels. La solution méthodologique de Krishnamurthy et al. [107] a été mise en œuvre dans un environnement dynamique. Les problèmes dynamiques de tournées de véhicules sont également étudiés dans la littérature de transport. Les véhicules doivent servir de multiples demandes en temps réel. Psaraftis [108] ont indiqué les différences entre le routage statique et le routage dynamique du véhicule. Gendreau et al. [109] ont proposé une méthode de recherche taboue parallèle pour l'acheminement et l'affectation d'un véhicule en temps réel.

Fazlollahtabar et Mahdavi-Amiri [97] ont proposé une approche pour trouver un chemin optimal dans un système de fabrication d'un atelier de travail flexible considérant deux critères le temps de travail et le coût. Un réseau a été configuré dans lequel les nœuds ont été considérés comme des magasins avec des arcs représentant les chemins entre les magasins. Un AGV fonctionne comme un dispositif de manutention des matériels dans le réseau de fabrication. Pour tenir compte de l'incertitude, ils considèrent le temps de travail comme un nombre flou triangulaire et appliquent un système expert pour en déduire le coût. L'objectif est de trouver un chemin minimisant le temps de travail et le coût en parallèle. Puisque le temps et le coût sont de différentes échelles, une procédure de normalisation a été proposée pour supprimer les échelles. Le modèle devient bi-objectif, la méthode du processus analytique de pondération a été appliquée pour la construction d'un seul objectif. Enfin, une méthode de programmation dynamique est présentée pour le calcul d'un plus court chemin dans le réseau.

X. Conclusion

On a commencé ce chapitre par une introduction sur le transport maritime et les différentes phases d'évolution qui a vécu ce secteur économique. Une description de l'environnement portuaire a été ensuite présentée incluant les différentes zones d'un port et les équipements qui existent dans ces zones. Les systèmes de travail portuaires sont cités après, en décrivant les composantes de chaque système. Une étude de la littérature sur le problème d'affectation des tâches aux véhicules autoguidés, sur le problème de routage dans un réseau routier et aussi sur l'environnement dynamique dans un port. Enfin une description de l'environnement dynamique ainsi que les approches proposées dans la littérature a été faite dans la dernière partie de ce chapitre.

Le problème d'affectation des tâches aux véhicules autoguidés est un problème qui a été traité précédemment dans la littérature dans plusieurs travaux de recherche. Il a été étudié comme une partie du problème d'ordonnancement des plusieurs véhicules dans un terminal à conteneurs tels que la grue de quai, la grue de la cour et les véhicules autoguidés. Les objectifs étudiés ont été généralement le nombre de véhicules, le temps total de l'opération de chargement et de déchargement. Mais ce problème n'a pas été étudié indépendamment des autres équipements du port, ce qui peut faciliter le contrôle de sa résolution. Dans le chapitre suivant nous présentons notre travail, dans lequel on s'intéresse à la décomposition du problème en trois sous problèmes : l'affectation, le routage et l'ordonnancement, ensuite, on propose une approche de résolution de chaque sous problème. Une approche multi-objectif sera proposée pour résoudre le problème multi-objectif avec les critères ; temps total de travail de véhicules, l'équilibre de charge entre les véhicules et le respect de fenêtre de temps pour chaque tâche. Une deuxième partie de ce travail s'intéresse au cas dynamique du problème dans lequel on a étudié l'insertion d'un nouvel ensemble de conteneurs à traiter au cours de l'exécution de la solution. On a aussi étudié le cas de perturbation du réseau routier et son influence sur l'opération d'affectation.

Chapitre 4 :

Approche Proposée pour la résolution du problème d'Affectation des Conteneurs aux Véhicules Autonomes: Cas statique

I. Introduction

Jour après jour, le transport maritime est entrain de vivre une évolution très importante. Mais cette évolution est très coûteuse, ce qui augmente la concurrence entre les différentes entreprises et compagnies responsables de ce type transport. Cette concurrence a pour but principal de maximiser la productivité des ports maritimes. Le fait d'augmenter la productivité d'un port revient à maximiser la quantité des marchandises qui transite par tout en réduisant les ce port et les coûts de ce transport. Ces coûts sont associes principalement aux temps d'attente des navires immobilisés dans le port et aux échanges entre les différents modes de transport dans les ports (terrestre, ferroviaire ou navigable) dans le cas du transport multimodal. La minimisation du temps d'attente du navire dans le port revient à minimiser la durée globale des opérations de chargement et de déchargement qui peuvent être divisées en opérations de transfert des conteneurs du navire au quai, opérations de déplacement des conteneurs aux zones de stockage et opérations de chargement dans les véhicules externes pour la livraison finale. Une opération très importante qui fait partie de l'opération de déplacement des conteneurs aux zones de stockage concerne l'd'affectation des conteneurs aux véhicules autonomes dans le port que nous étudions. Dans ce chapitre nous présentons, une étude mathématique du problème d'affectation des conteneurs aux AIVs, ensuite nous détaillons l'approche proposée pour la résolution de notre problème. Une amélioration de cette approche sera présentée et nous ferons une étude

comparative entre trois approches proposées, vérifiant la performance de cette amélioration. Nous finissons ce chapitre par une conclusion et perspectives.

II. Etude du problème d'affectation des tâches aux AIVs

II.1. Description du probleme

Le problème d'affectation des tâches aux AIVs dans un terminal à conteneurs est un problème complexe, il s'agit d'une combinaison de trois sous problèmes ; le problème de répartition des tâches, le problème de routage des véhicules et le problème d'ordonnancement des tâches. Chaque sous problème dépend de certains critères tels que ; l'infrastructure du port, en particulier le réseau routier, la limitation de charge électrique des véhicules à cause de leurs autonomies et la date d'arrivée et de départ du navire. Ces facteurs rendent le problème global multicritères. Pour résoudre ce problème global, l'idée proposée consiste à étudier chaque sous problème sous forme d'un problème monocritère, ensuite on applique l'approche d'agrégation pour résoudre le problème global. Pour transporter un conteneur à partir de sa position initiale à sa position finale, l'AIV doit parcourir un chemin spécifique. Tout au long de ce chemin, l'AIV peut croiser d'autres types de véhicules et utiliser différents types de routes. Le makespan de ce problème dépend de trois facteurs : la distance totale parcourue par tous les AIVs, la durée totale de travail pour chaque AIV et la date de traitement de chaque tâche.

II.2. Complexité du problème

Le problème est composé de trois sous problèmes ; la répartition des tâches aux véhicules, le routage des véhicules et l'ordonnancement des tâches dans les files d'attente des véhicules. Ce problème global peut être assimilé à un problème d'ordonnancement des tâches à des machines. Une tâche est représentée l'opération de déplacer un conteneur de sa position initiale vers sa position finale et le véhicule joue le rôle d'une machine. Il s'agit des tâches à durées d'exécution différentes car la durée d'exécution d'une tâche dépend du chemin parcouru par le véhicule et du trafic routier dans le port. Dans ce cas, le problème devient plus complexe qu'un problème d'ordonnancement habituel, dont la durée d'exécution d'une tâche est constante, ce type de problème est considéré comme un problème NP complet dans la littérature.

Il peut être aussi assimilé à un problème de tournée de véhicules VRP dont chaque véhicule doit faire un nombre des aller et retour d'un dépôt de chargement vers un dépôt de déchargement et inversement, ce qui peut représenter une tournée. L'ensemble des tâches des véhicules sera un ensemble de tournées (VRP). Ce dernier est aussi un problème connu comme NP complet dans la littérature. C'est un VRP à capacité limitée car chaque véhicule peut déplacer un seul conteneur à chaque voyage. Le véhicule doit déplacer tous les conteneurs qui lui sont associés en faisant plusieurs voyages entre un nombre limité des dépôts.

II.2. Modélisation mathématique du problème

Soient les paramètres suivants

$D = \{D_1, D_2, D_3, \dots, D_m\}$ ensemble de dépôts (dépôt de chargement ou dépôt de déchargement)

de cardinalité m

$T = \{T_1, T_2, T_3, \dots, T_n\}$ ensemble de tâches de cardinalité n

$V = \{V_1, V_2, V_3, \dots, V_k\}$ ensemble de véhicules(AIV) de cardinalité k

$NI = \{NI_1, NI_2, NI_3, \dots, NI_p\}$ ensemble de nœuds intermédiaires de cardinalité p

$N = NI \cup D$: ensemble de nœuds de cardinalité $m+p$

d_{ij} : distance entre un nœud i et un nœud j

t_{ijv} : temps mis par le véhicule v pour aller du nœud i vers le nœud j

$[Id_i, If_i]$: fenêtre de temps pour une tâche

da_i : date d'arrivée au nœud i

dd_i : date de départ du nœud i

Da_i : durée d'arrêt au nœud i

q_{iv} :charge du véhicule v au nœud i qui est égale à 0 ou 1

DT_v : durée de travail total pour le véhicule v

X_{ijv} est une variable de décision = $\begin{cases} 1 & \text{si le véhicule } v \text{ est utilisé} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$

Soit $G = (N, A)$ un graphe représentant l'ensemble des nœuds liés par des arcs.
 $A = \{(i, j), \forall i \in N \text{ et } j \in N : i \neq j\}$ et $j \in N : i \neq j$ est l'ensemble des arcs a , où à chaque arc $a = (i, j)$ on associe la valeur d_{ij} représentant la distance de l'arc a .

La fonction objectif de notre problème est :

$$F \equiv \begin{cases} F1 = \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{v \in V} X_{ijv} * d_{ijv} \\ F2 = \sum_{i \in N} Id_i - da_i + \sum_{i \in N} If_i - dd_i \\ F3 = \sqrt{(1/k - 1/k^3) * (\sum_{v \in V} DT_v^2 - 2 * \prod_{v \in V} DT_v)} \end{cases} \quad F = \alpha * F_1 + \beta * F_2 + \gamma * F_3 \quad (1)$$

La fonction F est l'agrégation des trois fonctions F_1 , F_2 et F_3 qui optimisent respectivement la distance totale parcourue par tous les AIVs, la somme des temps de retard des AIVs pour arriver aux positions initiales des conteneurs ou pour arriver à leurs positions finales et l'équilibre des durées de travail entre les AIVs. La valeur de la fonction du coût total F dépend des valeurs des coefficients α , β , γ qui peuvent être fixées par un spécialiste dans le port.

Telles que:

$$\sum_{i \in N} \sum_{v \in V} X_{ijv} = 1 \forall j \in N \quad (2)$$

$$\sum_{i \in N} X_{i0v} = 1, \forall v \in V \quad (3)$$

$$\sum_{j \in N} X_{0jv} = 1, \forall v \in V \quad (4)$$

$$\sum_{i \in N} X_{ijv} - \sum_{i \in N} X_{jiv} = 0, \forall v \in V, \forall j \in N \quad (5)$$

$$Q_v = \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} q_{ijv} = 1, \forall v \in V \quad (6)$$

$$X_{ijv} = 1 \Rightarrow Id_i \leq da_i \prec If_i, \forall i, j \in Net \forall v \in V \quad (7)$$

$$X_{ijv} = 1 \Rightarrow Id_i \prec dd_i \leq If_i, \forall i, j \in Net \forall v \in V \quad (8)$$

$$X_{ijv} = 1 \Rightarrow Id_i \leq da_i + Da_i \leq If_i, \forall i, j \in N; \forall v \in V; Da_i \neq 0 \quad (9)$$

$$X_{ijv} = 1 \Rightarrow dd_i + t_{ijv} + Da_j \leq If_j, \forall i, j \in Net \forall v \in V \quad (10)$$

$$X_{ijv} = 1 \Rightarrow da_j - t_{ijv} + Da_j \leq Id_j, \forall i, j \in Net \forall v \in V \quad (11)$$

L'équation (1) représente la fonction objectif du problème.

L'équation (2) assure le fait qu'une tâche ne peut être servie que par un seul véhicule.

Les équations (3) et (4) assurent le non dépassement de la disponibilité d'un véhicule.

L'équation (5) assure la continuité d'une tournée par un véhicule, un nœud visité doit être quitté.

L'équation (6) assure le non dépassement de la capacité de charge d'un véhicule.

Les équations (7), (8), (9), (10) et (11) garantissent le respect de la fenêtre de temps d'un nœud.

II.3. Première approche proposée : Approche Génétique

II.3.1. Définition de l'approche

Les algorithmes génétiques ont été développés par J. Holland en 1975 [32]. Ils appartiennent au groupe des algorithmes évolutionnaires qui servent à manipuler un ensemble de plusieurs solutions en même temps. Ce sont les méta-heuristiques les plus connus, car ils sont inspirés de la sélection naturelle développée par Darwin. Tous les individus forment une population qui évolue avec une succession d'itérations appelées générations, jusqu'à la vérification du critère d'arrêt. Pour passer d'une génération à l'autre, la population doit être soumise à des opérateurs de sélection et de variations qui vont transformer la population afin de favoriser l'émergence des meilleurs individus. L'algorithme génétique utilise trois opérateurs afin d'améliorer progressivement l'aptitude des individus à travers les générations. Les trois opérateurs génétiques utilisés dans cette recherche sont : la sélection, le croisement et la mutation.

Les algorithmes génétiques atteignent une grande performance en raison de leurs opérations de sélection, de croisement et de mutation. Ces opérations permettent d'améliorer la solution à travers les différentes générations des algorithmes génétiques et de s'échapper des optimums locaux tout au long de la recherche de la solution optimale. Ainsi, les algorithmes génétiques ont une grande efficacité pour trouver une bonne solution. Pour ces raisons, nous proposons de les utiliser pour trouver la meilleure affectation des conteneurs aux AIVs afin de les déplacer de la zone de chargement vers la zone de déchargement ou inversement.

II.3.2. Définition des paramètres

a. Le codage

Pour résoudre notre problème, nous proposons dans cette thèse un codage spécifique à notre problématique, une solution sera représentée par une liste d'éléments. Chaque élément est composé d'une tâche, d'un AIV affecté à cette tâche et du rang de la tâche dans la liste des tâches de l'AIV.

Ti1	Aj1	Rk1	Ti2	Aj2	Rk2	
-----	-----	-----	-----	-----	-----	------

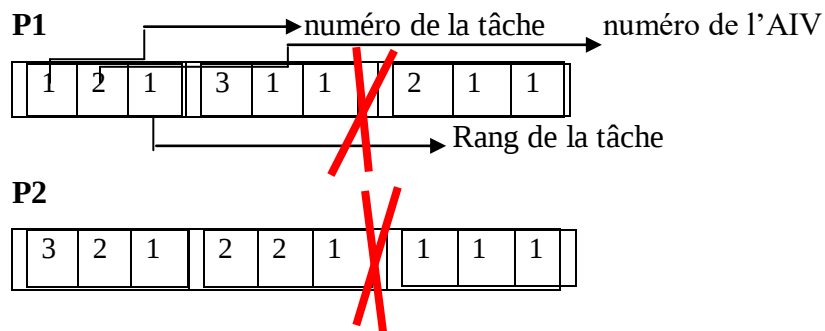
Ti est la tâche à exécuter, Aj est l'AIV qui va déplacer cette tâche et Rk est le rang de la tâche dans la liste des tâches de l'AIV Aj.

b. La sélection

Elle vise à sélectionner un nombre d'individus pour former la population initiale ou pour les opérations de croisement et de mutation. Dans cette approche, les individus de la population initiale et les individus de croisement sont sélectionnés aléatoirement. Ensuite, le descendant ayant une valeur de la fonction coût qui est meilleure que celles de ses parents, va remplacer l'un de ses parents. Également pour l'individu après mutation, il sera inséré dans la population si la valeur de sa fonction coût est meilleure que celle avant la mutation. Pour choisir les individus qui survivront, nous appliquons la méthode de sélection de la roulette grâce à la variété qu'elle peut assurer à la nouvelle population.

c. Le croisement

Le croisement doit se faire entre deux individus. L'opération consiste à modifier la répartition des tâches entre les AIVs afin de trouver des descendants ayant une valeur de la fonction coût meilleure que celles de leurs parents. Par exemple on a deux individus, le parent P1 et le parent P2 présentant l'affectation de 3 tâches sur 2 AIVs. Nous choisissons le croisement à point.



Les descendants de cette opération seront :

D1

1	2	1	3	1	1	1	1	1
---	---	---	---	---	---	---	---	---

D2

3	2	1	2	2	1	2	1	1
---	---	---	---	---	---	---	---	---

En étudiant les représentations des deux descendants de cette opération de croisement, on remarque des anomalies de formation, ce qui nécessite une opération de correction. Pour le descendant D1, la tâche T1 se répète deux fois par contre la tâche T2 n'existe pas. Pour le descendant D2, la tâche T2 se répète deux fois mais la tâche T1 est absente. Ensuite, il faut corriger l'ordre de chaque tâche.

d. Correction du croisement

C'est une opération qui consiste à vérifier si, une tâche n'est pas affectée à un AIV et s'il existe des tâches qui sont présentes plus qu'une fois. Dans ce cas, la tâche qui est répétée sera remplacée par celle qui ne l'est pas. Le classement des tâches est également modifié, il faut donc corriger ce rang en se référant à la date de début de la tâche. Après cette correction, les descendants seront :

D1

1	2	1	3	1	1	2	2	2
---	---	---	---	---	---	---	---	---

D2

3	1	2	2	2	1	1	2	1
---	---	---	---	---	---	---	---	---

Le rang d'une tâche peut être modifié en conséquence, il aura une influence sur la position de chaque AIV après l'exécution d'une tâche. Il aura également un effet sur le temps pris par l'AIV pour aller de la position initiale à la position finale du conteneur pour le déplacer. Le croisement peut aussi affecter le nombre de tâches effectuées par chaque AIV qui peut augmenter ou diminuer, ce qui influe sur la durée totale du travail de chaque AIV.

e. Mutation

Elle est faite pour changer l'affectation d'une tâche d'un AIV à un autre. Nous changeons l'affectation de la tâche T2 de l'AIV2 à l'AIV1. A travers cet exemple, la mutation donne :

D1 avant la mutation

1	2	1	3	1	1	2	2	2
---	---	---	---	---	---	---	---	---

D1 après la mutation

1	2	1	3	2	1	2	2	3
---	---	---	---	---	---	---	---	---

f. Correction de la mutation

Une correction de la mutation similaire à la correction de croisement doit être effectuée. Mais dans cette opération, le risque de perte de tâches ou des tâches répétitives n'existe pas. Elle consiste seulement à corriger les rangs des tâches pour chaque AIV. Il faut seulement corriger ce rang en se référant à la date de début de la tâche. L'individu après la correction de la mutation sera:

D1

1	2	1	3	2	2	2	2	3
---	---	---	---	---	---	---	---	---

Le rang de chaque tâche aura une influence sur la valeur de la distance parcourue par l'AIV pour passer d'une position à une autre. Ainsi, cette opération va modifier la valeur de la fonction coût.

