



N° d'ordre 49/2018

THESE DE DOCTORAT

En vue de l'obtention du grade de Docteur de l'Université Sidi Mohamed Ben Abdellah (Maroc) et de la Normandie Université (France)

Présentée par

Naoufal ROUKY

Discipline : Mathématiques et Informatique

Spécialité : Recherche Opérationnelle et Informatique

Optimisation et Simulation de la Massification du Transport Multimodal de Conteneurs

Soutenue le 29 octobre 2018 devant le jury composé de :

Djamal BENSLIMANE	Professeur à l'Université Claude Bernard Lyon 1, France	Président
Christian PRINS	Professeur à l'UTT de Troyes, France	Rapporteur
Ali BOUTOULOUT	Professeur à l'Université Moulay Ismaïl Meknès, Maroc	Rapporteur
Abdelmajid HILALI	Professeur à la FST de Fès, Maroc	Rapporteur
Ghizlane BENCHEIKH	Professeur à l'Université Moulay Ismaïl Meknès, Maroc	Examinatrice
Dalila BOUDEBOUS	Professeur à l'Université du Havre Normandie, France	Examinatrice
Jaouad BOUKACHOUR	Professeur à l'Université du Havre Normandie, France	Directeur
Ahmed EL HILALI ALAOUI	Professeur à la FST de Fès, Maroc	Directeur

Laboratoires d'accueil : Modélisation et Calcul Scientifique et Laboratoire de Mathématiques Appliquées du Havre

Etablissements : Faculté des Sciences et Techniques de Fès et Université du Havre Normandie

*When you stop chasing the wrong
things you give the right things a
chance to catch you*

LOLLY DASKAL

À la mémoire de mes grands-parents
À mes très chers parents et mes sœurs
À toute ma famille
À toutes les personnes que ma réussite leur tient à cœur
Et à tous ceux et celles qui ont cru en moi, aidés et encouragés

Remerciements

Ma thèse était une aventure unique et passionnante qui m'a beaucoup apporté sur tous les plans. Elle n'aurait cependant pas été vécue ainsi sans les nombreuses personnes que j'ai eu l'honneur et le plaisir de côtoyer et qui m'ont aidé, de près ou de loin, à atteindre mes objectifs. Qu'elles trouvent ici l'expression de mes plus sincères remerciements.

Mes premiers remerciements et toute ma gratitude vont à mes encadrants de thèse ; Monsieur Jaouad Boukachour, co-directeur de thèse, Maître de conférences HDR à l'université Le Havre Normandie, et Monsieur Ahmed El Hilali Alaoui, co-directeur de thèse, Professeur à l'Université Sidi Mohammed Ben Abdallah de Fès, qui m'ont donné l'opportunité de réaliser cette thèse et qui n'ont épargné aucun effort pour son bon déroulement. Leurs connaissances, expertises, conseils constructifs et avisés m'ont permis de mener à bien ce travail. Je les remercie également pour leurs qualités humaines et pour le soutien inconditionnel qui m'ont accordé même aux moments les plus difficiles de cette thèse. Merci du fond du cœur.

Je remercie les membres du jury pour l'intérêt, le temps et l'effort qu'ils ont consacré à la relecture de ce manuscrit et de m'avoir fait l'honneur de faire partie de ma soutenance de thèse.

Je tiens à exprimer toute ma reconnaissance à Monsieur Christian Prins, Monsieur Abdelmajid Hilali et Monsieur Ali Boutoulout, pour avoir accepté de rapporter cette thèse et pour leurs remarques qui ont permis d'améliorer la qualité de ce manuscrit.

Mes sincères remerciements vont à Monsieur Djamal Benslimane, Madame Ghizlane Bencheikh et Madame Dalila Boudebous pour avoir accepté d'examiner cette thèse et d'apporter leurs points de vue sur ce travail.

Un grand merci pour mes collègues et anciens collègues au laboratoire de Mathématiques Appliquées du Havre (LMAH) et au Pôle d'Ingénieur et Logistique (PIL) pour l'ambiance chaleureuse qu'ils ont su faire régner.

J'adresse un immense et très sincère merci à mes parents, mes sœurs et à ma famille, pour leur soutien inconditionnel, la joie, la confiance et la fierté qu'ils me portent chaque jour.

Je remercie enfin toutes les personnes qui ont contribué, de près ou de loin, à la réalisation de ce travail et que ma réussite leur tient à cœur.

Table des Matières

Chapitre I. Introduction Générale	1
1. Contexte	1
2. Objectifs et Contributions	3
3. Structure de la Thèse	5
Chapitre II. Transport Multimodal	7
1. Introduction.....	9
2. Généralités sur le Transport Multimodal.....	10
2.1. Terminologie du Transport Multimodal.....	10
2.2. Réseaux de Transport Multimodal.....	13
2.3. Terminaux Intermodaux.....	14
3. Problèmes de Planification dans la Chaîne de Transport Multimodal	20
3.1. Niveau Stratégique.....	21
3.2. Niveau Tactique.....	25
3.3. Niveau Opérationnel	29
4. Cas d'étude : Terminal Multimodal du Havre	32
4.1. Port du Havre	32
4.2. Terminal Multimodal.....	33
4.3. Problèmes de Décisions dans le Terminal Multimodal	36
5. Conclusion	38
Chapitre III. Optimisation Sous Incertitudes	41
1. Introduction.....	43
2. Techniques d'Optimisation sous Incertitudes	44
2.1. Optimisation Stochastique	45
2.2. Optimisation par Ensembles Flous.....	47
2.4. Analyse de Sensibilité.....	49
2.5. Fonctions de Croyance	50
3. Optimisation Robuste : Généralités et Applications au Transport Multimodal.....	51
3.1. Critères de Robustesse.....	52
3.2. Ensembles d'Incertaines et Modèles d'Optimisation Robuste Correspondants	56
3.3. Pareto Robustesse.....	59
3.4. Aperçu sur les Applications de la Robustesse en Transport Multimodal	59
4. Couplage Simulation-Optimisation : Généralités et Applications au Transport Multimodal	61
4.1. Paradigmes d'Interaction entre la Simulation et l'Optimisation.....	62
4.2. Méthodologies de Recherche d'une Solution	64
4.3. Aperçu sur les Applications de la Simulation-Optimisation en Transport Multimodal	66
5. Conclusion	68
Chapitre IV. Optimisation des Tournées de Navettes Ferroviaires.....	71
2. Introduction.....	73
3. Travaux Antérieurs sur le Transfert de Conteneurs au Port du Havre.....	74
4. Problème de Tournées de Véhicules Robuste	75
5. Problème de Tournées de Navettes Ferroviaires	79

5.1.	Description et Modélisation Déterministe.....	79
5.2.	Résultats Initiaux.....	80
5.3.	Modélisation Robuste	82
6.	Résolution par l'Algorithme d'Optimisation par Colonies de Fourmis	84
6.1.	Schéma Général	85
6.2.	Génération des Réalisations.....	86
6.3.	Recherche d'une Solution	86
6.4.	Vérification de la Robustesse	88
6.5.	Évaluation au Pire des Cas.....	89
7.	Expériences Numériques.....	90
7.1.	Génération des Jeux de Données.....	90
7.2.	Réglage des Paramètres de l'Algorithme	91
7.3.	Résultats.....	91
7.4.	Mesures de la Robustesse.....	94
7.5.	Choix du Niveau d'Incertitudes le Plus Pertinent.....	95
8.	Conclusion	98
Chapitre V. Ordonnancement des Opérations de Manutention dans la Zone à Quai		101
1.	Introduction.....	103
2.	Etat de l'Art.....	104
3.	Description du Problème.....	107
4.	Résolution par Simulation-Optimisation	109
4.1.	Structure Générale du Couplage.....	109
4.2.	Procédure d'Optimisation par Colonies de Fourmis	110
4.3.	Recherche Locale : Descente à Voisinages Variables	114
4.4.	Procédure de Simulation.....	115
4.5.	Mise à jour Globale de Pheromone	118
5.	Expériences Numériques.....	118
5.1.	Réglage des Paramètres de l'Approche Simulation-Optimisation	118
5.2.	Résultats Déterministes	119
5.3.	Résultats Stochastiques	123
6.	Conclusion	126
Conclusion Générale et Perspectives.....		127
Listes des Publications		131
Bibliographie.....		133