Exemple

Le premier individu I1

C1	C4	C7	C8	C3	C2	C5	C6
AIV2	AIV1	AIV3	AIV1	AIV2	AIV2	AIV3	AIV1

Le deuxième individu I2

C1	C2	C3	C8	C4	C5	C6	C7
AIV1	AIV1	AIV3	AIV1	AIV2	AIV3	AIV2	AIV1

Descendants du croisement

Descendant D1

C1	C4	C7	C8	C4	C5	C6	C7
AIV2	AIV1	AIV3	AIV1	AIV2	AIV3	AIV2	AIV1

Descendant D2

C1	C2	C3	C8	C3	C2	C5	C6
AIV1	AIV1	AIV3	AIV1	AIV2	AIV2	AIV3	AIV1

Après correction

Descendant D1

C1	C4	C7	C8	C2	C5	C6	C3
AIV2	AIV1	AIV3	AIV1	AIV2	AIV3	AIV2	AIV1

Descendant D2

C1	C2	C3	C8	C4	C7	C5	C6
AIV1	AIV1	AIV3	AIV1	AIV2	AIV2	AIV3	AIV1

L'opération de mutation de D1

C1	C4	C7	C8	C2	C5	C6	C3
AIV2	AIV1	AIV1	AIV1	AIV2	AIV3	AIV2	AIV1

II.3.3. Etude empirique

L'application de l'algorithme génétique est faite avec un ordinateur ayant 2GO de mémoire RAM et de processeur de vitesse 2 GHz. Les graphiques ci-dessous montrent la variation de la fonction coût en fonction de l'évolution des générations. Nous avons testé l'approche génétique avec différents nombres de tâches et différents nombres d'AIVs. Les paramètres de l'algorithme génétique sont les suivants: 70% de la population est choisi pour le croisement et 10% pour la mutation. La surface est de $10 \times 10 \text{ km}^2$, la vitesse des AIVs est située autour de 20km/h.

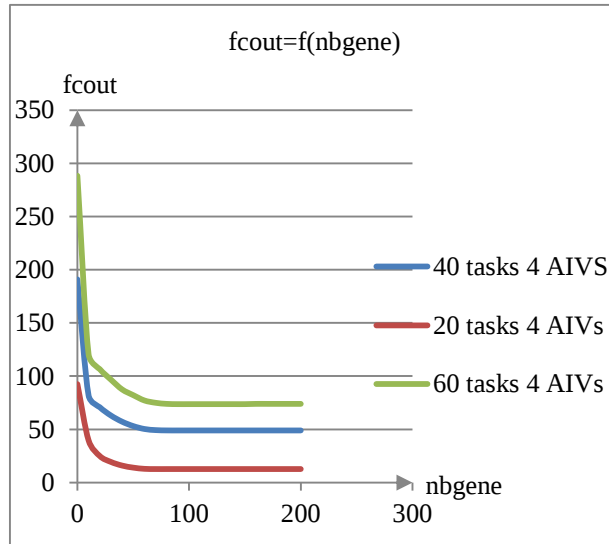


Figure 1. Variation du coût total en fonction du nombre de générations

II.3.4. Interprétation des résultats

Les résultats présentés dans le Figure 1 montrent que l'approche génétique converge vers une solution optimale. Cette convergence est autour de la génération 70 pour 20 tâches, mais elle est un peu plus tard, autour de la 80^{ème} génération pour 40 tâches et la 90^{ème} génération pour 60 tâches. La valeur de la fonction objectif varie selon le nombre de tâches, elle augmente lorsque le nombre de tâches augmente et inversement. Par exemple, dans le test avec 20 tâches et 40 tâches, le nombre d'AIVs est le même, mais les valeurs de la fonction objectif sont différentes. La valeur correspondante à 40 tâches est plus grande que celle pour 20 tâches. Ce résultat est justifié parce que pour transporter 40 conteneurs de leurs positions initiales vers leurs positions finales, nous avons besoin de plus de temps que pour transporter 20 conteneurs.

II.3.5. Limites de l'approche génétique

L'application de l'approche génétique a donné des résultats numériques encourageants mais, ils peuvent être améliorés, car il y a une limite dans cette approche. Il s'agit du manque d'optimisation des chemins parcourus par les AIVs. Dans cette approche, l'algorithme génétique est appliqué pour optimiser la répartition des tâches aux AIVs, il peut seulement changer

l'ensemble des tâches des AIVs ainsi que le rang des tâches dans la file d'attente de l'AIV, ceci en utilisant des opérateurs de croisement et de mutation.

L'algorithme génétique n'intervient pas dans le choix des chemins parcourus par les AIVs, car le choix est aléatoire. Ainsi, ce sous-problème doit être étudié indépendamment du problème de répartition. Parce que la surface du terminal n'est pas très grande et le nombre de nœuds est petit, l'idée est d'utiliser un algorithme exact pour calculer le plus court chemin pour le proposer à l'AIV. Donc, pour améliorer cette approche, nous proposons l'utilisation d'un algorithme exact pour trouver le chemin le plus court pour chaque AIV afin de se déplacer d'une position à une autre.

Pour montrer la performance de l'amélioration proposée, nous présentons une étude comparative entre trois approches : (1) La première approche vise à choisir au hasard les tâches à affecter aux AIVs et également choisir au hasard le chemin parcouru par chaque AIV. (2) La deuxième approche consiste à choisir au hasard les tâches affectées aux AIVs mais le chemin parcouru par l'AIV doit être le chemin le plus court. (3) La troisième approche propose de choisir le plus proche AIV pour transporter chaque conteneur en parcourant le plus court chemin. Ensuite, l'algorithme génétique sera utilisé pour chaque approche pour trouver la meilleure solution. Nous allons dans la suite de ce chapitre détailler les approches 2 et 3, sachant que la première est faite dans le paragraphe précédent.

II.4. Deuxième approche proposée : Approche AG + DIJK

II.4.1. Définition de l'approche

Dans cette approche, l'affectation des conteneurs aux AIVs disponibles se fait de façon aléatoire, mais le choix d'un chemin d'AIV est réalisé en appliquant l'algorithme du plus court chemin Dijkstra. Le calcul du plus court chemin est fait hors ligne et les individus de la population initiale de l'AG sont choisis aléatoirement. Dans cette approche, où l'optimisation des distances parcourues par les AIVs est obtenue en changeant l'affectation des tâches aux AIVs, l'algorithme Dijkstra propose le plus court chemin pour l'acheminement des AIVs.

II.4.2. Principe de l'approche

1. Choisir une tâche par ordre de précedence
2. Choisir aléatoirement un AIV disponible
3. Calculer le plus court chemin à partir de la position actuelle de l'AIV à la position initiale du conteneur
4. Calculer le plus court chemin pour transporter le conteneur à partir de sa position initiale à sa position finale
5. Répéter les étapes de 1 à 4 pour les N tâches
6. Calculer la valeur de la fonction objectif
7. Générer la population initiale aléatoirement
8. Appliquer les opérateurs de sélection, de croisement et de mutation de l'AG
9. Corriger les anomalies des individus après le croisement et la mutation en calculant à chaque fois la distance du plus court chemin
10. Arrêter l'algorithme, lorsque la solution devient constante pour un nombre important de générations

II.5. Troisième approche : GA & DIJK & HEUR

II.5.1. Définition de l'approche

L'attribution des conteneurs aux AIVs se base sur une heuristique de choix de l'AIV. Cette heuristique consiste à choisir l'AIV disponible le plus proche ou l'AIV non disponible qui va arriver à la position du conteneur dans le minimum de temps par rapport aux autres AIVs. Le calcul du plus court chemin se fait à l'aide de l'algorithme Dijkstra. Les individus de la population initiale de l'algorithme génétique sont choisis aléatoirement. Dans cette approche, le choix de l'AIV est optimisé par l'heuristique HEUR, le chemin parcouru par l'AIV est optimisé par l'algorithme Dijkstra DIJK et l'attribution des conteneurs aux AIVs est optimisée par l'algorithme génétique GA.

II.5.2. Principe de l'approche

1. Choisir une tâche par ordre de précedence
2. Choisir l'AIV le plus proche
3. Calculer le chemin le plus court à partir de la position actuelle de l'AIV à la position initiale du conteneur
4. Calculer le chemin le plus court pour le transport du conteneur à partir de sa position initiale à sa position finale
5. Répéter les étapes de 1 à 4 pour les tâches N
6. Calculer la valeur de la fonction objectif
7. Générer la population initiale aléatoirement
8. Appliquer l'AG avec la sélection, le croisement et la mutation de son opérateur
9. Corriger les anomalies des individus après le croisement et la mutation en calculant la distance du plus court chemin
10. Arrêter l'algorithme, lorsque la solution devient constante pour un nombre important de génération.

Les trois approches utilisent l'algorithme génétique pour trouver la meilleure solution de l'affectation des conteneurs aux AIVs, mais ils diffèrent dans la méthode de choix de l'AIV et dans le choix du chemin emprunté par l'AIV.

II.5.3. Choix de l'AIV

Quand un AIV veut passer d'une source S vers une destination D, il a plusieurs choix de chemins. Le choix du chemin peut affecter la longueur de la distance. Il est donc très important pour l'AIV de prendre le chemin SP (Shortest Path) au lieu du chemin RP (Random Path).

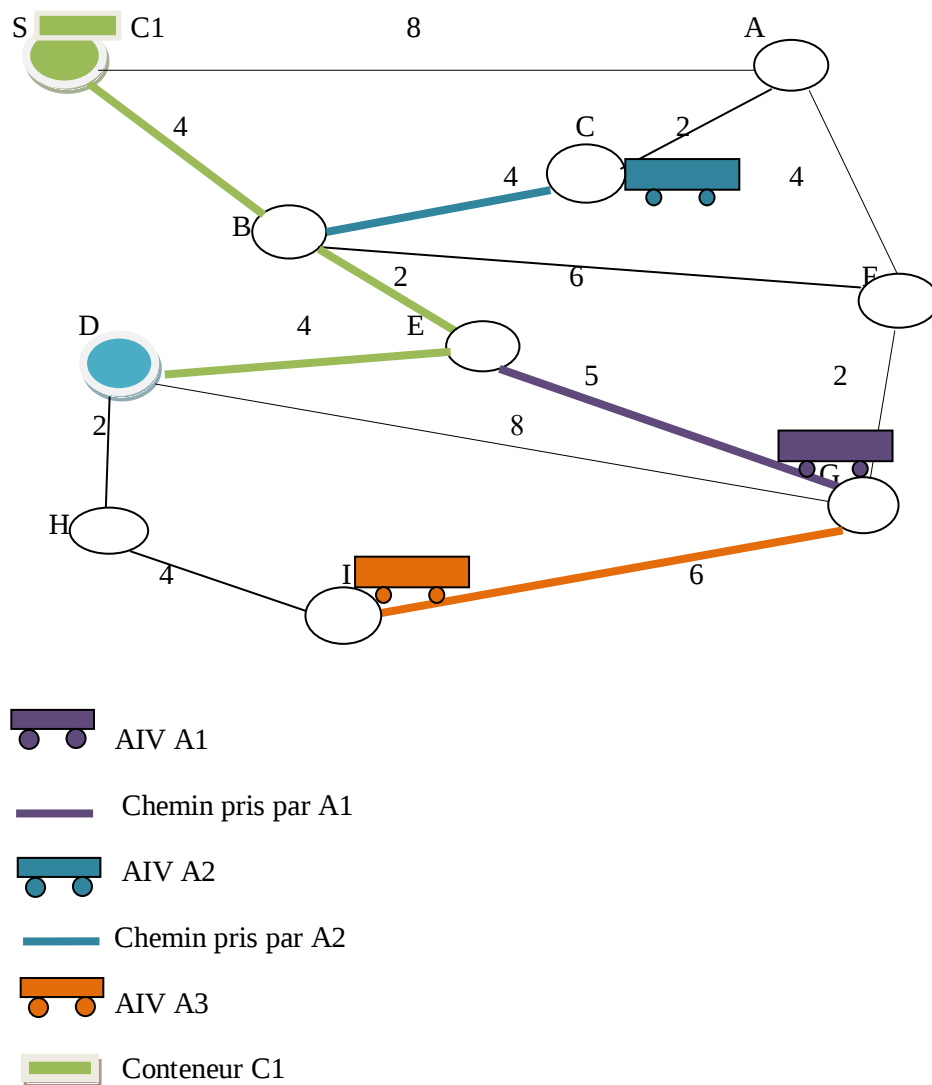


Figure 2. Choix de l'AIV

Chaque AIV doit se déplacer à la position du conteneur, puis le transporter à sa destination. Pour cette raison, le choix de l'AIV est très important.

Exemple

Le conteneur C1 est dans sa position initiale S et doit être transporté jusqu'à sa position finale S. il y a trois AIVs disponibles, mais chaque AIV a une position initiale et doit se déplacer vers la

position initiale du conteneur C1. Le tableau suivant présente les différents chemins possibles pour chaque AIV.

AIV1	*{G,E,B,S}=12	{G,E,B,F,A,S}=25	{G,FA,S}=14	{G,F,B,S}=14
AIV2	*{C,B,S}=8	{C,A,S}=10	{C,B,E,G,F,A,S}=25	{C,B,F,A,S}=22
AIV3	*{I,G,E,B,S}=17	{I,G,E,B,F,A,S}=31	{I,G,F,A,S}=20	{I,G,F,B,S}=18

* est le plus court chemin

Table1. Chemins des AIVs

Afin de choisir l'AIV le plus proche, il faut calculer tous les chemins possibles pour chaque AIV, ensuite trouver le plus court chemin.

II.5.4. Choix du chemin

La figure ci-dessous représente un modèle du réseau routier et les différents chemins possibles pour un AIV, ensuite le choix du bon chemin.

Exemple:

Un chemin aléatoire {S, A, F, G, D} a une distance égale à $8 + 4 + 3 + 8 = 23$ et le plus court chemin {S, C, E, D} a une distance égale à $4 + 2 + 5 = 11$. Pour parcourir la distance minimale, l'AIV A doit choisir le chemin le plus court {S, C, E, D}.

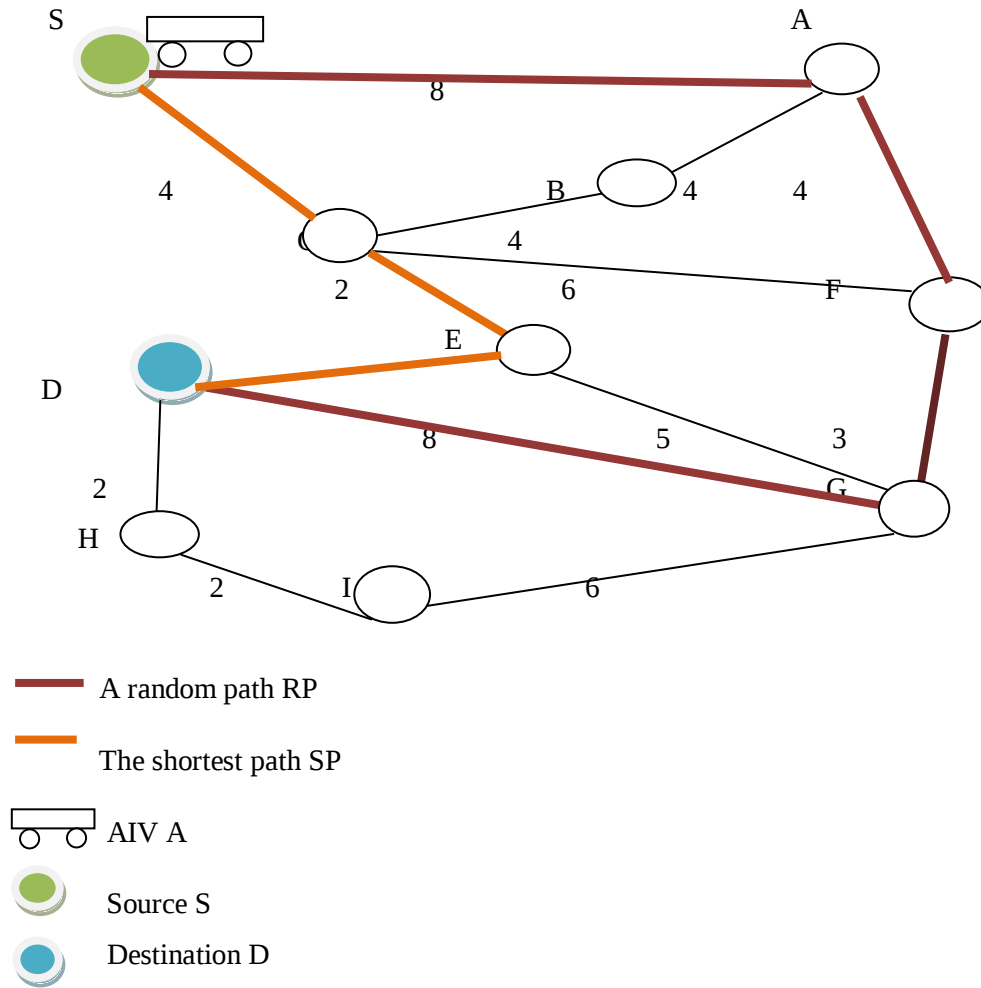


Figure 3. Choix du chemin de l'AIV

II.5.4. Modélisation du réseau routier du port

Le réseau routier du port est assimilé à un graphe de nœuds tel que :

La liste des nœuds est :

$$N = \{D_1(5,2), D_2(10,3), D_3(8,4), N_4(2,3), N_5(7,1), N_6(6,4), N_7(8,2), N_8(4,3), N_9(5,1), N_{10}(7,4)\}$$

La liste N est composée de la liste de dépôts: $D = \{D_1(5,2), D_2(10,3), D_3(8,4)\}$

Et de la liste des nœuds intermédiaires :

$$NI = \{N_4(2,3), N_5(7,1), N_6(6,4), N_7(8,2), N_8(4,3), N_9(5,1), N_{10}(7,4)\}$$

Le modèle du réseau routier sera représenté comme suit :

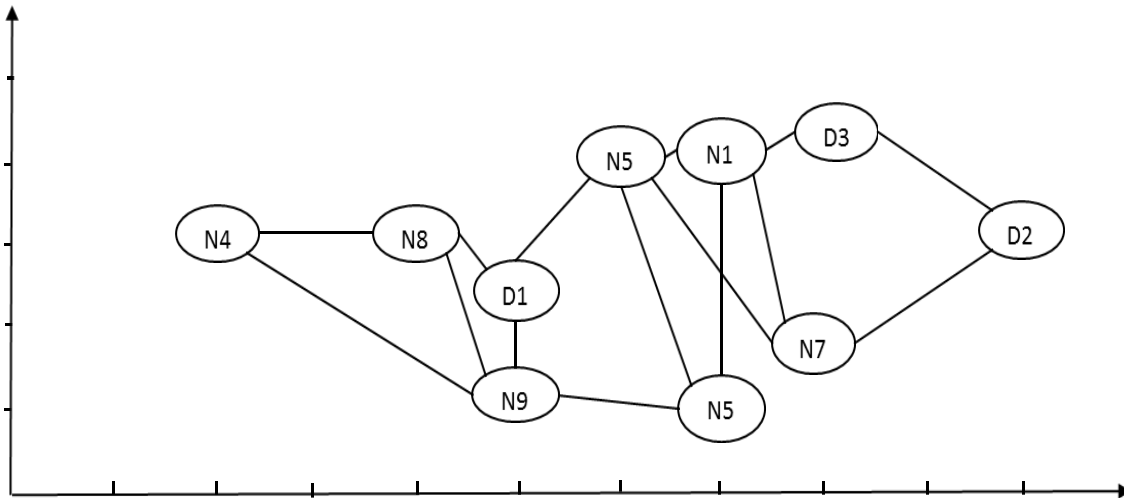


Figure 4. Modèle du réseau routier de l'infrastructure portuaire

Le tableau ci-dessous présente les distances entre les nœuds en choisissant les chemins aléatoirement.

	D1	D2	D3	N4	N5	N6	N7	N8	N9	N10
D1	0	7.3	9.5	4.6	5.3	2.2	5	1.4	3.6	3.2
D2	7.3	0	2.2	13	8.2	5	2.2	7.8	5.6	4.4
D3	9.5	2.2	0	10.7	5.1	2	6.5	12.7	7.1	1
N4	4.6	13	10.7	0	5.6	8.7	11.5	2	3.6	8.6
N5	5.3	8.2	5.1	5.6	0	3.1	1.4	4.2	2	3
N6	2.2	5	2	8.7	3.1	0	2.8	7.3	5.1	6.1
N7	5	2.2	6.5	11.5	8.7	2.8	0	5.6	3.4	4.4
N8	1.4	7.8	12.7	2	7	7.3	5.6	0	2.2	7.2
N9	3.6	5.6	7.1	3.6	2	5.1	3.4	5.6	0	5
N10	3.2	4.4	1	8.6	3	6.1	4.4	7.2	5	0

Table2. Distances aléatoires

Le tableau ci-dessous présente les chemins les plus courts entre les nœuds.

	D1	D2	D3	N4	N5	N6	N7	N8	N9	N10
D1	0	6.4	4.2	3.4	5.3	2.2	5.0	1.4	3.6	3.2
D2	6.4	0	2.2	9.4	3.6	4.2	2.2	7.8	5.8	3.2
D3	4.2	2.2	0	7.6	4	2	3.2	5.6	6.2	1
N4	3.4	9.4	7.6	0	5.8	5.6	7.2	2	3.6	6.6
N5	5.3	3.6	4	5.8	0	3.1	1.4	4.4	2.2	3
N6	2.2	4.2	2	5.6	3.1	0	2.8	3.6	5.3	1
N7	5.0	2.2	3.2	7.2	1.4	2.8	0	5.8	3.6	2.2
N8	1.4	7.8	5.6	2	4.4	3.6	5.8	0	2.2	4.6
N9	3.6	5.8	6.2	3.6	2.2	5.3	3.6	2.2	0	5.2
N10	3.2	3.2	1	6.6	3	1	2.2	4.6	5.2	0

Table3. Distances plus courtes

III. Etude du problème mono-objectif

III.1. Description du problème

Dans cette étude, nous nous intéressons à la première partie de la fonction objectif. Il s'agit d'un problème mono-objectif qui consiste à optimiser la distance totale parcourue par les AIVs afin de transporter un ensemble de conteneurs. La fonction partielle qui sera utilisée est la suivante:

$$F_1 = \min \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{v \in V} X_{ijv} * d_{ijv}$$

La distance d_{ijv} peut être décomposée en deux distances d_{ikv}^{empty} qui présentent la distance à vide parcourue par l'AIV à partir de sa position courante à la position initiale du conteneur et d_{jkv}^{full} la distance à plein parcourue par l'AIV pour transporter le conteneur à partir de sa position initiale à sa position finale. La nouvelle équation de la distance totale sera $d_{ijv} = d_{ikv}^{empty} + d_{jkv}^{full}$

La nouvelle fonction objectif est : $F_1 = \min \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{v \in V} X_{ijv} * (\lambda * d_{ikv}^{empty} + \mu * d_{jkv}^{full})$

Les valeurs des coefficients λ et μ doivent être différentes parce que, il est plus important du point de vue coût, d'optimiser la distance parcourue par un AIV vide que la distance parcourue par un AIV plein. Donc, la valeur de λ doit être supérieure à la valeur de μ . Par cette décomposition, le problème du plus court chemin devient très important car la distance est le seul objectif à optimiser. L'objectif principal de cette décomposition est d'étudier le problème mono-objectif.

III.2. Scénario Expérimental

L'application de ces approches est faite avec un ordinateur ayant 2GO de mémoire RAM et 1,5 GHz vitesse du processeur. Le langage utilisé est C ++, nous avons testé les 3 approches avec des nombre différents des tâches et des AIVs. Les paramètres de l'algorithme génétique sont : la probabilité d'individus sélectionnés pour le croisement à partir de chaque population à chaque génération est de 0,7 et la probabilité d'individus sélectionnés pour la mutation est de 0,1. Pour chaque nombre de tâches (20, 40 et 60), nous avons fait dix tests, puis nous avons calculé la variation de la valeur de la fonction objectif en fonction du nombre de générations.

Pour chaque approche, nous avons fait les tests pour 20 tâches et 4 AIVs, pour 40 tâches et 6 AIVs et pour 60 tâches et 8 AIVs. Après cette étape, nous faisons une étude comparative entre les résultats obtenus par les trois approches. Les graphiques ci-dessus montrent les valeurs de la fonction de l'évolution des générations. Le port est modélisé comme un graphe ayant 10x10 km² de surface et 10 nœuds.

III.3. Résultats numériques

Les graphes ci-dessous présentent les résultats numériques trouvés en comparant les trois approches.

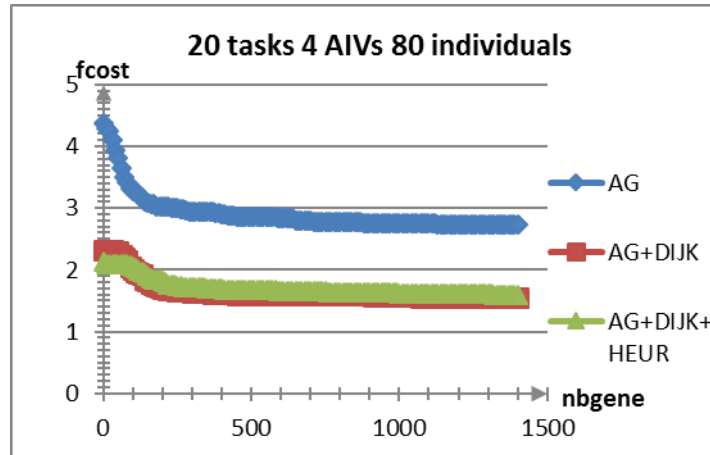


Figure4: Variation de la fonction objectif avec l'évolution des generations pour 20 tâches

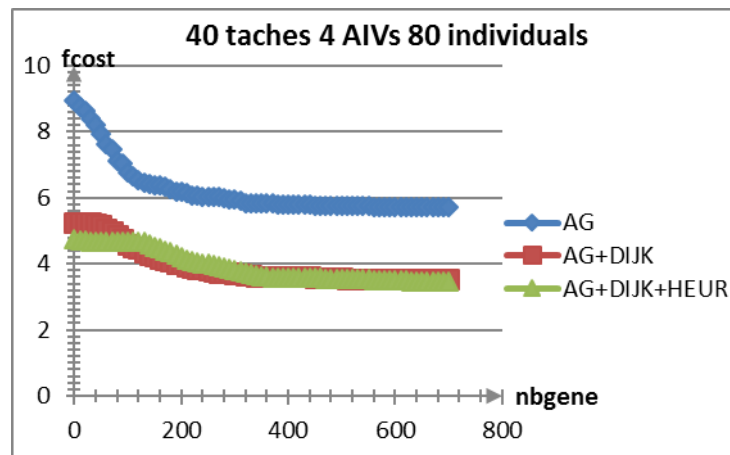


Figure5: Variation de la fonction objectif avec l'évolution des generations pour 40 tâches

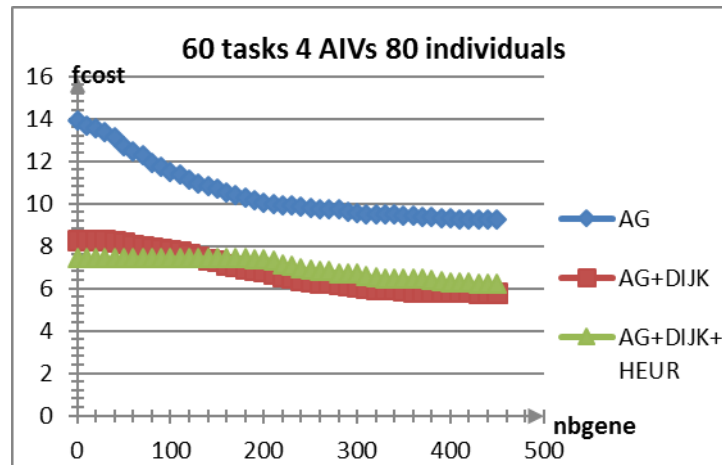


Figure6: Variation de la fonction objectif avec l'évolution des generations pour 60 tâches

Le tableau ci-dessous montre le temps d'exécution de chaque cas.

	20 tâches 4AIVs	40 tâches 4AIVs	60 tâches 4 AIVs
AG	46.3	41.7	41.9
AG & DIJK	49.3	45.4	45.7
AG & DIJK & HEUR	50.7	46.1	47.5

Table 4: le temps d'exécution en secondes

III.4. Interprétations des résultats

Les tests numériques montrent une différence importante entre les valeurs de la fonction objectif, trouvées par l'approche GA et les deux autres approches. Par exemple, pour 20 tâches, la valeur de la fonction objectif de l'approche GA est égale à 2.7 mais les valeurs des fonctions objectifs des deux autres approches sont presque égales à 1.5 avec une différence très petite, et qui peut être considérée négligeable, entre ces deux dernières approches. Pour 40 tâches, la différence est aussi importante entre la valeur de la fonction objectif de l'approche GA qui est égale à 3.5 et les deux autres approches dont les valeurs des fonctions objectifs sont presque égales à 6.7 pour 60 tâches. La différence est aussi grande entre la valeur de la fonction objectif qui est égale à 6 et les

deux autres approches dont les valeurs de la fonction objectif sont égales à 9. Ces résultats montrent la performance de l'ajout de l'algorithme Dijkstra pour optimiser la distance totale parcourue par tous les AIVs.

La différence entre l'approche GA & DIJK et l'approche GA & DIJK & HEUR est très petite, pour 20 tâches, les valeurs de la fonction objectif est presque égales à 1,5. La valeur semble plus petite pour 40 tâches 3,5 que pour GA & DIJK & HEUR et 3,6 pour GA & DIJK. Pour 60 tâches, la différence n'est pas claire, car nous avons rencontré un problème de mémoire et les deux approches n'atteignent pas la convergence. Les résultats de temps d'exécution montrent que l'ajout de l'algorithme de Dijkstra n'a pas augmenté considérablement le temps d'exécution de l'approche. Mais Dijkstra améliore considérablement la valeur de la fonction objectif. Par exemple, pour 20 tâches avec l'approche GA, le temps d'exécution est de 46,3, mais avec l'approche GA & DIJK est 49,3 et avec l'approche GA & DIJK & HEUR est 50,7. L'ajout de l'heuristique a aussi augmenté la valeur de la fonction objectif, mais cette augmentation n'est pas grande.

Les tests numériques montrent la performance de l'ajout de l'algorithme Dijkstra pour optimiser la solution du problème d'affectation des conteneurs aux AIVs. L'algorithme de Dijkstra permet d'optimiser le chemin parcouru par chaque AIV qui n'est pas optimisé par l'algorithme génétique. En outre, l'application de l'heuristique dans la population initiale de l'algorithme génétique donne de bons résultats. La solution trouvée par la troisième approche GA & DIJK & HEUR est meilleure que les deux autres approches. Il y a une grande différence entre la meilleure solution trouvée par la première approche basée sur l'algorithme génétique uniquement avec une répartition aléatoire des conteneurs aux AIVs et les solutions trouvées par les deux autres approches. Mais la différence entre la deuxième approche et la troisième approche qui sont basées sur l'algorithme génétique et qui se diffèrent par la méthode d'affectation des conteneurs aux AIVs n'est pas très importante. La troisième approche fait une attribution aléatoire, mais la deuxième approche utilise une heuristique pour attribuer les conteneurs aux AIVs. Cette opération a été faite dans la population initiale, puis l'algorithme génétique par ses

génération essaye de trouver la meilleure solution. Ces résultats montrent la performance de l'algorithme génétique pour trouver la meilleure attribution des conteneurs aux AIVs.

La comparaison des temps d'exécutions des différentes approches pour chaque nombre de tâches montre que l'ajout de l'algorithme Dijkstra augmente le temps d'exécution, mais cette augmentation n'est pas très grande. Ce qui montre que la solution trouvée par l'approche GA est moins bonne en la comparant aux solutions trouvées par l'approche GA & DIJK et l'approche GA & DIJK & HEUR. La convergence de l'approche génétique GA a été réalisée plus tard que les deux autres approches, en particulier lorsque le nombre de tâches est grand. Aussi, la meilleure valeur de la solution de cette approche est moins bonne que les solutions proposées par les deux autres approches. Les tests numériques montrent que l'approche AG & DIJK & HEUR est la meilleure des approches proposées.

IV. Etude du problème multi-objectif

IV.1. Description du problème

Les résultats numériques montrent la performance de l'approche AG & DIJK & HEUR pour résoudre le problème de mono-objectif d'affectation des conteneurs aux AIVs dans un terminal à conteneurs. Vu que ce problème en réalité dépend de plusieurs autres facteurs, tels que le trafic routier qui peut influencer directement les dates de traitements des tâches et le respect de leurs dates théoriques. Ceci montre l'importance de la deuxième sous fonction, dans notre modèle mathématique principal, traitant le respect des dates théoriques des déplacements des conteneurs, Aussi l'autonomie énergétique du véhicule qui nécessite une bonne gestion de la charge de chaque AIV. Cela illustre aussi l'importance de la troisième sous fonction traitant de l'équilibre des charges entre les véhicules. En continuité du travail précédent, nous proposons l'application de l'approche AG & DIJK & HEUR retenue comme meilleure approche, pour résoudre le problème multi-objectif d'affectation des conteneurs aux AIVs dans un terminal à conteneurs. Pour vérifier la performance de cette proposition, des tests numériques ont été faits dont les résultats seront montrés ultérieurement.