Liste des Figures

Introduction générale

Figure I.1 Les trois majeurs problèmes d'optimisation rencontrés dans le terminal multimodal3

Chapitre II

Figure II.1 Exemple d'une chaîne logistique multimodale.....	10
Figure II.2 Illustration d'une chaîne de transport intermodal.....	11
Figure II.3 Transport combiné : (a) fleuve-route et (b) rail-route.....	11
Figure II.4 Exemple de chaîne de transport comodal avec utilisation isolée des modes de transport	12
Figure II.5 Exemple d'une chaîne de transport synchronodal	12
Figure II.6 Différentes configurations de réseaux de transport multimodal.....	14
Figure II.7 Structure d'une gare de triage ferroviaire	15
Figure II.8 Structure d'un terminal Rail-Route	15
Figure II.9 Structure d'un terminal Rail-Rail.....	16
Figure II.10 (a) Structure d'un terminal Trimodal et (b) Terminal Trimodal de Basel Nord (Suisse)	17
Figure II.11 Structure d'un terminal maritime à conteneurs.....	17
Figure II.12 Classification des différents problèmes dans la chaîne de transport multimodal selon leur niveau de décision et leur occurrence temporelle.....	21
Figure II.13 (a) Plan du Port du Havre (b) Vue sur Port 2000.....	33
Figure II.14 Vue sur le terminal multimodal du Havre	34
Figure II.15 Schéma logistique actuelle au port du Havre	35
Figure II.16 Architecture du terminal multimodal	35
Figure II.17 Problèmes d'optimisation dans le terminal multimodal du Havre.....	38

Chapitre III

Figure III.1 Illustration de l'influence des incertitudes sur la qualité des solutions.....	44
Figure III.2 Illustration des ensembles d'incertitudes les plus utilisés.....	57
Figure III.3 Structures hiérarchiques de couplage Simulation-Optimisation	64
Figure III.4 Nombre d'articles traitant de la Simulation-Optimisation pour la gestion des terminaux à conteneurs par année (1998-2016).....	67

Chapitre IV

Figure IV.1 Une navette ferroviaire au port du Havre	73
Figure IV.2 Illustration d'une solution déterministe du RSRP.....	82
Figure IV.3 Les coûts supplémentaires et les degrés de protection obtenus par l'algorithme RACO sur chaque niveau d'incertitudes.....	95

Chapitre V

Figure V.1 Structure d'un navire porte-conteneurs (a) et (b) Une vue en coupe d'une baie	103
Figure V. 2 (a) Illustration d'une instance du QCSP incertain et (b) Représentation des relations de précedence entre les tâches.....	108
Figure V. 3 Structure générale de l'approche de couplage Simulation-Optimisation	110
Figure V. 4 Graphe de déplacement des fourmis.....	111
Figure V. 5 Organigramme de la simulation à événements discrets	117
Figure V. 6 Résultats de la comparaison de la performance des algorithmes considérés.....	120
Figure V. 7 (a) Pourcentage de déviation entre les valeurs maximales et (b) Pourcentage de déviation entre les espérances.....	125
Figure V. 8 Pourcentages d'amélioration que les solutions S-O offrent par rapport aux solutions déterministes	125

Liste des Tableaux

Chapitre II

Tableau II.1 Caractéristiques des terminaux intermodaux.....	18
Tableau II.2 Classement des plus grands ports européens en 2015	19
Tableau II.3 Principaux terminaux intermodaux en Europe.....	20
Tableau II.4 Principaux travaux sur le problème de conception de réseau.....	23
Tableau II.5 Principaux travaux sur le problème de localisation des hubs.....	25
Tableau II.6 Quelques travaux sur la conception des terminaux intermodaux.....	27
Tableau II.7 Aperçu de quelques travaux sur le problème de conception des services.....	28
Tableau II.8 Un aperçu d'état de l'art sur le problème de gestion de ressources.....	30
Tableau II.9 Quelques travaux sur le problème de replanification des itinéraires.....	31
Tableau II.10 Répartition modale en 2013 en % dans les principaux ports nord européens.....	34

Chapitre III

Tableau III.1 Aperçu sur l'utilisation de l'optimisation stochastique dans les problèmes de transport multimodal	47
Tableau III.2 Quelques applications de l'optimisation par ensembles flous dans les problèmes de transport multimodal	48
Tableau III.3 Aperçu sur les applications de l'analyse de sensibilité dans les problèmes de transport multimodal	49
Tableau III.4 Évaluation des solutions sur les quatre scénarios.....	54
Tableau III.5 Résultats de la famille des critères de pire des cas.....	54
Tableau III.6 Résultats de l' α -robustesse	55
Tableau III.7 Aperçu sur les principales applications des approches Simulation-Optimisation dans la gestion des terminaux à conteneurs maritimes	68

Chapitre IV

Tableau IV.1 Résumé de la littérature sur le problème de tournées de véhicules robuste (RVRP).....	78
Tableau IV.2 Exemple d'une instance de RSRP composée de dix rames, deux locomotives et trois terminaux à conteneurs (inst10-2-3).....	81
Tableau IV.3 Comparaison des résultats de la modélisation mathématique et ceux de l'approche en NORIA.....	81
Tableau IV.4 Notations utilisées dans l'algorithme RACO	85
Tableau IV.5 Les meilleurs paramètres de l'algorithme RACO obtenus en utilisant l'outil irace ..	91
Tableau IV.6 Niveaux d'incertitudes	91
Tableau IV.7 Résultats de l'algorithme RACO	92
Tableau IV.8 Temps de calcul de l'algorithme RACO.....	93
Tableau IV.9 Résultats correspondants aux instances : inst25-3-3 et inst25-4-3.....	94
Tableau IV.10 Pool de solutions associé à l'instance inst25-3-3	96
Tableau IV.11 Résultats du test de Friedman	97
Tableau IV.12 Écarts entre les sommes des rangs des différents niveaux d'incertitudes.....	98

Chapitre V

Tableau V.1 Exemple de données d'entrée pour le QCSP incertain	108
Tableau V.2 Meilleure combinaison de paramètres pour l'ACO.....	118
Tableau V.3 Résultats des algorithmes : B&B, GRASP, TS, UDS, GA, HGA, HGP, HACO-EST et HACO-LWL.....	121
Tableau V.4 Valeurs de Mflops des différents algorithmes étudiés.....	122
Tableau V.5 Temps de calcul des algorithmes (en minutes).....	122
Tableau V.6 Résultats de la simulation.....	124

Chapitre I

Introduction Générale

“ Pour renforcer leur attractivité...les ports français...ont vocation à se positionner comme des acteurs coordonnateurs démontrant une forte valeur ajoutée dans la mise en place de chaînes logistiques intégrées, économiquement compétitives et pérennes, favorisant les moyens massifiés...”

Ministère de l'Écologie, du Développement durable et de l'Énergie : Stratégie nationale de relance portuaire, Mai 2013

Sommaire

1. Contexte	1
2. Objectifs et Contributions	3
3. Structure de la Thèse	5

Les travaux présentés dans cette thèse ont été réalisés dans le cadre d'un projet de recherche international regroupant quatre partenaires : la région de Normandie, le port du Havre, l'Université du Havre-Normandie et l'Université Sidi Mohamed Ben Abdellah-Maroc. Cette thèse a fait l'objet d'une allocation CODAH, et une partie de nos travaux ont été effectués dans le cadre du projet CLASSE 2 financé par le Fond Européen de Développement Régional (FEDER), et par le conseil régional de Normandie. La thèse s'est déroulée au sein du Pôle Ingénieur et Logistique (PIL) et les locaux de l'Institut Universitaire de Technologie (IUT) du Havre.

1. Contexte

Le transport maritime, par ses possibilités de massifications, joue un rôle primordial dans le développement commercial et la prospérité économique des pays. En effet, le volume de marchandises transportées par voie maritime a vertigineusement évolué durant les dernières années ; aujourd'hui il représente plus de 90% du trafic international. Par ailleurs, au-delà de sa tâche principale qui consiste à assurer la circulation des biens, le transport maritime a également un impact considérable sur la vie de nombreuses personnes en contribuant à la création de milliers d'emplois et à l'amélioration des infrastructures autour des zones portuaires. L'évolution du transport maritime est rendue possible grâce à la standardisation des conteneurs et l'accroissement de la taille de la flotte mondiale des porte-conteneurs, passée de 3000 unités (porte-conteneurs) en 2004 à près de 5100 unités en 2014, pour une capacité totale qui dépasse les 17.5 millions EVP¹ ; ces chiffres placent le marché du transport maritime à la seconde position mondiale, juste après le marché agroalimentaire, avec un chiffre d'affaires de plus de 1.5 trillion d'euros (UNCTAD, 2014).

¹ EVP (Equivalent Vingt Pieds) : Unité de mesure définissant une longueur normalisée de 20 pieds pour les conteneurs

Bien que les retombées économiques de l'évolution du transport maritime soient certes significatives, elles s'accompagnent d'importants problèmes organisationnels et environnementaux dont les plus visibles sont la congestion des ports maritimes et des réseaux de systèmes de transport reliant les ports à leurs hinterlands, les accidents causés par les camions, la pollution de l'air, le bruit et diverses autres nuisances. La situation est particulièrement délicate en France ; la congestion au niveau du port du Havre, qui est le premier port national pour les conteneurs, a atteint plus de 89%, le flux de marchandises conteneurisées est responsable de plus de 40 % des émissions des gaz à effet de serre du secteur de transport et plus de 10 % des émissions de tous les secteurs confondus (Aslog, 2016). Ceci s'explique par une domination du transport routier qui représentait en 2014 plus de 87% du volume de marchandises échangées au niveau national contre 11% pour le transport ferroviaire et 2% pour le transport fluvial. À cause de ces problèmes, les ports français peinent à rivaliser avec leurs concurrents européens ; en effet, ils occupent une place marginale en Europe avec à peine 5 millions de conteneurs manutentionnés en 2015, loin derrière des pays comme l'Allemagne, l'Espagne, les Pays-Bas, la Belgique et le Royaume-Uni. Au point qu'"un conteneur sur deux à destination de la France ne passe pas par un des ports français" comme annonce l'ancien président de la République, François Hollande, durant les "Assises de l'économie de la mer" de 2015.

Pour faire face à cette situation et améliorer la compétitivité des ports français, l'état a lancé depuis 2013 la stratégie nationale de relance portuaire (SNRP, 2013), dont l'objectif est de donner à la France une place de premier rang au niveau du commerce international, comme un point d'entrée ou hub de l'Europe, et de contribuer au développement industriel et économique du pays. Cette stratégie repose sur trois principaux piliers :

- **Logistique et intermodalité** : renforcement des ports français dans leur dimension logistique, avec un accent sur l'intermodalité en mettant en place des systèmes de transport de bout en bout, fiables et compétitifs et en favorisant l'utilisation des modes massifiés. Ce pilier vise aussi à identifier des nouveaux marchés à capter au-delà de l'hinterland habituel des ports français.
- **Aménagement des espaces** : ce plan prévoit une vision d'ensemble de l'aménagement des espaces portuaires, dans les ports auront le rôle d'aménageur et de gestionnaire intégré des espaces logistiques, industriels et naturels.
- **Transitions énergétiques des ports** : a pour ambition de construire un nouveau modèle énergétique national qui doit faire de la France l'un des États membres de l'Union Européenne les plus engagés dans la transition énergétique. Il a notamment pour objectif de conquérir de nouveaux marchés dans le domaine des énergies renouvelables pour des modes de transport plus propres protégeant mieux la santé publique.

L'un des fruits de la stratégie de relance portuaire est le lancement du projet "Terminal Multimodal" au Port du Havre. Ce dernier est l'un des projets majeurs au niveau du Grand Port Maritime du Havre (GPMH), il vise à réduire le niveau de congestion dans les terminaux maritimes, développer la part du transport massifié des conteneurs et réduire les émissions des gaz à effet de serre en utilisant des modes alternatifs à la route pour le transfert des conteneurs. Néanmoins, la réussite de ce projet dépend essentiellement de la bonne planification des différentes opérations dans les composantes du nouveau terminal multimodal. La gestion de ces opérations est laborieuse. Cela s'explique par plusieurs facteurs, entre autres, la nature dynamique et distribuée de ces systèmes, la diversité des opérations, et l'incertitude et le manque d'informations nécessaires au contrôle du flux. En effet, les opérateurs portuaires havrais se retrouvent face à plusieurs problèmes de décision complexes, tels que : les problèmes de tournées et les problèmes d'ordonnancement qui feront l'objet de cette thèse.

2. Objectifs et Contributions

Cette thèse s'inscrit dans la continuité des travaux initiés dans le cadre des projets de recherche : ESSIMAS (Evaluation par Simulation de Solutions Innovantes pour le développement du transport Massifié sur l'Axe Seine par coupons ferroviaires électriques) (Benghalia, 2014) et DCAS (Direct Cargo Axe Seine) (Oudani, 2015). La finalité de cette thèse est de développer des approches capables de répondre aux besoins des opérateurs portuaires au niveau opérationnel, avec prise en compte des différentes sources d'incertitudes dans les problèmes d'optimisation rencontrés dans le terminal multimodal du port du Havre (Figure I.1). Deux problèmes d'optimisation sont principalement considérés dans cette thèse, à savoir : l'optimisation de tournées de navettes ferroviaires (*Rail Shuttle Routing Problem (RSRP)*) et l'ordonnancement de grues de quai (*Quay Crane Scheduling Problem (QCSP)*). Quant à l'ordonnancement des opérations de manutention des trains, il a déjà été étudié sous incertitudes dans la thèse de Abourraja (2017).