IV.2. Scénario expérimental

Dans le même environnement expérimental, Nous avons testé les approches avec différent nombre de tâches et d'AIVs. Les valeurs des poids α , β et γ sont respectivement de 0.7, 0.3 et 0.2. Les paramètres de l'algorithme génétique sont : (1) la probabilité d'individus sélectionnés pour le croisement à partir de chaque population est de 0.7. (2) La probabilité des individus sélectionnés pour la mutation est de 0.1. (3) Le nombre d'individus de la population est de 80. (4) Le critère d'arrêt d'exécution est la convergence de la population. Pour chaque nombre de tâches (20 et 40), nous faisons la moyenne des dix tests, puis nous calculons la variation de la valeur de la fonction objectif en fonction du nombre de générations pour chaque critère séparément. Puis, nous faisons les mêmes tests pour la fonction multi- objectif global. Pour chaque critère, nous faisons des tests pour 20 et 40 tâches avec différents nombres d'AIVs. Après cette étape, nous faisons une étude comparative des résultats obtenus à partir de chaque nombre de tâches pour chaque critère, puis entre les valeurs des fonctions objectifs globales pour chaque nombre de tâches.

IV.3. Résultats numériques

Les tableaux ci-dessus montrent les valeurs numériques de la fonction multi-objectif et les graphiques montrent la variation de la valeur de la fonction coût en fonction de l'évolution des générations.

Nb_AIVs	4 AIVs	5 AIVs	6 AIVs	15 AIVs	20 AIVs
Fcost	1.591	1.620	1.527	1.394	1.352

Tableau 5. Le coût total de 20 tâches avec un nombre différent des AIVs

Nb_AIVs	4 AIVs	5 AIVs	6 AIVs	15 AIVs
Fcost	1.921	1.875	1.838	0.332

Tableau 6. Équilibre des charges pour 20 tâches avec un nombre différent des AIVs

Nb_AIVs	4 AIVs	5 AIVs	6 AIVs	15 AIVs
Fcost	1.8	1.925	1.825	2.3

Tableau 7. Respect de la fenêtre de temps pour 20 tâches avec un nombre différent des AIVs

Nb_AIVs	4 AIVs	5 AIVs	6 AIVs	15 AIVs
Fcost	1.838	1.887	1.867	1.795

Tableau 8. Le travail à temps total de 20 tâches avec un nombre différent des AIVs

Nb_AIVs	6 AIVs	7 AIVs	8 AIVs	15 AIVs
Fcost	1.621	1.258	1.089	0.661

Tableau 9. Équilibre des charges pour 40 tâches avec un nombre différent des AIVs

Nb_AIVs	6 AIVs	7 AIVs	8 AIVs	15 AIVs	20 AIVs
Fcost	3.626	3.631	3.528	3.462	3.361

Tableau 10. Le coût total de 40 tâches avec un nombre différent des AIVs

Nb_AIVs	6 AIVs	7 AIVs	8 AIVs	15 AIVs
Fcost	5.611	5.75	6.025	6.4

Tableau 11. Respect de la fenêtre de temps pour 40 tâches avec un nombre différent des AIVs

Nb_AIVs	6 AIVs	7 AIVs	8 AIVs	15 AIVs
fcost	3.877	3.832	3.876	3.639

Tableau 12. Le travail à temps total de 40 tâches avec un nombre différent des AIVs

Les graphiques ci-dessous montrent la variation de la valeur de la fonction objectif qui dépend de chaque critère indépendamment et ensuite de tous les critères en fonction de la variation des générations de l'algorithme génétique.

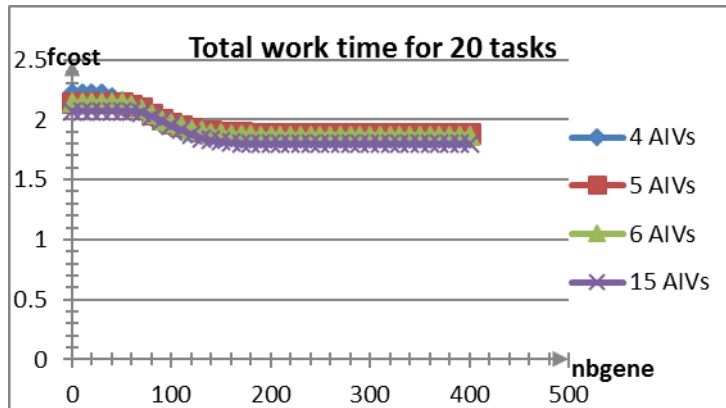


Figure 7 : Variation du temps total de travail avec l'évolution des générations pour 20 tâches

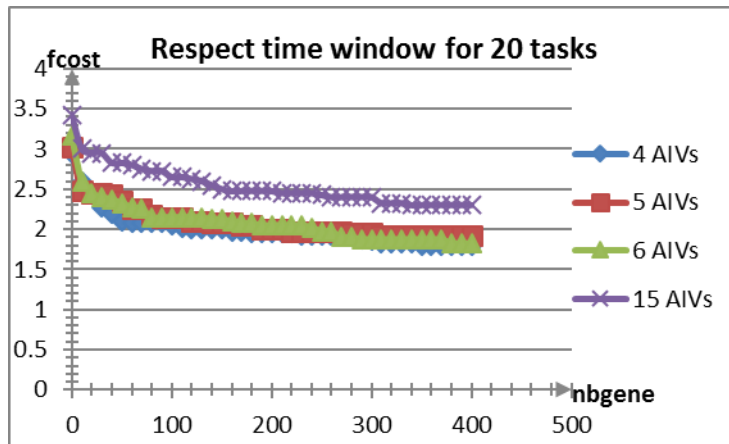


Figure8 : Variation du Respect de la fenêtre de temps en fonction de l'évolution des générations pour 20 tâches

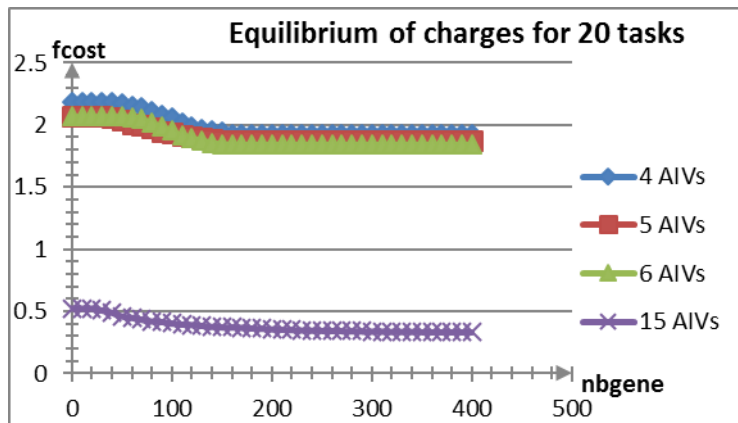


Figure9 : Variation de l'équilibre des charges avec l'évolution des générations pour 20 tâches

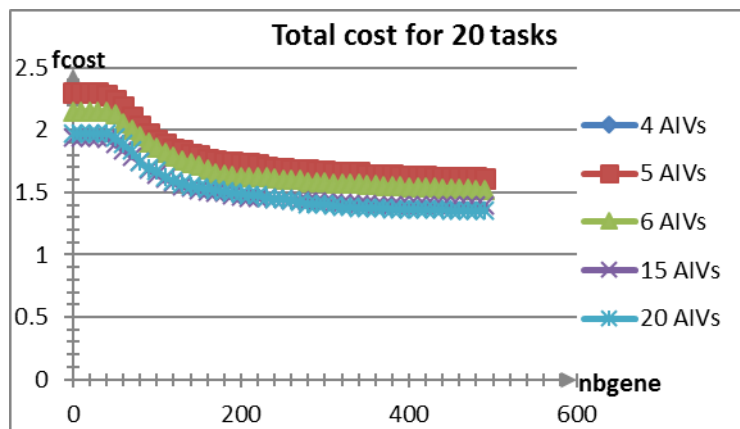


Figure 10 : Variation de la fonction objectif avec l'évolution des générations pour 20 tâches

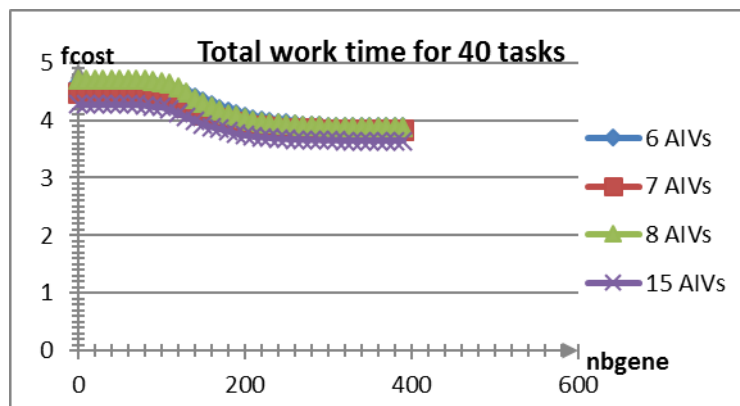


Figure 11 : Variation du temps de travail avec l'évolution des générations pour 40 tâches

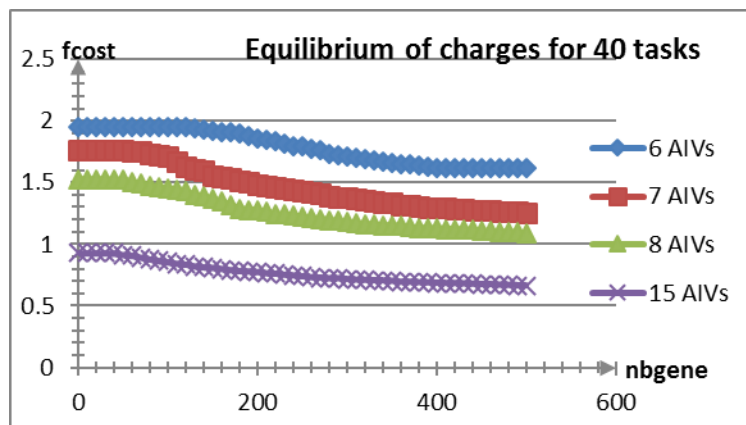


Figure 12 : Variation de l'équilibre des charges avec l'évolution des générations pour 40 tâches

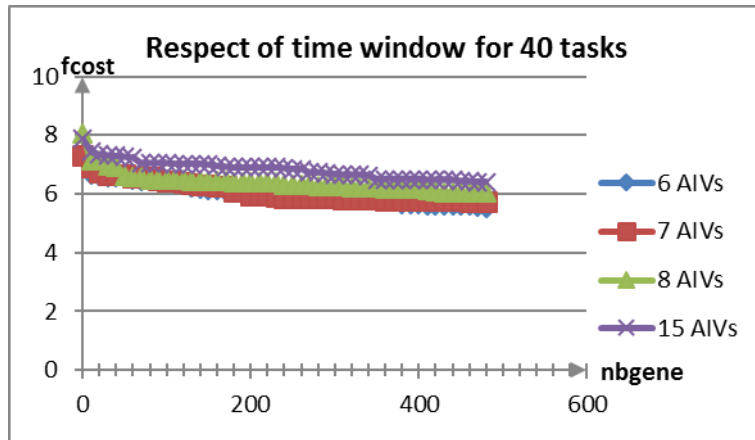


Figure13 : Variation de respect de la fenêtre de temps avec l'évolution les générations 40 tâches

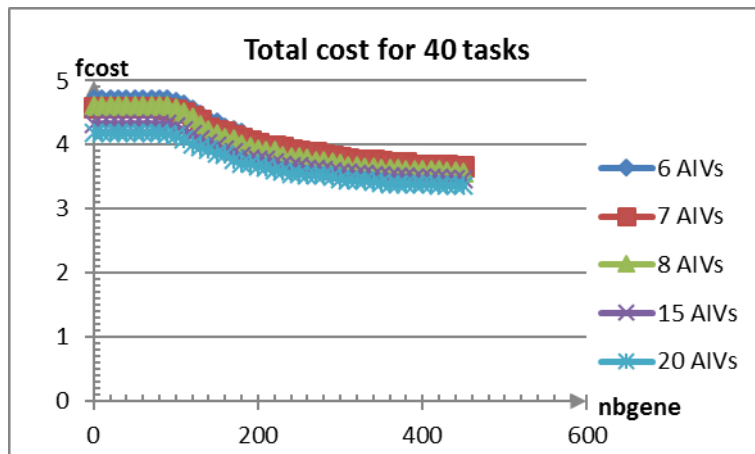


Figure 14 : Variation du temps de travail avec l'évolution les générations pour 40 tâches

IV.4. Interprétations des résultats

Les résultats numériques montrent la convergence de l'approche AG & DIJK & HEUR pour les différents critères. Par exemple, pour le temps total de travail, la valeur de la fonction objectif varie en fonction du nombre d'AIVs, elle diminue lorsque le nombre des AIVs augmente. Pour 20 tâches, les valeurs sont : 1.591, 1.62 ,1.527, 1.394, 1.352 respectivement pour 4, 5,6 et 15 AIVs, mais la différence des valeurs est très faible et pour chaque nombre de véhicules, l'approche proposée converge.

Pour les critères de respect de la fenêtre temporelle, la valeur de la fonction objectif augmente proportionnellement avec le nombre des véhicules est égal à : 1.8, 1.925, 1.825, 2.3, respectivement pour 15, 6, 5 et 4 AIVs. Mais pour 15 AIVs, la valeur est supérieure à 6, 5 et 4 AIVs. Pour l'équilibre des charges, la valeur de la fonction objectif augmente inversement proportionnel avec le nombre des véhicules, elle est égale à 1,92, 1.875, 1.838, 0.332, respectivement, pour 4, 5, 6 et 15 AIVs. Mais pour 15 AIVs il y a une grande différence par rapport aux autres valeurs.

En conclusion, pour 20 tâches, la valeur de la fonction objectif globale en fonction de tous les critères augmente proportionnellement avec le nombre de véhicules, elle est égale à 1.838, 1.887, 1.867, 1.795 respectivement pour 4, 5, 6, et 15 AIVs, les valeurs sont très proches. D'ailleurs pour 40 tâches, la variation de la valeur globale de la fonction objectif varie comme pour le cas de 20 tâches.

Les résultats numériques montrent la convergence de notre approche pour chaque critère indépendamment et aussi pour le problème multi-objectif global. La variation de la valeur de fonction coût pour chaque critère n'est pas très importante lorsque le nombre de tâches est faible, mais cette différence augmente avec l'augmentation du nombre de tâches. Nous pouvons également mentionner, que la variation de la fonction coût selon le critère de l'équilibre de charge est plus importante que les autres critères. Cela prouve l'importance du nombre de véhicules pour l'équilibre des charges.

V. Conclusions et perspectives

Nous avons présenté le problème d'affectation des conteneurs aux AIVs qui représentent une partie importante dans le problème de chargement et de déchargement de navire dans un port. Le problème a été assimilé à un problème multi-objectif NP complet, par analogie avec le problème d'ordonnancement et le problème de tournée des véhicules. L'étude a été initiée par la formulation du modèle mathématique, une fonction multi-objectif globale a été proposée.

Dans la deuxième partie de ce chapitre, le problème mono-objectif qui optimise la distance totale parcourue par tous les AIVs a été étudié. Une approche génétique a été proposée pour résoudre

ce problème. Les tests numériques montrent la performance de cette approche à trouver la meilleure solution. Une extension de ce travail a été proposée pour améliorer cette approche en ajoutant l'algorithme de Dijkstra pour optimiser les chemins des véhicules afin de guider l'approche génétique pour optimiser le problème global d'affectation. Une étude comparative entre trois approches ; une première approche de l'algorithme génétique, une deuxième approche hybride composée de l'algorithme Dijkstra et l'algorithme génétique où l'algorithme exact a été utilisé pour calculer le plus court chemin et une troisième approche hybride composée de l'algorithme génétique, l'heuristique et l'algorithme Dijkstra a été effectuée. Les résultats montrent la performance de la dernière approche hybride pour résoudre notre problème. Il montre également la bonne performance de l'algorithme génétique pour trouver la meilleure solution indépendamment de la méthode choisie pour l'affectation dans la population initiale. Afin de proposer la meilleure solution nous sélectionnons la troisième approche GA & DIJK & HEUR, car elle a donné la meilleure solution et avec cette approche, nous avons constaté un gain de temps d'exécution. Dans la deuxième partie de ce travail, nous nous sommes focalisé sur le problème multi-objectif de l'affectation des conteneurs aux AIVs. Nous avons étudié trois critères d'optimisation ; la durée totale de travail de tous les AIVs, le respect de la fenêtre de temps des tâches et l'équilibre entre les durées de travail des AIVs. Les résultats numériques montrent la convergence de notre approche pour chaque critère séparément et confirment également sa performance pour résoudre le problème multi-objectif.

Cependant, l'environnement du port n'est pas statique et la vie réelle dans un port est très dynamique, car l'arrivée et le départ d'un navire ne correspondent pas toujours à l'heure prévue. En effet, il existe une dépendance envers plusieurs facteurs tels que le facteur climatique, le facteur du trafic du réseau routier dans le port et l'état des équipements du port. En raison de tous ces facteurs, nous proposons d'étudier le problème d'affectation des conteneurs aux AIVs dans un terminal à conteneurs dans un environnement dynamique et montrons le degré de robustesse de notre approche dans ce type d'environnement.