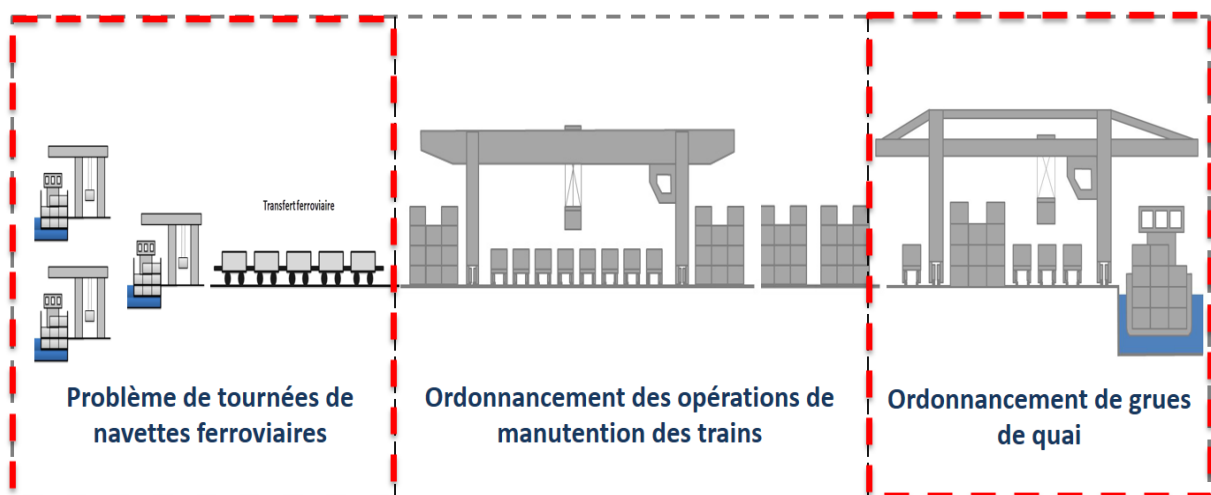


Figure I.1 Les trois problèmes majeurs d'optimisation rencontrés dans le terminal multimodal (les problèmes encadrés en rouge sont ceux étudiés dans cette thèse)

Le problème de tournées de navettes ferroviaires vise à améliorer le système de transport de conteneurs dans le port du Havre, et plus précisément entre le nouveau terminal multimodal et les terminaux maritimes, en considérant les incertitudes sur les données (les incertitudes sur

les temps de déplacement à vide des locomotives et les incertitudes sur les temps de transfert des rames). L'objectif est de construire des tournées qui permettent de minimiser le taux des déplacements improductifs des locomotives tout en respectant les contraintes de fenêtres de temps définies sur les disponibilités des rames. Nous avons modélisé le problème dans le cas déterministe comme un problème de tournées de véhicules, en considérant que les rames représentent des nœuds à visiter, les temps de transfert représentent des temps de service et les temps de déplacement à vide représentent les temps de déplacement entre les nœuds. Ensuite, nous avons testé et validé notre modélisation sur quelques instances en utilisant le solveur CPLEX, et nous avons comparé nos résultats à ceux de l'approche utilisée actuellement au port du Havre. Nous avons introduit les incertitudes dans notre modélisation en utilisant des techniques d'optimisation robuste et proposé un algorithme d'optimisation par colonie de fourmis pour résoudre le problème sous incertitudes. Enfin, nous avons évalué les résultats de notre approche en utilisant deux mesures de robustesse, à savoir, le degré de protection contre les retards de transfert, et le coût supplémentaire payé par les décideurs en choisissant d'appliquer une solution robuste au lieu d'une solution déterministe.

Quant à l'ordonnancement de grues de quai, il vise à planifier les séquences de déchargement/chargement de conteneurs par les grues de quai affectées à un navire. Dans ce problème, les navires sont décomposés en plusieurs baies dans lesquelles les conteneurs sont stockés et groupés par tâches selon leurs poids, origines, destinations et type d'opération (chargement ou déchargement). Des contraintes de précédence sont définies sur les tâches pour respecter le plan d'empilement des conteneurs, et des contraintes de non-croisement et de non-simultanéité doivent être respectées pour éviter les collisions entre les grues de quai. Le QCSP a fait l'objet de plusieurs travaux de recherche. Cependant, la plupart d'entre eux étudient la version déterministe du problème, bien qu'il soit très rare en pratique d'avoir des paramètres qui sont connus avec certitude, puisqu'ils dépendent de plusieurs facteurs. De ce fait, notre contribution porte sur l'étude du QCSP stochastique, dans lequel les temps de déchargement/chargement de conteneurs et les temps de déplacement des grues entre les baies sont supposés incertains. Nous avons résolu le problème avec une approche Simulation-Optimisation, dont l'objectif est de profiter simultanément des grandes possibilités offertes par la simulation pour modéliser les détails du problème et de la capacité de l'optimisation à trouver des solutions de bonne qualité. Une métaheuristique d'optimisation par colonies de fourmis hybridée avec une recherche locale (descente à voisinage variable (VND)) est proposée pour déterminer les affectations des tâches aux grues de quai et les séquences d'exécutions de ces tâches sur chaque grue. La simulation est utilisée à l'intérieur de l'algorithme d'optimisation pour générer des scénarios en concordance avec les probabilités de distributions des paramètres incertains, ce qui permet d'effectuer des évaluations stochastiques des solutions trouvées par chaque fourmi. Nous avons testé l'efficacité de notre approche d'optimisation sur plusieurs jeux de données et nous avons comparé sa performance avec celles des approches existantes dans la littérature. Dans le cas stochastique, vu qu'aucun autre travail n'a étudié exactement le même problème avec les mêmes hypothèses, nous avons évalué l'efficacité de l'approche Simulation-Optimisation en utilisant plusieurs critères de performances.

3. Structure de la Thèse

Après ce premier chapitre introductif permettant de présenter le contexte et de définir les principaux objectifs de cette thèse, le reste de ce document est structuré en cinq chapitres :

Le **Chapitre II** « Transport Multimodal », dresse une vue d'ensemble sur le concept de transport multimodal et sur la littérature relative aux problèmes de décision, liés à la planification et la gestion des différentes composantes de la chaîne logistique multimodale, ce qui nous permettra de positionner nos travaux par rapport à la littérature existante.

Le **Chapitre III** « Optimisation sous Incertitudes », fournit un aperçu général sur les différents paradigmes et approches d'optimisation utilisés dans la littérature pour étayer la prise de décision face aux incertitudes. En particulier, le chapitre vise à présenter un état de l'art sur les applications des approches d'optimisation sous incertitudes dans la résolution des problèmes de transport multimodal.

Dans le **Chapitre IV** « Optimisation des Tournées de Navettes Ferroviaires », nous étudions le transfert de conteneurs par navettes ferroviaires entre le terminal multimodal et les terminaux maritimes du port du Havre, que nous désignons par le *problème de tournées des navettes ferroviaires* (ou en anglais : *The Rail Shuttle Routing Problem (RSRP)*). L'objectif du chapitre est de proposer une approche d'optimisation robuste, définissant des nouvelles règles de transfert de conteneurs entre le terminal multimodal et les terminaux maritimes, qui permet de faire face aux différentes sources d'incertitudes sur les données d'entrée.

Dans le **Chapitre V** « Ordonnancement des Opérations de Manutention dans la zone à quai », nous considérons le *problème d'ordonnancement des grues de quai* (en anglais : *Quay Crane Scheduling Problem (QCSP)*) sous des hypothèses stochastiques, où nous supposons que les temps de déplacements des grues de quai et les temps de manutention des tâches sont incertains. Le but de ce chapitre est de proposer une approche de couplage Simulation-Optimisation, pour la résolution du problème de QCSP incertain, dont l'objectif est de profiter simultanément des grandes possibilités offertes par la simulation pour modéliser les détails du problème étudié et de la capacité de l'optimisation à trouver des solutions de bonne qualité.

Enfin, dans le **Chapitre VI**, une synthèse générale sur les travaux effectués au cours de cette thèse ainsi que des perspectives de recherche sont présentés pour clôturer ce document.