Chapitre 5 :

Robustesse de l'Approche Hybride dans un Environnement Dynamique

I. Introduction

La grande surface du port nécessite l'utilisation d'un grand nombre de véhicules et de différents types, comme les véhicules automatisés, les grues de quai, les véhicules internes... Dans ce type de ports, il y a un grand nombre de navires qui arrivent chaque jour. L'environnement dans ce type des ports est très dynamique. Parce que le système traditionnel traite l'opération de chargement et de déchargement comme un processus statique, ce type de système peut rencontrer un problème lorsqu'il s'agit d'un retard de traitement d'un navire, car tous les autres navires qui vont arriver après, seront en retard. Mais, parmi ces navires qui seront en retard, parfois il y a des navires prioritaires et doivent être déchargé ou chargé rapidement. Ce type de ports à une grande surface, le trafic dans leur réseau routier est très important à cause du nombre de véhicules important. La perturbation du réseau à cause d'un accident ou autres facteurs peut engendrer la non validité de certains chemins. Aussi, la plupart des équipements du port sont automatiques, en particulier les véhicules autonomes intelligents (AIVs) qui vont transporter les conteneurs d'une zone de stockage à une autre ou inversement. Un manque de charge pour un véhicule peut engendrer un retard de transport d'un ensemble de conteneurs ce qui peut retarder l'opération de chargement ou de déchargement.

Pour supporter ce type de problèmes, les systèmes de traitement des opérations portuaires doivent être dynamiques. Dans la section qui suit, on va présenter le problème d'affectation de

conteneurs aux véhicules autonomes dans un port de petite taille. Une étude comparative de l'application de notre approche de résolution entre un port de petite taille et un port de grande taille. L'application de notre approche dans le cas dynamique en particulier avec l'apparition des nouveaux conteneurs, la non validité de certains chemins au cours de l'opération de transport et le défaut de charge d'un ou plusieurs véhicules autonomes. En conclusion, on montre le degré de robustesse de notre approche.

La plupart des recherches considèrent le problème de planification comme un problème statique et certain. Toutes les activités et leurs durées sont connues à l'avance et que la solution ne change pas en cours d'exécution. Cependant, de nombreux problèmes d'ordonnancement du monde réel sont sujets à changement : nouveaux emplois qui arrivent, les ressources ne parviennent pas, ou les tâches prennent plus de temps que prévu. Si ces changements sont importants, les solutions optimales proposées à l'avance peuvent s'avérer mauvaises dans la pratique. Pour cette raison, il est préférable de trouver des solutions qui sont robustes aux changements probables.

II. Description du problème

Supposons qu'on a un ensemble de conteneurs stockés dans différents dépôts du port. Ces conteneurs doivent être transportés vers un emplacement de déchargement afin d'être transféré par des camions, des trains, etc ... à des clients ou à un emplacement de chargement pour être transféré au bord du navire. Ces conteneurs sont affectés à un ensemble de véhicules dont chacun va transporter un ensemble de ces conteneurs. Mais, au cours de l'exécution du processus de chargement et de déchargement, certains événements peuvent apparaître. Par exemple, l'apparition d'une perturbation au niveau du réseau routier, elle peut causer un retard de véhicules au cours des opérations de transport de conteneurs. Ce retard va augmenter la durée de stockage de conteneurs, ce qui peut causer le retard des nouvelles opérations de déchargement, le nouveau navire qui arrive sera obligé de rester en attente de déchargement car toutes les zones de stockages sont occupées. Cette attente peut causer une perte économique très importante. Mais, le problème devient plus grave lorsque le navire qui vient d'amarrer au bord contient des marchandises ayant des délais de consommation prioritaires d'où la nécessité de le décharger rapidement pour être ensuite distribué aux clients.

Un autre type de perturbation qui peut affecter le port, est l'indisponibilité des dépôts, ce qui oblige les véhicules à déposer les conteneurs dans des positions autres que les dépôts pour qu'ils soient après transportés par d'autres véhicules.

Un système statique qui utilise un plan de déchargement ou de chargement fixé à l'avance ne peut pas supporter cette opération. D'où la nécessité d'un système dynamique qui peut proposer des solutions pour affecter ces conteneurs aux différents véhicules qui sont en train d'exécuter d'autres tâches.

III. Robustesse de l'approche pour un port de grande taille

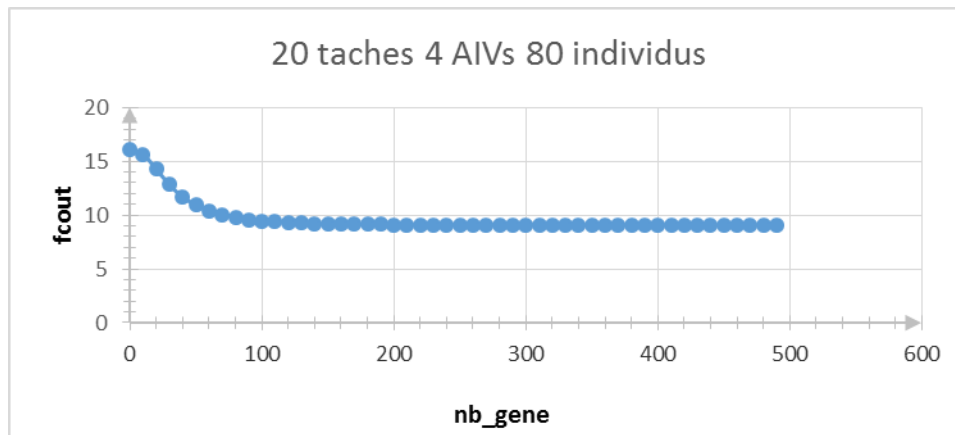
Dans le but d'étudier la robustesse de notre approche dans un environnement dynamique, on propose de changer le modèle du port vers un modèle de grande taille.

III.1. Scénario

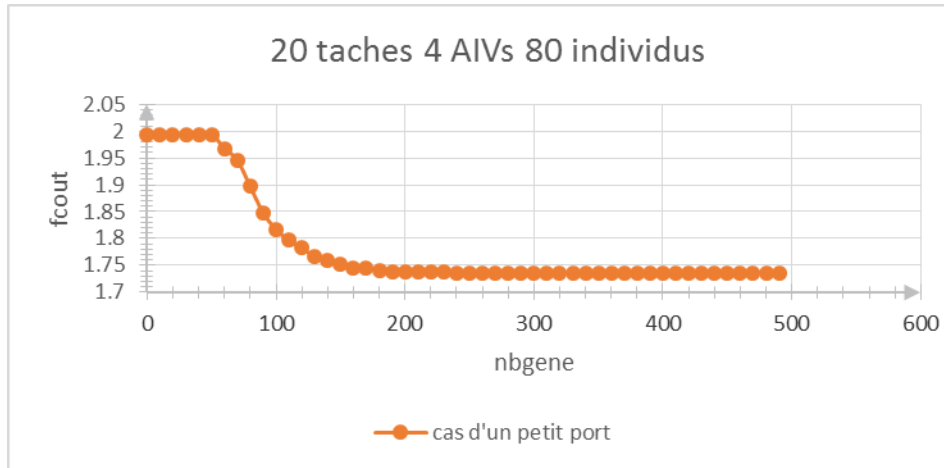
L'application de ces approches est faite avec un ordinateur ayant 2GO de mémoire RAM et 1,5 GHz vitesse du processeur. L'application du langage est C ++. Nous avons testé les approches avec 20 missions et 4 AIVs. Les paramètres de l'algorithme génétique sont: la probabilité d'individus sélectionnés pour le croisement à partir de chaque population de passage est de 0,7 et la probabilité d'individus sélectionnés pour la mutation est de 0,1.

Dans le chapitre précédent, on a fait les tests numériques sur un modèle d'un port de petite taille contenant 10 nœuds sur une surface 10*10, les résultats étaient très encourageants. On propose maintenant un modèle de grande taille 25 nœuds sur une surface de 25*25. Ce choix était car dans ce type de port il y a une grande possibilité de rencontrer des problèmes dynamique que dans un port de petite taille. La matrice dans l'annexe, présente les valeurs des distances entre les différents nœuds du graphe représentant le port.

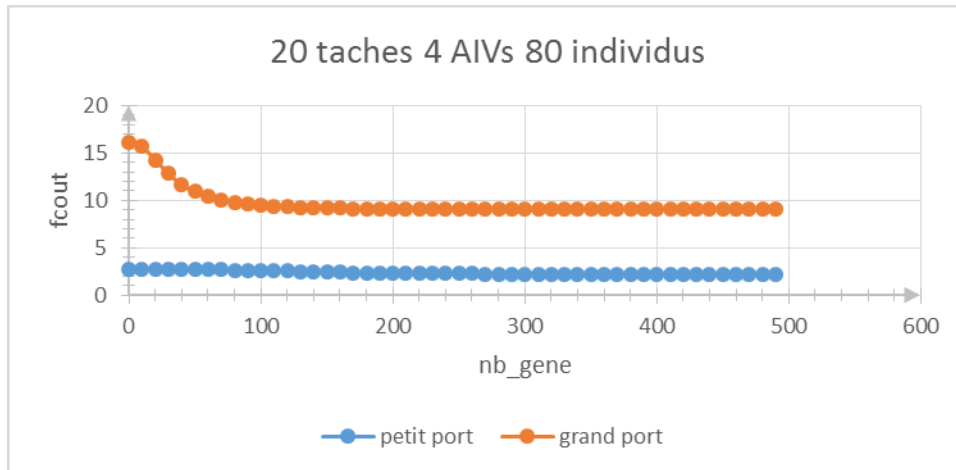
III.2. Les résultats numériques



Variaiton fonction objectif pour un grand port



Variaiton fonction objectif pour un petit port



Comparaison entre petit port et grand port

III.3. Interprétations des résultats

Dans la vie réelle d'un port, l'augmentation de la surface nécessite un réseau routier plus élargi, le nombre de points de rencontre devient plus grand. Ce qui augmente la possibilité de croisement des AIVs avec d'autres types de véhicules. La perturbation du réseau routier dans le port croît et l'environnement portuaire devient plus dynamique. Pour modéliser ce type de port, on propose des graphes de grande taille dont le nombre de nœuds est grand et qui sont repartis sur une grande surface.

L'augmentation de la surface rend les distances parcourues par les AIVs plus grandes car les dépôts seront plus espacés. Cette augmentation de distance a augmenté la valeur de la fonction objectif car ses variations sont proportionnelles l'une par rapport à l'autre. Parcontre, l'augmentation du nombre de nœuds n'a pas eu d'influence sur la convergence de l'algorithme génétique. L'augmentation de la taille du graphe rend le problème de routage plus important, ce problème a été résolu d'une manière statique grâce à l'algorithme DJKSTRA.

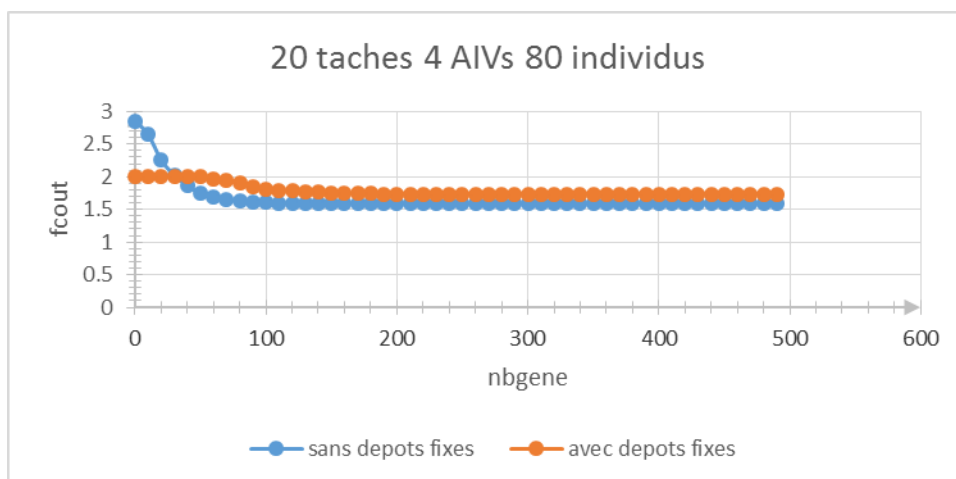
L'application de notre approche sur un modèle de port de grande taille montre sa convergence et par conséquent la robustesse de notre approche sur différents types de ports.

IV. Robustesse de l'approche pour un environnement dynamique

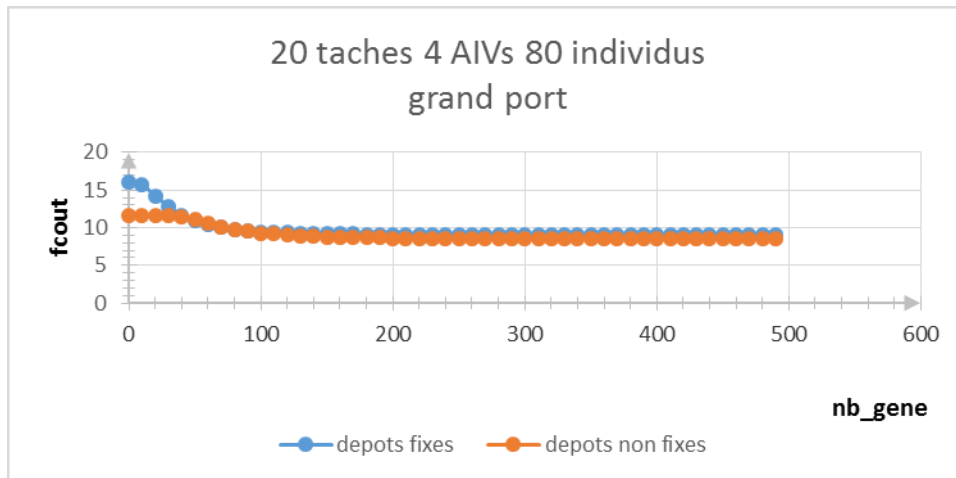
IV.1. Cas de dépôts dynamiques

L'idée de ce problème est de traiter les cas où chaque AIV n'est pas censé transporter le conteneur vers le dépôt de stockage, mais de le transporter vers un point de rencontre avec un autre AIV qui est plus proche du dépôt de stockage. Ceci dans le but de minimiser les distances parcourues par les AIVs en particulier les déplacements à vide. Les positions finales des conteneurs ne sont pas limitées à un petit nombre de dépôts.

Dans la vie réelle d'un port, il est possible que les dépôts ne soient pas fixes d'avance. Ou bien pour des raisons particulières les dépôts ne sont plus disponibles au cours de l'exécution de l'approche. La solution proposée est de choisir aléatoirement pour chaque conteneur une origine et une destination. Les tests ont été faits sur 20 tâches et 4 AIVs réparties et un nombre de nœuds d'origine et de destination aléatoires. Les graphes ci-dessous montrent une comparaison entre la solution du problème lorsque les dépôts sont fixes d'avance et quand les dépôts sont choisis aléatoirement pour les deux types de ports.



Comparaison entre depots fixes et depots non fixes pour un petit port



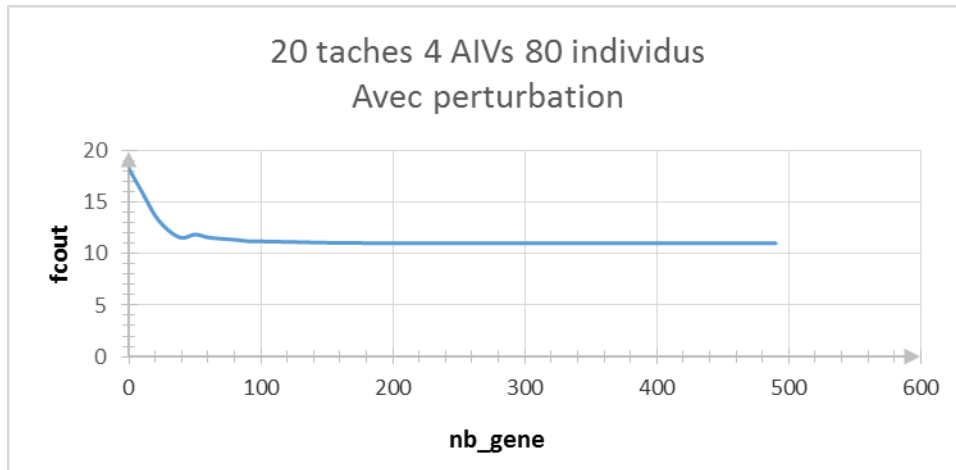
Comparaison entre depots fixes et depots non fixes pour un grand port

L'application de l'approche a été faite sur deux problèmes, le premier problème pour des dépôts de stockage fixe et le deuxième problème pour des dépôts non fixes. L'approche converge dans les deux cas malgré que la solution initiale pour le premier problème a une valeur plus grande, les deux cas convergent vers deux solutions de valeurs presque identiques. Avec un petit retard de la convergence de la première solution ce qui peut être dû à la différence entre les valeurs des solutions initiales. Ce qui a nécessité un nombre plus grand de générations pour la convergence.

IV.2. Cas d'une perturbation routière

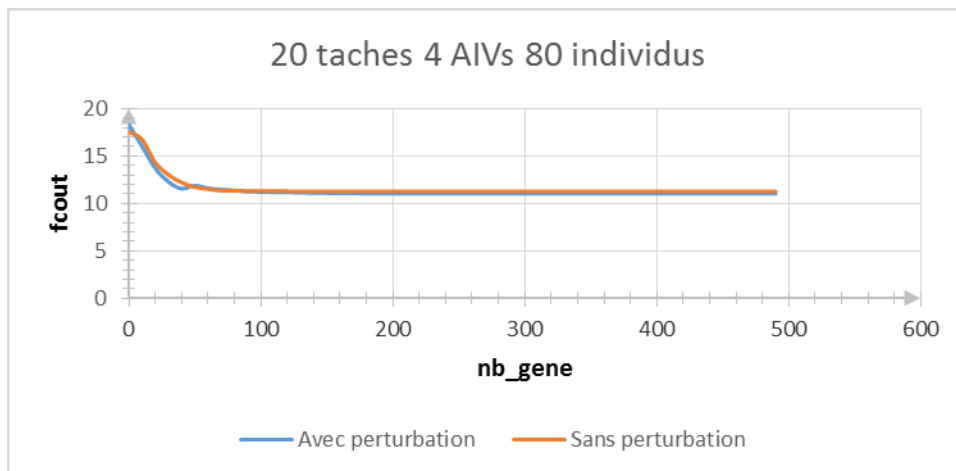
C'est le cas où un ou plusieurs nœuds deviennent non disponibles, le plus court chemin choisi en avance n'est plus valide. L'approche propose alors une solution avec un chemin valide mais qui n'est pas le plus court. La solution n'est pas la meilleure mais elle peut être acceptable jusqu'à la résolution du problème de nœuds invalides.

Le test a été fait sur 20 tâches, on a fait une comparaison entre la solution avec le plus court chemin qui représente la meilleure solution et celle en remplaçant les plus courts chemins qui deviennent non valides avec des chemins quelconques.



Cas d'une perturbation routiere

Quand il y a des nœuds qui ne sont pas disponibles, les plus courts chemins contenant ces nœuds seront également non disponibles. Tous les AIVs prenant ces nœuds seront obligés de choisir d'autres chemins pour aller à leurs destinations. La solution obtenue n'est pas meilleure que celle en absence de perturbation dans laquelle le plus court chemin est utilisé.



Comparaison entre solution avec perturbation et sans perturbation

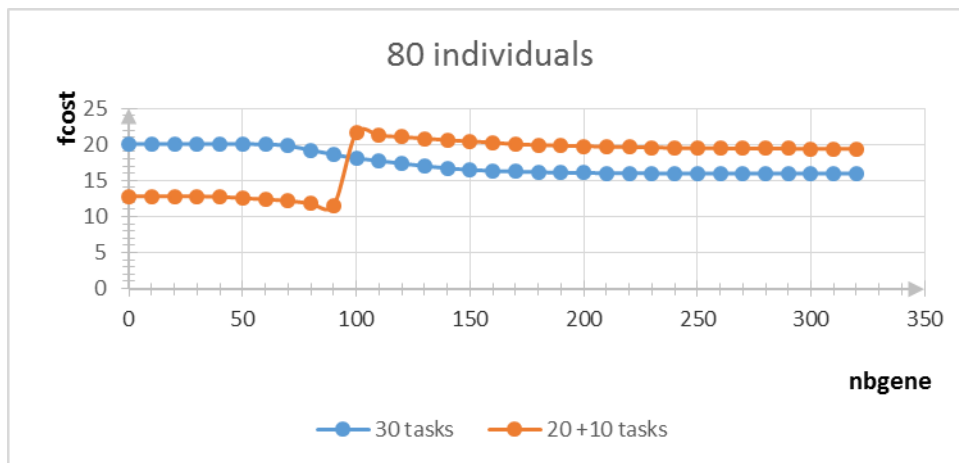
La solution initiale avec l'existence d'une perturbation dans le réseau routier est moins bonne que celle sans perturbation, mais après quelques générations de l'AG, cette solution devient

meilleure. Cette amélioration a été obtenue grâce aux générations de l'algorithme génétique. Ces résultats numériques montrent la performance de notre approche pour trouver une bonne solution, même en présence de perturbations routières dans le port.

IV.3. Cas d'ajout de nouvelles tâches

Dans le cas des grands ports, le nombre de navires qui arrivent chaque jour est plus grand par rapport aux petits ports. Un retard dans l'opération de chargement ou de déchargement d'un navire peut causer un retard dans les dates de départ et d'arrivée de tous les autres navires. Ceci peut causer un chevauchement dans les dates correspondantes aux différents navires. Un navire urgent peut arriver pour amarrer ce qui nécessite un ensemble d'équipements pour le décharger ensuite le charger avec des nouveaux conteneurs. Mais tous les équipements du port sont occupés et aucun équipement n'est disponible pour les opérations du nouveau navire. Ceci oblige les responsables du port à résoudre le problème en affectant les opérations correspondants aux nouveaux conteneurs en particulier celles de déplacement des conteneurs aux véhicules qui sont en cours de traitement d'autres travaux. En donnant une priorité plus grande aux nouveaux conteneurs.

Le test a été fait en exécutant l'opération de déplacement de 20 conteneurs avec 4 AIVs, mais au cours de l'exécution on ajoute un nouvel ensemble de 10 conteneurs. Le graphe ci-dessous montre l'évolution de la solution avant d'ajouter les nouveaux conteneurs, la solution commence à descendre pour s'approcher de la solution optimale, mais avec l'arrivée des nouveaux conteneurs, elle monte de nouveau pour se stabiliser et converger à la fin vers une solution proche de la solution optimale. Les graphes ci-dessous montrent la convergence de l'approche avec l'insertion de nouvelles tâches. Malgré que la solution soit moins bonne que celle lorsque le traitement est fait pour l'ensemble de tâches en même temps, la solution converge vers une solution acceptable.



IV.4. Interprétations des résultats

Pour montrer la robustesse de notre approche dans un environnement dynamique, on a fait des tests sur plusieurs types de cas dynamiques. Le premier test a traité le cas des dépôts dynamiques, dans ce cas, pour des raisons de manque d'énergie chez certains AIVs ou pour des problèmes de disponibilité de dépôts, on peut proposer de choisir des dépôts quelconques qui ne sont pas fixés d'avance. Les résultats numériques ont montré une convergence de notre approche même avec des dépôts non fixés en avance. Le deuxième test a traité le cas d'une perturbation routière qui peut être due à un problème de trafic dans le réseau routier, un point de rencontre peut devenir non disponible pour une raison quelconque ce qui rend tous les chemins passant par ce point non disponibles. Dans ce cas aussi, les résultats numériques montrent la performance de notre approche à trouver une solution acceptable malgré la perturbation qui ralentit la convergence finale de l'approche. Le troisième cas traité concernant l'ajout de nouvelles tâches au cours de l'exécution de l'approche. Les résultats numériques montrent que l'ajout de nouvelles tâches, malgré qu'il ait éloigné l'approche de la convergence au début, après quelques générations, l'algorithme génétique arrive à converger vers une bonne solution.

V. Conclusions et perspectives

L'application de cette approche pour un modèle de port de petite taille et un modèle de grande taille montre sa performance pour les différents types de port. La mobilité des dépôts a montré une grande performance de l'approche lorsqu'il y a un problème aux niveaux des dépôts et

doivent être remplacés par d'autres dépôts. Les tests numériques ont montré aussi la performance de l'approche de trouver une bonne solution même avec l'arrivée des nouveaux conteneurs urgents et qui doivent être chargés ou déchargés. Le problème de perturbation du réseau routier a été aussi traité dans cette application et notre approche a montré une bonne performance pour ce type de problèmes.

Ces résultats nous donnent l'idée d'appliquer cette approche pour un système de transport des conteneurs d'une position à une autre, sans fixer les dépôts à l'avance. Ce type de système peut être appliqué aux terminaux contenant un grand nombre de dépôts, comme exemple on peut citer, les aéroports car ils contiennent un grand nombre de points de chargement et de déchargement de bagages. Ainsi, dans les aéroports, le mouvement d'atterrissage et de décollage des avions est très important et le retard que peut causer un chevauchement des opérations de chargement et de déchargement est très fréquent.

Chapitre 6 :

Conclusions et perspectives

On a étudié dans ces travaux de thèse le problème d'affectation des conteneurs aux AIVs dans un terminal à conteneurs. Dans la première phase de ce projet, on a développé un système statique permettant d'optimiser la durée totale de l'opération de déplacement des conteneurs, incluant le temps d'attente des véhicules aux niveaux des points de chargement et l'équilibre des temps de travail entre les véhicules. Dans l'approche proposée, on a commencé par résoudre le problème mono-objectif en fonction de la distance totale parcourue par tous les véhicules, en faisant une différenciation entre le poids de la distance à vide et la distance pour laquelle le véhicule est chargé par un conteneur. L'approche utilisée était l'algorithme génétique (AG) et les résultats numériques ont montré la performance de cette approche. L'AG a été appliquée pour optimiser les opérations d'affectation seulement sans influencer le choix du chemin parcourue par chaque AIV. Ce qui a montré une limite de l'approche génétique pour résoudre ce problème. Une extension de ce travail a été proposée ensuite pour améliorer les résultats. Une étude comparative a été réalisée entre trois approches : la première approche est l'AG, la deuxième approche est l'AG et l'algorithme Dijkstra (DIJK) qui a été utilisée pour trouver le chemin le plus court pour chaque véhicule et la troisième approche est l'AG et DIJK et une heuristique (HEUR) qui a été proposée pour choisir le véhicule le plus proche de chaque conteneur. L'étude numérique a montré que la meilleure performance est donnée par l'approche AG & DIJK &. Le problème multi-objectif a été ensuite résolu en appliquant cette méthode, les résultats numériques ont confirmé la performance de notre approche sur notre typologie de problème.

Dans la deuxième phase de notre travail, on a étudié la robustesse du système dans un environnement dynamique. Puisque le terminal à conteneurs contient généralement un grand

nombre d'équipements, un retard à l'arrivée d'un navire au niveau du port ou un mauvais fonctionnement de l'un des équipements peut causer un retard de l'une des opérations du processus de chargement ou de déchargement. Ceci va influencer les opérations d'affectation des conteneurs. Un cumul de retard peut causer l'indisponibilité d'équipement lors de l'arrivée d'un navire, voir l'insuffisance d'espace de stockage dans les différents dépôts. Le trafic routier peut aussi causer un retard à l'arrivée du véhicule à la position du conteneur ou la non disponibilité d'un point de croisement. Cela nécessitera alors le choix d'un autre chemin pour le véhicule malgré l'optimalité éventuelle de la solution initiale. Ces cas ont été étudiés expérimentalement, les résultats numériques ont montré la robustesse de notre approche pour le cas dynamique.

Ces travaux nous ont donc permis de développer un système d'affectation des conteneurs aux AIVs dans un environnement portuaire statique et dynamique.

- Une première contribution de ce travail était dans le traitement de problème d'affectation des conteneurs aux véhicules autonomes indépendamment des autres problèmes d'affectations dans le port tel que affectation des conteneurs aux grues, affectations des grues aux véhicules autonomes, affectation des conteneurs aux zones des stockages...etc. Le traitement du problème indépendamment des autres problèmes d'affectation dans un terminal à conteneurs bien qu'il facilite la résolution de problème, il donne aux responsables dans un port la possibilité de découvrir très vite la source d'un mauvais fonctionnement du système portuaire global s'il apparait. Cette découverte sera beaucoup plus rapide par rapport à celle dans un système portuaire intégré.

- Une deuxième contribution dans ce travail est la modélisation mathématique du problème qui met l'accent sur un nouveau facteur qui est l'équilibre de la durée de travail entre les véhicules qui peut augmenter la durée d'utilisation des véhicules et minimiser le risque de panne par défaut de charge électrique. Cet équilibre nous permet d'estimer correctement le temps de manque de charge de tous les véhicules en parallèle pour pouvoir l'éviter.

- Une troisième contribution est la proposition d'une approche hybride AG & DIJK & HEUR permettant de résoudre le problème d'affectation des tâches aux véhicules autonomes

indépendamment de l'environnement de l'utilisation de cette approche qu'il soit un terminal à conteneurs de petite taille ou de grande taille ou un autre espace de production.

- Une quatrième contribution est l'étude du problème d'affectations des conteneurs aux AIVs dans un environnement portuaire dynamique. Ce qui a montré la robustesse de notre approche dans un environnement dynamique.

Pour le futur, nous proposons :

- De développer un système portuaire distribué dont chaque partie peut fonctionner indépendamment et envisager des résolutions décentralisées. Par exemple, l'affectation des conteneurs aux grues, l'affectation des conteneurs aux zones de stockage, l'affectation des grues aux véhicules autonomes. Ensuite on pourra faire une comparaison avec les résultats trouvés pour un système intégré.
- La modélisation d'un système permettant d'optimiser la durée de vie des véhicules autonomes en optimisant leur consommation de la charge électrique aux cours des déplacements.
- L'étude de application de l'approche hybride AG & DIJK & HEUR dans d'autres environnements tel que les grands espaces commerciaux, les usines, les aéroports, ...etc.
- L'intégration de l'incertitude dans les environnements portuaires de grandes tailles en appliquant une approche possibiliste ou probabiliste pour résoudre le problème des pannes brusques de véhicules, le problème du trafic routier et le retard dans les dates de départ et d'arrivée des véhicules aux différents points du port.
- Le développement un système d'apprentissage utilisant les réseaux de neurones pour effectuer l'affectation des conteneurs aux véhicules.

Références bibliographiques

- [1]: <http://www.intrade-nwe.eu/> projet européen en transport intelligent InTraDE, LAGIS
- [2]: Hertz, 2000. Les méta-heuristiques : quelques conseils pour en faire bon usage.
- [3]: Papadimitriou, C. H. and Steiglitz, K. (1982). Combinatorial Optimization: Algorithms and Complexity. Prentice-Hall.
- [4]: I. Charon, A. Germa, O. Hudry (1996). Méthodes d'optimisation combinatoire. Edition Masson, France.
- [5]: P. Esquirol, P. Lopez (2001), Concepts et méthodes de base en ordonnancement de la production. Ordonnancement de la production, Edition Hermès, Paris.
- [6]: J. Carlier, E. Pinson (1989). An algorithm for solving the Job-shop problem. Management Science, N° 35, pp 164-176.
- [7]: H. Farreny, M. Ghallab (1987), Eléments de l'intelligence artificielle. Edition Hermès, Paris.
- [8]: Sen, T., Raiszadeh, M., and Dileepan, P. (1988). A branch and bound approach to the bicriterion scheduling problem involving total flowtime and range of lateness. Management Science, 34(2) :254–260.
- [9]: Stewart, B. and White, C. (1991). Multiobjective a*. Journal of the ACM, 38(4) :775–814.
- [10]: White, D. (1982). The set of efficient solutions for multiple-objectives shortest path problems. Computers and Operations Research, 9 :101–107.
- [11]: E.G. Talbi (1999). Métaheuristiques pour l'optimisation combinatoire multiobjectif. Rapport C.N.E.T (France Télécom) Paris.
- [12]: Hwang, C. and Masud, A. (1979). Multiple objective decision making -methods and applications. In Lectures Notes in Economics and Mathematical Systems, volume 164. Springer-Verlag, Berlin.

- [13]: Ishibuchi, H. and Murata, T. (1998). A multi-objective genetic local search algorithm and its application to flowshop scheduling. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part C : Applications and Reviews*, 28(3) :392–403.
- [14]: Veldhuizen, D. V., Sandlin, B., Marmelstein, R., Lamont, G., and Terzuoli, A. (1997). Finding improved wire-antenna geometries with genetic algorithms. In Chawdhry, P., Roy, R., and Pant, P., editors, *Soft Computing in Engineering Design and Manufacturing*, pages 231–240, London. Springer Verlag.
- [15]: Ritzel, B., Eheart, J., and Ranjithan, S. (1994). Using genetic algorithms to solve a multiple objective groundwater pollution problem. *Water Resources Research*, 30(5):1589–1603.
- [16]: A. Hertz, B. Jaumard, M.P. De Aragao, Local Optima Topology for the k-coloring Problem. *Discrete Applied Mathematics* 49: 257-280, 1994.
- [17]: Wienke, P., Lucasius, C., and Kateman, G. (1992). Multicriteria target optimization of analytical procedures using a genetic algorithm. *Analytical Chimica Acta*, 265(2):211–225.
- [18]: Coello, C. (1998). Using the min-max method to solve multiobjective optimization problems with genetic algorithms. In *IBERAMIA'98, LNCS*. Springer-Verlag.
- [19]: Serafini, P. (1992). Simulated annealing for multiple objective optimization problems. In *Tenth Int. Conf. on Multiple Criteria Decision Making*, pages 87–96, Taipei.
- [20]: Gandibleux, X., Mezdaoui, N., and Freville, A. (1996). A tabu search procedure to solve multiobjective combinatorial optimization problems. In Caballero, R., Ruiz, F., and Steuer, R., editors, *Second Int. Conf. on Multi-Objective Programming and Goal Programming MOPGP'96*, pages 291–300, Torremolinos, Spain. Springer-Verlag.
- [21]: Collette.Y and Siarry.P, *Optimisation Multiobjectif*, Eyrolles 2002.
- [22]: Kursawe, F. (1991). A variant of evolution strategies for vector optimization. In Schwefel, H. and Manner, R., editors, *Parallel Problem Solving from Nature*, volume 496 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 193–197, Berlin. Springer-Verlag.
- [23]: Schaffer, J. (1985). Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithms. In Grefenstette, J., editor, *ICGA Int. Conf. on Genetic Algorithms*, pages 93–100. Lawrence Erlbaum.