Chapitre II

Transport Multimodal

Sommaire

1. Introduction	9
2. Généralités sur le Transport Multimodal	10
2.1. Terminologie du Transport Multimodal	10
2.1.1. Transport Multimodal.....	10
2.1.2. Transport Intermodal.....	10
2.1.3. Transport Combiné	11
2.1.4. Transport Comodal	11
2.1.5. Transport Synchromodal	12
2.2. Réseaux de Transport Multimodal.....	13
2.3. Terminaux Intermodaux.....	14
2.3.1. Centre de Triage Ferroviaire	15
2.3.2. Terminal Rail-Route	15
2.3.3. Terminal Rail-Rail	16
2.3.4. Terminal Trimodal.....	16
2.3.5. Terminal Maritime	17
2.3.6. Terminaux Intermodaux en Europe.....	19
3. Problèmes de Planification dans la Chaîne de Transport Multimodal.....	20
3.1. Niveau Stratégique.....	21
3.1.1. Conception de Réseau de Transport.....	21
3.1.2. Localisation des Hubs.....	23
3.2. Niveau Tactique	25
3.2.1. Conception des Terminaux Intermodaux	26
3.2.2. Conception des Services	28
3.3. Niveau Opérationnel	29
3.3.1. Gestion des Ressources	29
3.3.2. Replanification des Itinéraires	30
4. Cas d'étude : Terminal Multimodal du Havre	32
4.1. Port du Havre	32
4.2. Terminal Multimodal.....	33
4.3. Problèmes de Décisions dans le Terminal Multimodal	36
5. Conclusion	38

1. Introduction

Le transport de marchandises est un ingrédient essentiel pour assurer la durabilité économique des pays. Il est considéré comme une activité importante dans tous les processus d'approvisionnement, de production et de distribution des produits. Mais, malgré ses nombreux avantages, il représente plusieurs inquiétudes relatives à la congestion des routes et des voies urbaines, à la sécurité et surtout à la lutte contre le réchauffement climatique. En France, le flux de marchandises est responsable de plus de 40 % des émissions des gaz à effet de serre du secteur de transport et plus de 10 % des émissions de tous les secteurs confondus (Aslog, 2016). Ceci s'explique par une domination du transport routier, qui représentait en 2014 plus de 87% de volumes de marchandises échangées au niveau national contre 11% pour le transport ferroviaire et 2% pour le transport fluvial. Pour faire face à ces problèmes, une aide de plus de 30 millions d'euros a été accordée par l'état en 2015 pour encourager le développement des services de transport plus durables et favoriser l'utilisation des modes de transport alternatifs à la route. Cependant, quelles que soient les solutions qui peuvent être envisagées dans ce cadre, il n'existe aucune forme magique de transport avec zéro émission et sans utilisation des poids lourds, qui peut remplacer complètement le mode routier. En effet, ce dernier ne disparaîtra jamais, vu qu'il bénéficie d'une infrastructure universelle qui est souvent payée par les automobilistes et par les contribuables, ce qui le rend ainsi le mode le plus compétitif surtout sur les courtes distances (Oudani, 2016). Une alternative efficace au tout routier serait donc de favoriser le développement des formes de transport multimodal dont les principaux maillons logistiques sont laissés aux modes massifiés (i.e. fluvial, maritime et ferroviaire) jugés moins polluants, et dont le transport routier ne devrait idéalement intervenir qu'à l'approche des zones urbaines. La multimodalité contribuerait ainsi efficacement à l'objectif de la politique de transport durable tracé par le gouvernement, en offrant des solutions plus sobres en énergie.

Ce présent chapitre a pour but de dresser une vue d'ensemble sur le concept de transport multimodal et sur la littérature relative aux problèmes de décision liés à la planification et la gestion des différentes composantes de la chaîne logistique multimodale, ainsi qu'aux problèmes qui seront traités dans cette thèse. Dans la section suivante, nous présenterons les terminologies utilisées dans le transport multimodal, les différentes configurations de réseaux de transport possibles et les principaux types de terminaux intermodaux utilisés dans la conception d'une chaîne de transport. Dans la section 3, nous nous pencherons sur les problèmes de gestion de la chaîne multimodale, nous présenterons une classification de ces problèmes selon les trois niveaux de décisions : stratégique, tactique et opérationnel, et nous exposerons les principaux travaux de recherches menés dans chaque niveau. Ensuite, dans la section 4, nous décrirons notre cas d'étude « le port du havre » et nous abordons les travaux se rattachant à la gestion de son nouveau terminal multimodal. Finalement, dans la section 5, nous résumerons ce chapitre et nous mettrons en relief l'importance de la prise d'incertitude dans la gestion du terminal multimodal et la rareté des travaux menés à ce titre.

2. Généralités sur le Transport Multimodal

2.1. Terminologie du Transport Multimodal

La terminologie sur le transport multimodal n'est pas unifiée et différents termes circulent dans la littérature et dans la pratique. En effet, à côté du terme "transport multimodal" les intervenants dans la chaîne multimodale utilisent d'autres termes tels que : le transport intermodal, le transport comodal, le transport synchronodal et le transport combiné ([Economie Commission, 2001](#)). Même si toutes ces formes de transport impliquent, en fait, l'utilisation d'au moins deux modes de transport, il existe quand même quelques différences entre eux que nous soulignerons dans cette section.

2.1.1. Transport Multimodal

La multimodalité est définie comme étant le processus de transport de marchandises dans un système de réseaux interconnectés, impliquant diverses combinaisons de modes de transport (maritime, routier, fluviale, etc.) ([Figure II.1](#)) et dans lequel toutes les composantes sont parfaitement liées et efficacement connectées ([Boske, 1998](#)). Un tel système offre un large choix de modes de transport et d'options de routage, permettant de coordonner l'approvisionnement, la production, le stockage et les fonctions de distribution pour atteindre une organisation efficace de la chaîne logistique et pour réduire les coûts de transport ([Rondinelli & Berry, 2000](#)).