- [24]: Richardson, J., Palmer, M., Liepins, G., and Hilliard, M. (1989). Some guidelines for genetic algorithms with penalty functions. In Third Int. Conf. on Genetic Algorithms ICGA'3, pages 191–197.
- [25]: Allenson, R. (1992). Genetic algorithms with gender for multi-function optimisation. Technical Report EPCC-SS92-01, Edinburg Parallel Computing Center, Edinburg, Scotland.
- [26]: R.E. Bellman, « The Bellman continuum ». Editions Robert S. Roth, 1986.
- [27] : I.H. Osman, G. Laporte, Metaheuristics: A bibliography, Annals of Operations research, 63: 511-623, 1996.
- [28] : M. Widmer, A. Hertz et D. Costa. "Les métaheuristiques apparus dans « ordonnancement de la production »" Edité par Pierre Lopez et François Roubellat,
- [29]: S.Kirkpatrick, C.Gelatt, Jr and M.Vecchi, optimization by simulated annealing, Science, vol 220, No 4508, May 1983, pp, 671-680.
- [30]: Glover, F. (1989), "Tabu Search – Part I", ORSA Journal on Computing 1, 190-206.
- [31]: Dorigo M. and . Di Caro, 1999. The Ant Colony Optimization Meta-Heuristic, In: D. Corne, M. Dorigo and F. Glover Editors, New Ideas in Optimization, McGraw-Hill.
- [32]: J.H. Holland (1975) Adaptation in Natural and Artificial Systems, University of Michigan Press, Ann Arbor, Michigan; re-issued by MIT Press (1992).
- [33]: S. Bourazza, Variantes d'algorithmes génétiques appliquées aux problèmes d'ordonnancement. Thèse de Doctorat de l'Université du Havre, 2006.
- [34]: T. Vallée, M. Yildizoglu. Présentation des algorithmes génétiques et de leurs applications en économie. Décembre 2003, v. 4.2
- [35]: A. Berro, Agents évolutionnaires pour l'optimisation multiobjectif : Evolutionary agents for multiobjective optimization RFIA 28-30 janvier 2004, Toulouse.
- [36]: Horn, J., N. Nafpliotis, D. E. Goldberg. A Niched Pareto Genetic Algorithm for Multiobjective Optimization. – In: Proc. of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation, IEEE World Congress on Computational Intelligence, Vol. I, Piscataway, New Jersey, IEEE Service Center, June 1994, 82-87.

- [37]: N. Srinivas and Kalyanmoy Deb. Multiobjective Optimization Using Nondominated Sorting in Genetic Algorithms. *Evolutionary Computation*, 2(3):221 – 248, 1994. [38] : E. Zitzler and L. Thiele, "An evolutionary algorithm for multiobjective optimization: The strength pareto approach", Technical Report 43, Computer Engineering and Networks Laboratory (TIK), Swiss Federal Institute of Technology (ETH) Zurich, 1998.
- [39]: E. Zitzler and M. Laumanns and L. Thiele, "SPEA2: Improving the strength pareto evolutionary algorithm for multiobjective optimization", in *Evolutionary Methods for Design, Optimisation and Control with Application to Industrial Problems (EUROGEN 2001)*, 2002.
- [40]: K. Deb and A. Pratap and S. Agarwal and T. Meyarivan, "A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II", *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002.
- [41] : M. Kefi, *Optimisation Heuristique Distribuée du Problème de Stockage de Conteneurs dans un Port*, these de doctorat ecole central lille, 2008.
- [42]: Steeken.D, VOß.S, Stahlbock.R, *Container Terminal Operation and Operations Research-a classification and literature review*, *Operational Research Spectrum*, vol.26, pp. 3-49, 2004.
- [43]: P-A. Ioannou, H.Julia, C-I.Liu, Vukadinovi.K, Pour mohammadi .H, 2000, *Advanced material handling: Automated guided vehicles in agile ports*. Research report, Center for advanced Transportation Technologies, University of Southern California, Los Angeles
- [44]: Vacca.I. M.Salani. M.Bierlaire *Optimization of operations in container terminals: hierarchical vs integrated approaches*, STRC 2010.
- [45]: Imai, A., Nagaiwa, K., and Tat, C. W. (1997). Efficient planning of berth allocation for container terminals in Asia. *Journal of Advanced Transportation*, vol. 31, no. 1, pp. 75-94.
- [46]: Lim, A. (1998) The berth planning problem, *Operations Research Letters*, 22 (2-3) 105–110.
- [47]: Imai, A., Nishimura, E., and Papadimitriou, S. (2001). The dynamic berth allocation problem for a container port. *Transportation Research B*, vol. 35, pp. 401-417.
- [48]: A., Nishimura, E. and Papadimitriou, S. (2003). Berth allocation with service priority, *Transportation Research Part B* 37(5): 437–457.
- [49]: Cordeau, J. F., Laporte, G., Legato, P. and Moccia, L. (2005). Models and tabu search heuristics for the berth-allocation problem, *Transportation Science* 39(4): 526–538.

- [50]: Mauri, G., Oliveira, A. and Lorena, L. (2008). A hybrid column generation approach for the berth allocation problem, in J. van Hemert and C. Cotta (eds), *Evolutionary Computation in Combinatorial Optimization*, Vol. 4972 of *Lecture Notes in Computer Science*, Springer Berlin / Heidelberg, pp. 110– 122.
- [51]: Buhrkal, K., Zuglian, S., Ropke, S., Larsen, J., Lusby, R., 2011. Models for the discrete berth allocation problem: a computational comparison. *Transportation Research Part E* 47, 461–473
- [52]: C.F. Daganzo. The crane scheduling problem. *Transportation Research-B*, 23(3) :159–175, 1989
- [53]: Peterkofsky R I, Daganzo C F (1990) A branch and bound solution method for the crane scheduling problem. *Transportation Research-B* 24B: 159–172
- [54]: Kim, K. H. and Y. M. Park (2004) A crane scheduling method for port container terminals, *European Journal of Operational Research*, 156 (3) 752–768.
- [55]: Moccia, L., J. F. Cordeau, M. Gaudioso and G. Laporte (2006) A branch-and-cut algorithm for the quay crane scheduling problem in a container terminal, *Naval Research Logistics*, 53 (1) 45–59.
- [56]: Sammarra, M., J. F. Cordeau, G. Laporte and M. F. Monaco (2007) A tabu search heuristic for the quay crane scheduling problem, *Journal of Scheduling*, 10, 327–336.
- [57]: Lee, D. H., H. Q. Wang and L. Miao (2008) Quay crane scheduling with non-interference constraints in port container terminals, *Transportation Research Part E*, 44, 124–135.
- [58]: Bierwirth, C., Meisel, F., 2009. A fast heuristic for quay crane scheduling with interference constraints. *Journal of Scheduling*, doi: 10.1007/s10951-009-0105- 0.
- [59]: Gnachan and Daganzo
- [60]: Ng, W. C. and Mak, K. L. (2005). Yard crane scheduling in port container terminals, *Applied Mathematical Modelling* 29: 263–276.
- [61]: Ng, W. C. (2005). Crane scheduling in container yards with inter-crane interference, *European Journal of Operational Research* 164: 64–78.
- [62]: Kang, J., Ryu, K. R. and Kim, K. H. (2006). Deriving stacking strategies for export containers with uncertain weight information, *Journal of Intelligent Manufacturing* 17: 399–410.

- [63]: Kang, J., Ryu, K. R. and Kim, K. H. (2006). Deriving stacking strategies for export containers with uncertain weight information, *Journal of Intelligent Manufacturing* 17: 399–410.
- [64]: Lee, Y. and Hsu, N. Y. (2007). An optimization model for the container pre-marshalling problem, *Computers and Operations Research* 34: 3295–3313.
- [65]: Cordeau, J. F., Gaudioso, M., Laporte, G. and Moccia, L. (2007). The service allocation problem at the Gioia Tauro maritime terminal, *European Journal of Operational Research* 176: 1167–1184.
- [66]: Liu, C. I., Jula, H., Vukadinovic, K. and Ioannou, P. (2004). Automated guided vehicle system for two container yard layouts, *Transportation Research Part C* 12: 349–368.
- [67]: Vis, I. F. A., R. de Koster and M. Savelsbergh (2005) Minimum vehicle fleet size under timewindow constraints at a container terminal, *Transportation Science*, 39, 249–260.
- [68]: Cheng, Y. L., H. C. Sen, K. Natarajan, C. P. Teo and K. C. Tan (2005) Dispatching automated guided vehicles in a container terminal, in J. Geunes and P. M. Pardalos (eds.) *Supply Chain Optimization, Applied Optimization*, Springer.
- [69]: Lee, D. H., Z. Cao and Q. Meng (2007) Scheduling of two-transtainer systems for loading outbound containers in port container terminals with simulated annealing algorithm, *International Journal of Production Economics*, 107, 115–124.
- [70]: Ambrosino, D., Sciomachen, A., Tanfani, E.: A decomposition heuristics for the container ship stowage problem. *Journal of Heuristics* 12, 211–233 (2006)
- [71]: Imai, A., Sasaki, K., Nishimura, E. and Papadimitriou, S. (2006). Multi-objective simultaneous stowage and load planning for a container ship with container rehandle in yard stacks, *European Journal of Operational Research* 171: 373–389.
- [72]: Sciomachen, A. and Tanfani, E. (2007). A 3d-bpp approach for optimising stowage plans and terminal productivity, *European Journal of Operational Research* 183: 1433–1446.
- [73]: Chebil 2011, Raport de mastere
- [74]: Henesey, L., Davidsson, P. & Persson, J. A. (2009). Evaluation of automated guided vehicle systems for container terminals using multi agent based simulation. In: NUNO, D., JAIME, S. & O, S. (eds.) *Multi-Agent-Based Simulation IX*. Springer-Verlag.

- [75]: L. Qiu, W. Hsu, S. Huang, H. Wang, "Scheduling and routing algorithms for AGVs: survey", *International Journal of Production Research*, v.40, n. 3, p.745-760, 2002.
- [76]: C.G. Co and J.M.A. Tanchoco, A review of research on AGVS vehicle management, *Engineering Costs and Production Economics* 21(1991)35- 42.
- [77]: P.J. Egbelu and J.M.A. Tanchoco, Characterization of automatic guided vehicle dispatching rules, *International Journal of Production Research* 22(1984)359 - 374.
- [78]: G. Dantzig, R.Fulkerson and Johnson. Solution of a large- scale travelling-salesman problem. *Journal of the operations Research society of America*, 2(4) : pp.393-410, 1954
- [79]: T. Le-Anh, M. B. M. De Koster, "A review of design and control of automated guided vehicle systems". *European Journal of Operational Research*, v. 171, n. 1, p. 1-23, 2006.
- [80]: B. H. Jeong, S. U. Randhawa, "A multi-attribute dispatching rule for automated guided vehicle systems". *International Journal of Production Research*, v. 39, n. 13, p. 2817- 2832, 2001.
- [81]: A. X. Benincasa, O. Morandin Jr., E. R. R. Kato, "Reactive Fuzzy Dispatching Rule for Automated Guided Vehicles" In: *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, v.5, p. 4375-4380, 2003.
- [82]: Umashankar.N, Karthik.V.N, Multi-criteria intelligent dispatching control of automated guided vehicles in FMS, *IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems*, Thailand, 2006.
- [83]: Lee. D.H, wang.H.Q, lixin.M, Quay crane scheduling with non-interference constraints in port container terminals, *Transportation Research Part E* vol.44, pp.124–135, 2008.
- [84]: Nguyen.V.D, kim.k.H, A dispatching method for automated lifting vehicles in automated port container terminals. *Computers & Industrial Engineering* vol.56, pp.1002–1020, 2009.
- [85]: lau.H.Y.K, zhao.Y, Integrated scheduling of handling equipment at automated container terminals. *International Journal of Production Economics* vol.112, pp.665–682, 2008.
- [86]: Vis.I.F. A and De Koster.R, (2003). Transshipment of containers at a container terminal: An overview, *European Journal of Operational Research* vol(147), pp: 1–16
- [87]: Cheng Y, Sen H, Natarajan K, Teo C, Tan K, "Dispatching automated guided vehicles in a container terminal", *Technical Report*, National University of Singapore, 2003.

- [88]: Bish, EK, Chen, FY, Leong YT, Nelson BL, Ng JWC and Simchi ,Levi D. (2005). Dispatching vehicles in a mega container terminal. *European Journal Operational Research Spectrum*. vol(27), pp:491–506
- [89]: Briskorn, D, Drexl, A and Hartmann, S. (2007). Inventory based Dispatching of Automated Guided Vehicles on Container Terminals *European Journal Operational Research Spectrum*, Vol(28), No. 4, pp 611-630, *Container Terminals and Cargo Systems*, Springer.
- [90]: Homayouni, S.M, Tang S.H., Ismail. N., M.K.A.M. Ariffin and Samin.R (2009). A Hybrid Genetic-Heuristic Algorithm for Scheduling of Automated Guided Vehicles and Quay Cranes in Automated Container Terminals, *IEEE*.
- [91]: Grunow, M, Günther, H.O and Lehmann .M .(2004). Dispatching multi-load AGVs in highly automated seaport container terminals, *Operational Research Journal Spectrum* , vol(26) pp: 211–235.
- [92]: Rashidi.H and Edward, P.K.(2011). A complete and an incomplete algorithm for automated guided vehicle scheduling in container terminals *Computers and Mathematics with Applications* , vol(61) pp: 630–641
- [93]: R. Erol, C. Sahin, A. Baykasoglu, and V. Kaplanoglu, "A multi-agent based approach to Dynamic scheduling of machines and automated guided vehicles in manufacturing systems" *Appl. Soft Comput.*, vol. 12, no. 6, pp. 1720-1732, 2012.
- [94]: Fisher, M.: Vehicle routing. In: Ball, M.O., Magnanti, C.L., Monma, C.L., Nemhauser, G.L. (eds.) *Network Routing*, pp. 1–33. Elsevier, Amsterdam (1995)
- [95]: Lucas Binhardi Branisso, Edilson Reis Rodrigues Kato, Emerson A Multi-Agent System using Fuzzy Logic to. Increase AGV Fleet Performance inWarehouses. in *International Conference on Fuzzy Systems*, 2008, pp. 2291–2298.
- [96]: Gotting, H.H.: Automation and steering of vehicles in ports. *Port Technol. Int.* 10, 101–111 (2000)
- [97]: Fazlollahtabar, H., Mahdavi-Amiri, N.: An optimal path in a bi-criteria AGV-based Flexible jobshop manufacturing system having uncertain parameters. *Int. J. Ind. Sys. Eng.* 13(1), 27– 55 (2013)

- [98]: Binhardi Branisso .L, Reis Rodrigues Kato.E, Pedrino.E.C, Morandin.O
A Multi-Agent System Using Fuzzy Logic to Increase AGV Fleet Performance in Warehouses.
Conference IEEE Computing Systems Engineering (SBESC), 2013 III Brazilian Symposium on
- [99]: W De Roover, N Boucké, D Weyns, T Holvoet DynCNET: a negotiation and coordination
protocol for dynamic task assignment - CW Reports 566, october 2009 - liris.kuleuven.
- [100]: Meersmans, P.J.M., Wagelmans, A.P.M., 2001. Effective algorithms for integrated
scheduling of handling equipment at automated container terminals. ERIM Report Series
Research in Management ERS-2001-36-LIS, Erasmus University Rotterdam.
- [101]: Langevin, A., Lauzon, D., Riopel, D.: Dispatching, routing and scheduling of two
Automated guided vehicles in a flexible manufacturing system. *Int. J. Flex. Manuf. Syst.* 8, 246–
262 (1996)
- [102]: Rajotia, S., Shanker, K., Batra, J.L : A semi-dynamic time window constrained routing
strategy in an AGV system. *Int. J. Prod. Res.* 36(1), 35–50 ((1998a))
- [103]: Savelsbergh, M., Sol, M.: Drive: dynamic routing of independent vehicles. *Oper. Res.*
46(4), 474–490 (1998)
- [104]: Lee, J.H., Lee, B.H., Choi, M.H.: A real-time traffic control scheme of multiple AGV
systems for collision free minimum time motion: a routing table approach. *IEEE Trans. Syst.*
Man. Cybern. Syst. Hum. 28, 347–58 (1998)
- [105]: Taghaboni-Dutta et Tanchoco
- [106]: Oboth, C., Batta, R., Karwan, M.: Dynamic conflict-free routing of automated guided
vehicles. *Int. J. Prod. Res.* 37(9), 2003–2030 (1999)
- [107]: Krishnamurthy, N.N., Batta, R., Karwan, M.H.: Developing conflict-free routes for
automated guided vehicles. *Oper. Res.* 41(6), 1077–1090 (1993)
- [108]: Psaraftis, H.N.: Dynamic vehicle routing problems. In: Golden, B.L., Assad, A.A. (eds.)
Vehicle Routing: Methods and Studies. Studies in Management Science and Systems, pp. 223–
248 (1988)
- [109]: Gendreau, M., Guertin, F., Potvin, J.Y., Taillard, ´ E.: Parallel tabu search for real-time
Vehicle routing and dispatching. *Transp. Sci.* 33(4), 381–390 (1999)