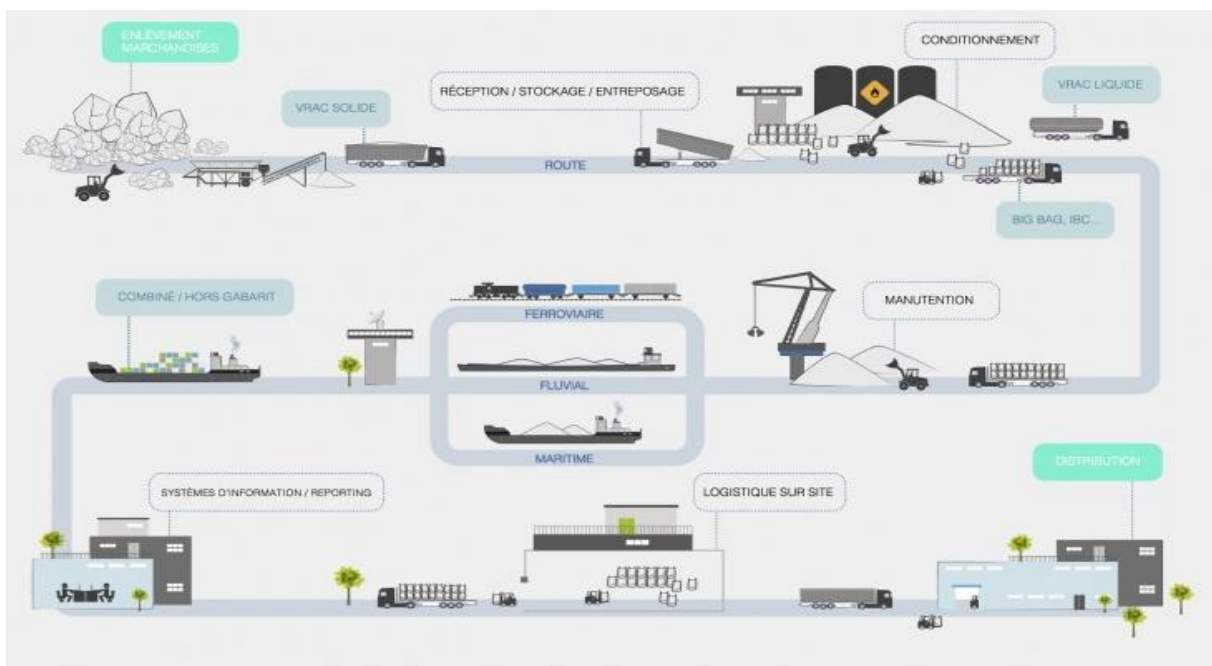


Figure II.1 Exemple d'une chaîne logistique multimodale

2.1.2. Transport Intermodal

L'intermodalité est un système de transport caractérisé par l'utilisation de deux modes de transport ou plus dans lequel la marchandise est transférée dans un seul et même contenant appelé Unité de Transport Intermodal (UTI), depuis l'origine jusqu'à la destination sans

manutention (empotage ou dépotage) de marchandise elle-même lors de changement entre les modes (Figure II.2). L'intermodalité offre ainsi la flexibilité et les économies d'échelle nécessaires pour une combinaison efficace entre plusieurs modes de transport (Lowe, 2006).



Figure II.2 Illustration d'une chaîne de transport intermodal

2.1.3. Transport Combiné

Le Transport combiné est l'une des formes de transport multimodal, qui implique l'utilisation de deux modes de transport en combinaison, tels que le transport routier et ferroviaire ou routier et fluvial (Figure II.3). Dans cette forme de transport, les parcours principaux s'effectuent par les modes massifiés (i.e. rail, fleuve ou mer), et les parcours initiaux et/ou terminaux (i.e. premier ou dernier kilomètre) par route (Economie Commission, 2001). C'est le nombre de modes impliqués dans une opération multimodale et la faible distance qui doit être parcourue par route qui distingue le transport combiné du transport intermodal. Ainsi, le transport combiné est un type de transport intermodal, mais le transport intermodal n'est pas forcément un transport combiné. Pour qu'il le devienne, il faudrait que les parcours par route soient les plus courts possible et que le nombre de modes utilisés soit exactement égal à deux.

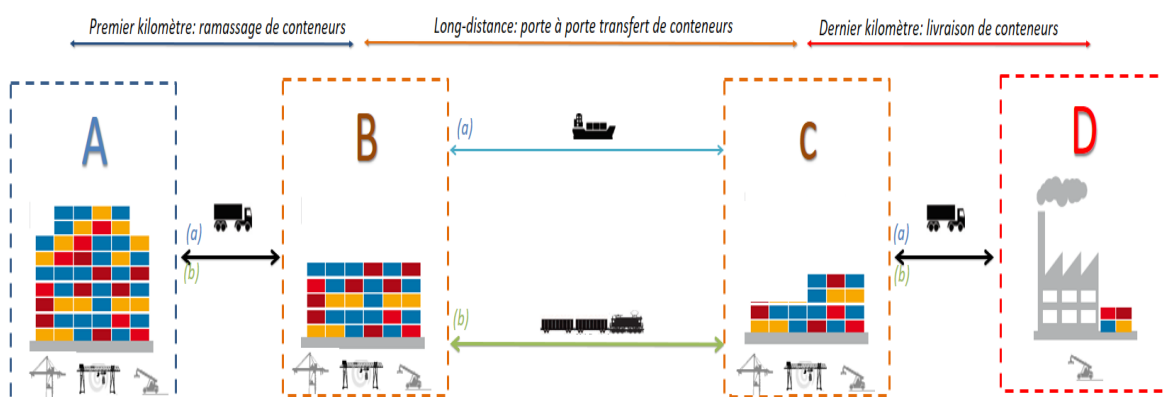


Figure II.3 Transport combiné : (a) fleuve-route et (b) rail-route

2.1.4. Transport Comodal

La comodalité est définie par la commission des communautés européennes (CCE, 2006) comme le recours intelligent à différents modes de transport en combinaison ou isolément (Figure II.4), débouchant sur une utilisation maximale des avantages de tous les modes, en termes de durabilité globale (Feki, 2010). À la différence de l'intermodalité et le transport combiné, qui ont tendance à favoriser les modes massifiés par rapport au mode routier, la

comodalité cherche plutôt une complémentarité entre les modes pour améliorer l'utilisation des ressources et répondre à la demande logistique (Engström, 2013).

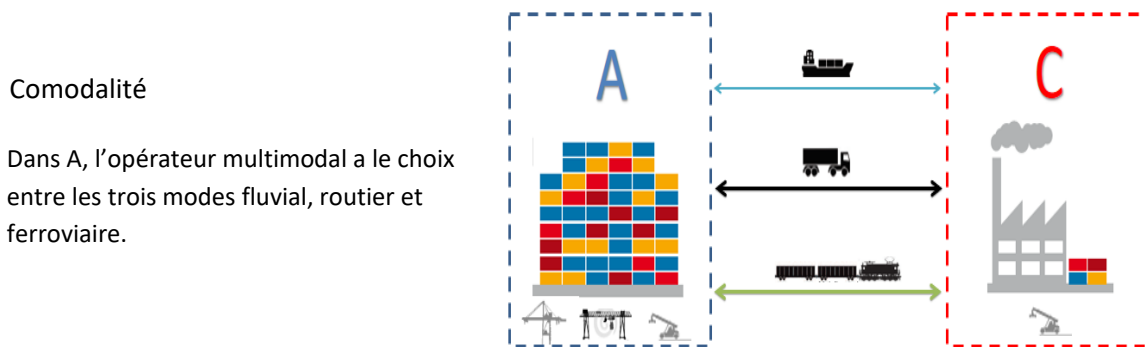


Figure II.4 Exemple de chaîne de transport comodal avec utilisation isolée des modes de transport

2.1.5. Transport Sychromodal

La synchronodalité est définie comme toute combinaison structurée, efficace et synchronisée de deux modes de transport ou plus (Figure II.5), dans laquelle les transporteurs ou les clients peuvent sélectionner indépendamment et à tout moment le meilleur mode en fonction des circonstances opérationnelles ou des exigences des clients (Verweij, 2011).



Figure II.5 Exemple d'une chaîne de transport synchronodal

La terminologie sur le transport multimodal semble être bien diversifiée en fonction des aspects du processus de transport mis en avant. En effet, l'intermodalité se concentre plus sur l'utilisation d'une même unité de transport, tandis que le transport combiné s'intéresse à la faible distance parcourue par route, la comodalité met l'accent sur l'optimisation des ressources, et la synchronodalité cherche une flexibilité dans le choix des modes. Néanmoins, la définition de base du transport multimodal (section 2.1.1) englobe toutes les autres définitions, du fait qu'elles se caractérisent toutes par l'utilisation de deux modes de transport ou plus. Dans le reste de cette thèse, nous utiliserons régulièrement le terme transport multimodal pour faire référence à toutes ses formes.

2.2. Réseaux de Transport Multimodal

Le transport multimodal est un concept qui cherche une coordination efficace entre les différentes composantes de la chaîne de transport, tout en assurant le mouvement continu de marchandises le long des meilleurs itinéraires, et en utilisant les moyens les plus efficaces et les plus rentables. Ce concept est caractérisé par la présence des terminaux intermédiaires (hubs) où les marchandises sont regroupées et déplacées d'un mode de transport à un autre. De telles opérations de massification de marchandises sont au cœur du transport multimodal et le distinguent du tout routier. Dans la littérature, plusieurs configurations de réseaux de transport multimodal (appelés aussi réseaux de massification) sont possibles :

Point à point : cette structure de réseau représente un système de transport dans lequel la marchandise est transférée directement depuis son origine vers sa destination, plutôt que de passer par un hub central. Cette configuration est courante lorsque des commandes spécialisées ou ponctuelles doivent être satisfaites, ce qui crée souvent des problèmes de charge partielle ou de retour à vide. Les exigences logistiques d'une telle structure sont minimales, mais au détriment de l'efficacité.

Corridor : ce type de réseaux est généralement utilisé pour assurer des fortes liaisons terrestres ou fluviales entre les régions à forte densité et un nœud de collecte où les marchandises regroupées sont transportées par des moyens de transport plus grands. Tout au long des corridors, la marchandise peut être chargée ou déchargée dans des centres de distribution locaux ou régionaux. En France, le corridor de la vallée de Seine (CCI Normandie, 2014) est utilisé pour relier par fleuve la capitale Paris à la façade maritime du port du Havre.

Hub-and-spokes : la structure Hope-and-Spokes est une forme d'optimisation de transport dans laquelle les routes sont organisées comme une série de "rayons" reliant les différents nœuds à un centre de transbordement « hub central », ce modèle de réseaux est utilisé généralement pour favoriser la massification de flux. Le concept d'Hope-and-Spokes est apparu pour la première fois en 1955 dans le transport aérien, l'idée de la compagnie Delta Airlines consistait à concentrer le trafic de passagers en provenance des petits aéroports (appelés «spokes»), dans un aéroport principal (appelé «hub»), puis le groupe de passagers rassemblés est transporté, par des avions de grandes capacités, vers un autre aéroport principal (Bontekoning, 2006).

Réseau de routage : cette structure de réseau utilise des circuits où la marchandise peut être transbordée d'un itinéraire à l'autre dans des hubs spécifiques. On distingue deux types de réseaux de routage : les réseaux avec routes fixes où les itinéraires sont déterminés à l'avance et ne changent pas au cours de l'acheminement de marchandises, comme c'est le cas dans le transport maritime de conteneurs. Et les réseaux avec routes dynamiques qui sont une structure de réseau complexe qui nécessite un haut niveau d'intégration logistique, car les itinéraires et les hubs évoluent en fonction des variations anticipées de la demande. Le routage dynamique est principalement utilisé dans les services de colis du dernier kilomètre, où l'acheminement des camions de livraison dépend de l'évolution de la demande.

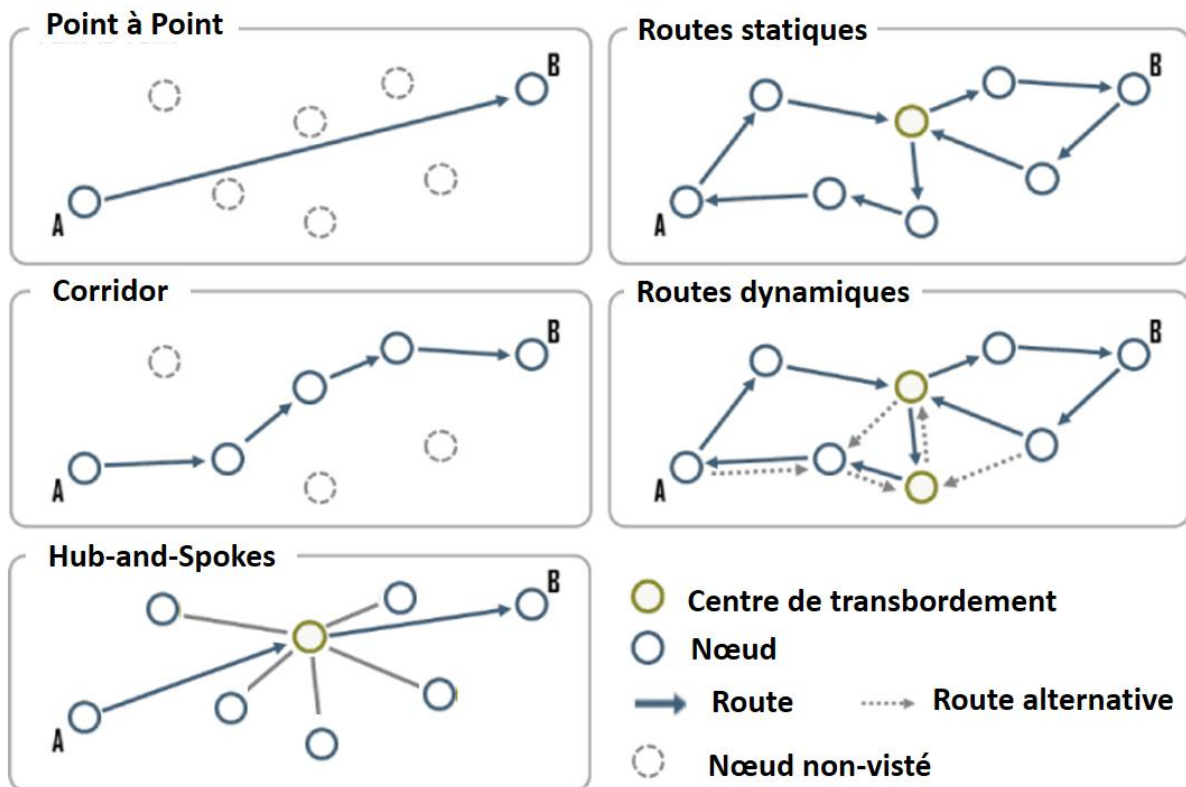


Figure II.6 Différentes configurations de réseaux de transport multimodal (adaptée de Woxenius (2002))

2.3. Terminaux Intermodaux

Les terminaux intermodaux sont des installations spéciales de la chaîne de transport multimodale, ils représentent des centres de transbordement où la marchandise reçue par un mode de transport est collectée, réarrangée, déchargée, entreposée, chargée et/ou ramassée, en vue d'un acheminement par le même ou un autre mode de transport (Boysen et al., 2013). Habituellement, ces terminaux sont implémentés pour assurer au moins un des services suivants (AIPCR, 2013) :

- **Service de transbordement** : chargement / déchargement de navires, barges, trains et camions.
- **Service d'unité de chargement** : entreposage, réparation, entretien, nettoyage et limitation des dégâts.
- **Service d'acheminement** : avant et après le remorquage, douanes, transbordement du côté du client.
- **Service de distribution** : transport, suivi et traçabilité.

Pour mener à bien ces services, différents types de centres de transbordement ont été développés au fil des années, qui, en fonction de la nature des échanges modaux, peuvent généralement être classifiés en cinq types de terminaux.

2.3.1. Centre de Triage Ferroviaire

Dans une gare de triage ferroviaire (Figure II.7), les trains arrivent à un ensemble de voies de réception, où les wagons sont découplés et poussés sur une bosse. Les wagons sont ensuite triés dans une zone de classification avant d'être redirigés, via un système de commutateurs de voies, vers la zone de départ où des trains de grandes distances sont formés. Les gares de triage ont une longue histoire remontant aux débuts du transport ferroviaire, mais dans ces dernières années beaucoup ont été mises hors service, en raison des opérations de manœuvre très longues et de la croissance du transport conteneurisé qui demande des terminaux avec des grandes capacités de stockage (Boysen et al., 2013).