- [110]: M. Basseur, Conception d'algorithmes coopératifs pour l'optimisation multi-objectif : application au problème d'ordonnancement de type flow shop Mémoire de thèse USTL, 2005.
- [111]: J. Dréo, A. Pétrawski, P.Siarry, E. Taillard Métaheuristique pour l'optimisation difficile. Edition Eyrolles pages 69-112, 2003.
- [112]: C. Solnon Mémoire pour l'habilitation à diriger des recherches de l'université de Claude Bernard Lyon1. Contribution à la réduction pratique de problèmes combinatoires des fourmis et des graphes, 2005.
- [113]: E-G. Talbi, « Contribution à la résolution de problèmes d'optimisation Combinatoire » Rapport de HDR en informatique à l'université de Lille1, 2000.
- [114]: Groupe Gotha, Les problèmes d'ordonnancements », RAIRO-Recherche Opérationnelle, Vol. 27, pp. 77-150, 1993.
- [115]: P. Lopez, F. Roubellat, Ordonnancement de la production, Hermès Sciences, IC2 Productique, 2001.
- [116]: J. Carlier, P. Chrétienne, Problèmes d'ordonnancement, Modélisation, Complexité, Algorithmes », Éditions Masson, Paris, 1988.
- [117]: B.Roy, D.Bouyssou, Aide Multicritère à la Décision : Méthodes et cas. Economica, Paris 1993.
- [118]: J.Calier, E.Pinson, Jackson, preemptive scheduling problems, Discrete Applied Mathematics, vol, 145, 1, p, 80-94,2004
- [119]: B.Roy, Algebre moderne et theorie des graphes, tome 2, Dunod, Paris, 1970.
- [120]: A.S. Jain et S. Meeran, Deterministic job-shop scheduling: past, present and future. European Journal of Operational Research, vol. 113, pp. 390-434, 1999.
- [121]: K.Deb, A Fast Elitist Non Dominated Sorting Genetic Algorithm for Multiobjective Optimization: NSGAII . Parallel Problem Solving Form Nature – PPSN VI Springer Lecture Science in Computer Science(2000) 849-858.
- [122]: J-K. Hao, P.Galinier, M. Habib Métaheuristique pour l'optimisation combinatoire et l'affectation sous contraintes. Revue d'intelligence artificielle Vol : N°.1999
<http://www.info.Univ-angers.fr/pub/hao/papers/RIA.pdf>

- [123]: D. Huissman, R.Freling, A.P.M. Wagelmans, “A robust Solution Approach to the Dynamic Vehicle Scheduling Problem”, Econometric Institute, Erasmus University Rotterdam, Netherlands,.
- [124]: Berbeglia, G, Cordeau , J.F and Laporte , G (2010). Dynamic pickup and delivery problems. *European Journal Operational Research* vol (202) , pp:8–15
- [125]: Yong, L.C, Hock, C. S and Karthik, N.(2003). Dipatching Automated Guided Vehicles In a Container Terminal, Kok-Choon Tan PSA Corporation .
- [126]: Christine G. Co and Tanchoco J.M.A..(1991). A review of research on AGVS vehicle Management. *Engineering Costs and production Economics*, vol(2 I) pp: 35-42 Elsevier .
- [127]: Harbaoui.D.I, Kammarti.R, Ksouri.M and Borne.P, (2011). Multi-Objective Optimization for the m-PDPTW : Aggregation Method With Use of Genetic Algorithm and lower Bounds Int. *Journal of Computers, Communications & Control*, Vol(2), pp:246-257.
- [128]: Khamyat. C and Charnsethikul, P (2006). AGV Scheduling Problem with Alternative Pickup and Delivery Nodes By Modified TSP Approach. *Proceedings of the 7th Asia Pacific Industrial Engineering and Management Systems Conference* pp:17-20 Bangkok, Thailand
- [129]: Savelsbergh.M and Sol.M, (1995), The general pickup and delivery problem, *Transportation Science* vol(29), pp:107–121.
- [130]: Zidi. I, Zidi.K, Mesghouni. K and Ghedira. K,(2010). A Multi-objective Simulated Annealing for the Mlti-Criteria Dial a Ride Problem, 11th IFAC, Symposium on Analysis, Design and evaluation of
- [131]: O.M. Junior, V. F. Caridá, Edilson R. R. Kato, Carlos C. M. Tuma(2011) Adaptive Genetic Fuzzy, Predictive and Multiobjective Approach for AGVs Dispatching IECON, 2011 37th annual conference on IEEE industrial Electronics Society pages 2317-2322
- [132]: K. K. Tan, K. Z. Tang, “Simulation of an evolutionary tuned fuzzy dispatching system For automated guided vehicles”. In: *Winter Simulation Conference*, Orlando, USA, p.1339-1343, 2000.
- [133]: C. Fonseca and P. Fleming, PMultiobjective genetic algorithms made easy: Selection, sharing and mating restrictions. In *IEEE Int. Conf. on Genetic Algorithms in Engineering Systems: Innovations and Applications*, pages 45–52, Sheffield, UK. (1995a).

- [134]: I.Zidi, “Modélisation et Optimisation du Problème de Transport à la Demande Multicritère et Dynamique“ these ISG Tunis and Ecole Centrale Lille, 2012.
- [135]: Bierwirth.C, Meisel.F, A survey of berth allocation and quay crane scheduling problems in container terminals, *European Journal of Operational Research*, vol.202 pp. 615–627, 2010.
- [136]: Cao.X, Yang. Z, An Improved Genetic Algorithm for Dual-Resource Constrained. Flexible Job Shop, *Fourth International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation*, 2011.
- [137]: Daganzo.C. F, The crane scheduling Problem, *Transportation Research B*, vol. 23, pp.159– 175, 1989.
- [138]: Kim.K.H, Park.Y.M, A crane scheduling method for port container terminals, *European Journal of Operational Research*, vol.156, pp.752–768, 2004.
- [139]: Rashidi.H, Tsank E.P.K, Container terminals: scheduling decisions, their formulation and solutions, submitted in *Journal scheduling and engineering*, 2006.
- [140]: Zaghdoud.R, Mesghouni.K, Dutilleul.S.C, Zidi.K, Ghedira.K, Optimization Problem of Assignment Containers to AIVs in a Container Terminal, *13th Symposium in Control in Transportation Systems*, Bulgaria, 2012.
- [141]: Zaghdoud.R, Mesghouni.K, Dutilleul.S.C, Zidi.K, Ghedira.K, A hybrid Genetic Algorithm to solve the Optimization problem of Assignment Containers to AIVs in a Container Terminal, *META’12 conference*, Tunisia, 2012.
- [142]: R. Zaghdoud, K. Mesghouni, S-C.Dutilleul, K. Zidi, K.Ghedira, A Multi-objective Approach for Assignment Containers to AIVs in a Container Terminal, *The 2013 IEEE International Conference*, Manchester, UK from 13 to 16 October, 2013.
- [143]: H. Md Azamathulla, F.C. Wu, A.A. Ghani, S.M. Narulkar, N.A. Zakaria, C.K. Chang, Comparison between genetic algorithm and linear programming approach for real time operation *Journal of Hydro-environment Research*, 2 (2008), pp. 172–181
- [144]: Desaulniers, G., Langevin, A., Riopel, D., Villeneuve, B.:Dispatching and conflict-free routing of automated guided vehicles: an exact approach. *Int. J. Flex. Manuf. Syst.* 15, 309–331 (2003).

- [145]: C.W. Wu, K.N. Brown, J.C. Beck. Scheduling with uncertain durations: modeling β -robust scheduling with constraints. *Computers & Operations Research*, 36 (2009), pp.2348–2356.
- [146]: R.Zaghdoud, K.Mesghouni, S-C. Dutilleul, K.Zidi, K.Ghedira, A Hybrid Method for Assigning Containers to AGVs in the Dynamic Environment of Container Terminals, *Studies in Informatics and Control search*, 36 (2009), pp.2348–2 , ISSN 1220-1766, vol. 24 (1), pp. 43-50, 2015.

Annexe

La matrice des distance avec des chemins optimum(Dijkstra) pour un graphe de 26 noeuds

	DD1	DD2	DD3	DC1	DC2	DC3	N1	N2	N3	N4	N5	N6	N7	N7	N8	N9	N10
DD1	0.0	12.0	20.0	36.7	48.7	51.8	5.4	7.8	17.8	11.2	12.8	24.2	20.2	19.2	22.8	20.8	26.8
DD2	12.0	0.0	8.0	45.2	40.2	40.4	17.4	7.8	6.4	23.2	12.8	12.8	31.8	27.8	22.8	20.8	24.1
DD3	20.0	8.0	0.0	50.7	40.2	35.5	25.4	15.8	6.4	31.2	20.8	12.8	39.8	35.8	30.8	28.8	24.1
DC1	36.7	45.2	50.7	0.0	12.0	20.0	31.3	37.4	44.3	25.4	32.4	37.9	18.4	17.4	22.4	24.6	26.6
DC2	48.7	40.2	40.2	12.0	0.0	8.0	43.3	41.0	33.8	37.4	36.0	27.4	30.4	29.4	34.0	28.0	27.4
DC3	51.8	40.4	35.5	20.0	8.0	0.0	51.0	43.9	33.9	45.4	41.5	27.5	38.4	37.4	39.5	33.5	27.5
N1	5.4	17.4	25.4	31.3	43.3	51.0	0.0	13.2	23.2	5.8	9.4	29.6	14.8	13.8	18.8	17.4	23.4
N2	7.8	7.8	15.8	37.4	41.0	43.9	13.2	0.0	10.0	19.0	5.0	16.4	24.0	20.0	15.0	13.0	19.0
N3	17.8	6.4	6.4	44.3	33.8	33.9	23.2	10.0	0.0	29.0	15.0	6.4	34.0	30.0	25.0	23.0	17.7
N4	11.2	23.2	31.2	25.4	37.4	45.4	5.8	19.0	29.0	0.0	15.3	35.4	8.9	8.0	13.0	19.0	25.0
N5	12.8	12.8	20.8	32.4	36.0	41.5	9.4	5.0	15.0	15.3	0.0	21.4	19.0	15.0	10.0	8.0	14.0
N6	24.2	12.8	12.8	37.9	27.4	27.5	29.6	16.4	6.4	35.4	21.4	0.0	32.3	28.3	23.3	17.3	11.3
N7	20.2	31.8	39.8	18.4	30.4	38.4	14.8	24.0	34.0	8.9	19.0	32.3	0.0	4.0	9.0	15.0	21.0
N8	19.2	27.8	35.8	17.4	29.4	37.4	13.8	20.0	30.0	8.0	15.0	28.3	4.0	0.0	5.0	11.0	17.0
N9	22.8	22.8	30.8	22.4	34.0	39.5	18.8	15.0	25.0	13.0	10.0	23.3	9.0	5.0	0.0	6.0	12.0
N10	20.8	20.8	28.8	24.6	28.0	33.5	17.4	13.0	23.0	19.0	8.0	17.3	15.0	11.0	6.0	0.0	6.0
N11	26.8	24.1	24.1	26.6	27.4	27.5	23.4	19.0	17.7	25.0	14.0	11.3	21.0	17.0	12.0	6.0	0.0
N12	32.2	20.8	20.8	31.4	19.4	19.5	31.4	24.4	14.4	33.0	22.0	8.0	29.0	25.0	20.0	14.0	8.0
N13	37.2	25.8	18.7	34.6	22.6	16.8	36.4	29.4	19.4	38.0	27.0	13.0	34.0	30.0	25.0	19.0	13.0
N14	27.2	35.8	43.8	9.4	21.4	29.4	21.8	28.0	38.0	16.0	23.0	36.3	8.9	8.0	13.0	19.0	25.0
N15	28.8	28.8	34.1	16.6	20.0	25.5	25.4	21.0	27.7	21.6	16.0	21.3	17.6	13.6	14.0	8.0	10.0
N16	40.2	28.8	28.8	23.4	11.4	11.5	39.4	32.4	22.4	35.6	30.0	16.0	31.6	27.6	28.0	22.0	16.0
N17	43.2	31.8	26.9	26.4	14.4	8.5	42.4	35.4	25.4	38.6	33.0	19.0	34.6	30.6	31.0	25.0	19.0

N18	33.0	41.6	47.1	3.6	15.6	23.6	27.7	33.8	40.7	21.8	28.8	34.3	14.8	13.8	18.8	21.0	23.0
N19	33.8	33.8	39.1	11.6	15.0	23.0	30.4	26.0	32.7	26.6	21.0	26.3	22.6	18.6	19.0	13.0	15.0
N20	43.8	35.2	35.2	17.0	5.0	13.0	40.4	36.0	28.8	36.6	31.0	22.4	32.6	28.6	29.0	23.0	22.4

	N11	N12	N13	N14	N15	N16	N17	N18	N19	N20
DD1	26.8	32.2	37.2	27.2	28.8	40.2	43.2	33.0	33.8	43.8
DD2	24.1	20.8	25.8	35.8	28.8	28.8	31.8	41.6	33.8	35.2
DD3	24.1	20.8	18.7	43.8	34.1	28.8	26.9	47.1	39.1	35.2
DC1	26.6	31.4	34.6	9.4	16.6	23.4	26.4	3.6	11.6	17.0
DC2	27.4	19.4	22.6	21.4	20.0	11.4	14.4	15.6	15.0	5.0
DC3	27.5	19.5	16.8	29.4	25.5	11.5	8.5	23.6	23.0	13.0
N1	23.4	31.4	36.4	21.8	25.4	39.4	42.4	27.7	30.4	40.4
N2	19.0	24.4	29.4	28.0	21.0	32.4	35.4	33.8	26.0	36.0
N3	17.7	14.4	19.4	38.0	27.7	22.4	25.4	40.7	32.7	28.8
N4	25.0	33.0	38.0	16.0	21.6	35.6	38.6	21.8	26.6	36.6
N5	14.0	22.0	27.0	23.0	16.0	30.0	33.0	28.8	21.0	31.0
N6	11.3	8.0	13.0	36.3	21.3	16.0	19.0	34.3	26.3	22.4
N7	21.0	29.0	34.0	8.9	17.6	31.6	34.6	14.8	22.6	32.6
N8	17.0	25.0	30.0	8.0	13.6	27.6	30.6	13.8	18.6	28.6
N9	12.0	20.0	25.0	13.0	14.0	28.0	31.0	18.8	19.0	29.0
N10	6.0	14.0	19.0	19.0	8.0	22.0	25.0	21.0	13.0	23.0
N11	0.0	8.0	13.0	25.0	10.0	16.0	19.0	23.0	15.0	22.4
N12	8.0	0.0	5.0	33.0	18.0	8.0	11.0	31.0	23.0	14.4
N13	13.0	5.0	0.0	38.0	23.0	11.2	8.2	35.6	27.6	17.6
N14	25.0	33.0	38.0	0.0	18.8	30.2	33.2	5.8	13.8	23.8
N15	10.0	18.0	23.0	18.8	0.0	14.0	17.0	13.0	5.0	15.0

N16	16.0	8.0	11.2	30.2	14.0	0.0	3.0	24.4	16.4	6.4
N17	19.0	11.0	8.2	33.2	17.0	3.0	0.0	27.4	19.4	9.4
N18	23.0	31.0	35.6	5.8	13.0	24.4	27.4	0.0	8.0	18.0
N19	15.0	23.0	27.6	13.8	5.0	16.4	19.4	8.0	0.0	10.0
N20	22.4	14.4	17.6	23.8	15.0	6.4	9.4	18.0	10.0	0.0

Hybridation d'algorithme génétique pour les problèmes des véhicules intelligents autonomes: applications aux infrastructures portuaires de moyenne taille

Résumé

L'objectif de ce travail est de développer un système d'affectation des conteneurs aux véhicules autonomes intelligents (AIVs) dans un terminal à conteneurs. Dans la première phase, on a développé un système statique pour résoudre le problème multi-objectif optimisant la durée totale des opérations de déplacement des conteneurs, le temps d'attente des véhicules aux niveaux de points de chargement et de déchargement et l'équilibre de temps de travail entre les véhicules. L'approche proposée est l'algorithme génétique (AG). Une extension de cette approche a été ensuite effectuée pour corriger les limites de la précédente. Pour choisir la meilleure approche, une étude comparative a été réalisée entre trois approches : AG, AG & DIJK et AG & DIJK & HEUR. Les résultats numériques ont montré que l'approche AG & DIJK & HEUR est meilleure. Dans la deuxième phase, on a étudié la robustesse de notre système dans un environnement dynamique. Un retard de l'arrivée d'un navire au port ou un dysfonctionnement de l'un des équipements peut perturber le planning des opérations et donc influencer sur les opérations d'affectation des conteneurs. L'idée était d'ajouter les nouveaux conteneurs aux véhicules qui sont déjà non disponibles. D'autres cas de perturbation comme la congestion routière, la non disponibilité de certaines portions de la routes ont été étudiés expérimentalement. Et les résultats numériques ont montré la robustesse de notre approche pour le cas dynamique.

Mots-clés : Conteneurs, AIV, routage, optimisation, algorithme génétique, environnement dynamique.

Hybrid genetic algorithm for autonomous intelligent vehicles problems: Applications to middle size of container terminals.

Abstract

The objective of our work is to develop a container assignment system for intelligent autonomous vehicles (AIVS) in a container terminal. We developed in the first phase, a static system for multi-objective problem to optimize the total duration of the containers transportation, the waiting time of vehicles at loading points and the equilibrium of working time between vehicles. The approach used was the genetic algorithm (GA). An extension of this work was then made to improve the results found. A comparative study was made between three approaches: AG, GA & DIJK and AG & DIJK & HEUR. The numerical study showed the best performance of the AG & DIJK & HEUR approach. In the second phase of our project, the robustness of our system in a dynamic environment has been studied. A delay of the arrival of a ship at the port or malfunction of one of any equipment of the port can cause a delay of one of the operations of loading or unloading process. This will affect the container assignment operation. The idea was to add new containers to vehicles that are already unavailable. The traffic can also cause a delay in arrival of the vehicle at the position of the container or the unavailability of one of the paths crossing point. These cases were investigated experimentally, numerical results showed the robustness of our approach to dynamic case.

Key-words: Containers, AIV, routing, optimization, genetic algorithm, dynamic environment.