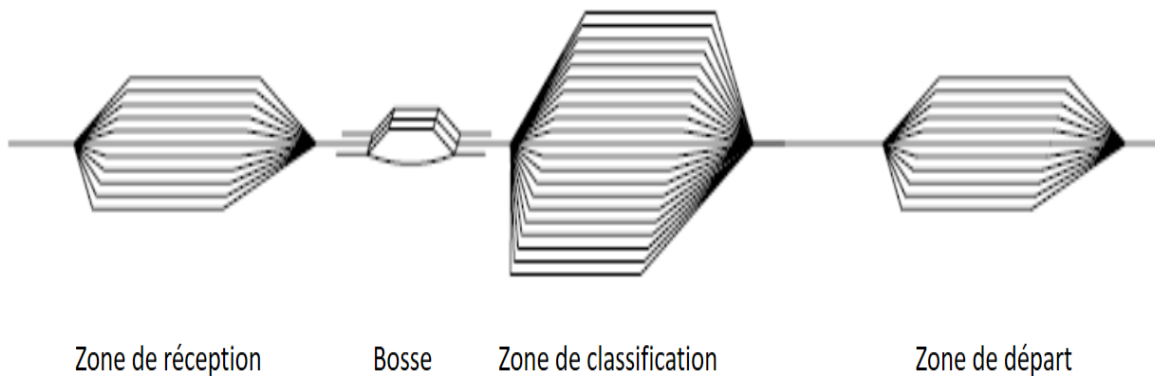


Figure II.7 Structure d'une gare de triage ferroviaire (source Boysen et al. (2013))

2.3.2. Terminal Rail-Route

Contrairement au centre de triage, dans un terminal de type Rail-Route (Figure II.8) aucune manœuvre de séparation des wagons de leurs trains principaux n'est effectuée. Les trains conservent leurs wagons et seuls les conteneurs sont effectivement transbordés ; généralement, des portiques ferroviaires sont utilisés pour la manutention de conteneurs. Ces chantiers comportent souvent des éléments supplémentaires, tels que des zones de stockage

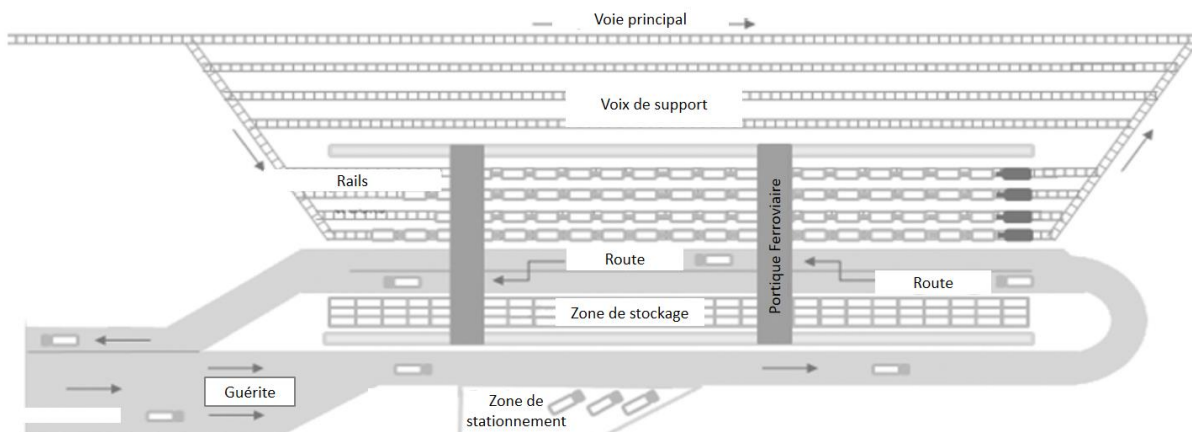


Figure II.8 Structure d'un terminal Rail-Route (adapté de Ballis et al. (2002))

pour l'empilage intermédiaire des conteneurs et des voies de camions adjacentes pour un transbordement immédiat des trains aux camions et vice versa. Les terminaux rail-route sont devenus l'une des pierres angulaires du fret intermodal pour servir d'interface entre les deux modes de transport routier et ferroviaire.

2.3.3. Terminal Rail-Rail

Les terminaux de type Rail-Rail sont dédiés à un échange rapide de la marchandise entre les trains. La structure de ces terminaux (Figure II.9) est très similaire à celle des terminaux Rail-Route. Lorsque les trains se trouvent en même temps dans le terminal, les opérations de transbordement sont effectuées directement d'un train vers un autre. Dans le cas où les trains ne sont pas en même temps dans le terminal, mais qu'ils ont une corrélation d'échange, les conteneurs sont séquentiellement échangés via les zones de stockages, où des opérations de tris sont effectuées par des navettes automatisées pour accélérer le chargement final sur les trains de destination (Macharis and Bontekoning, 2004).

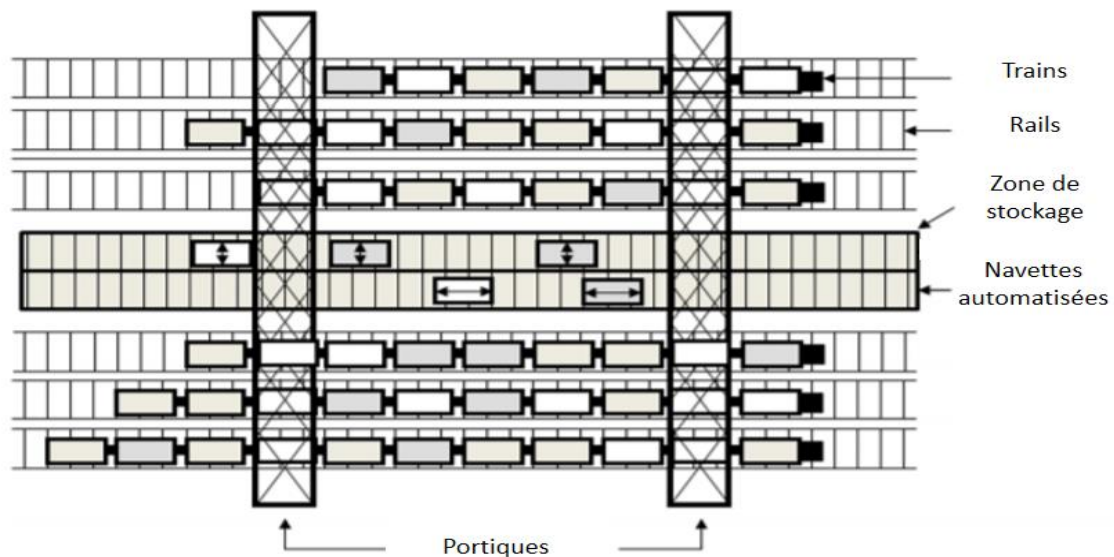


Figure II.9 Structure d'un terminal Rail-Rail (adapté de Cichenski et al. (2017))

2.3.4. Terminal Trimodal

Un terminal Trimodal (Figure II.10) présente une interface intermodale intérieure qui relie les trois modes routier, ferroviaire et fluvial. Les différences principales par rapport à un terminal Rail-Route sont les suivantes :

- Présence d'un accès fluvial avec un port d'accostage.
- Utilisation d'un système de manutention basé sur des portiques ferroviaires et fluviaux, ou d'un seul type de portiques de grandes tailles couvrant les deux zones.

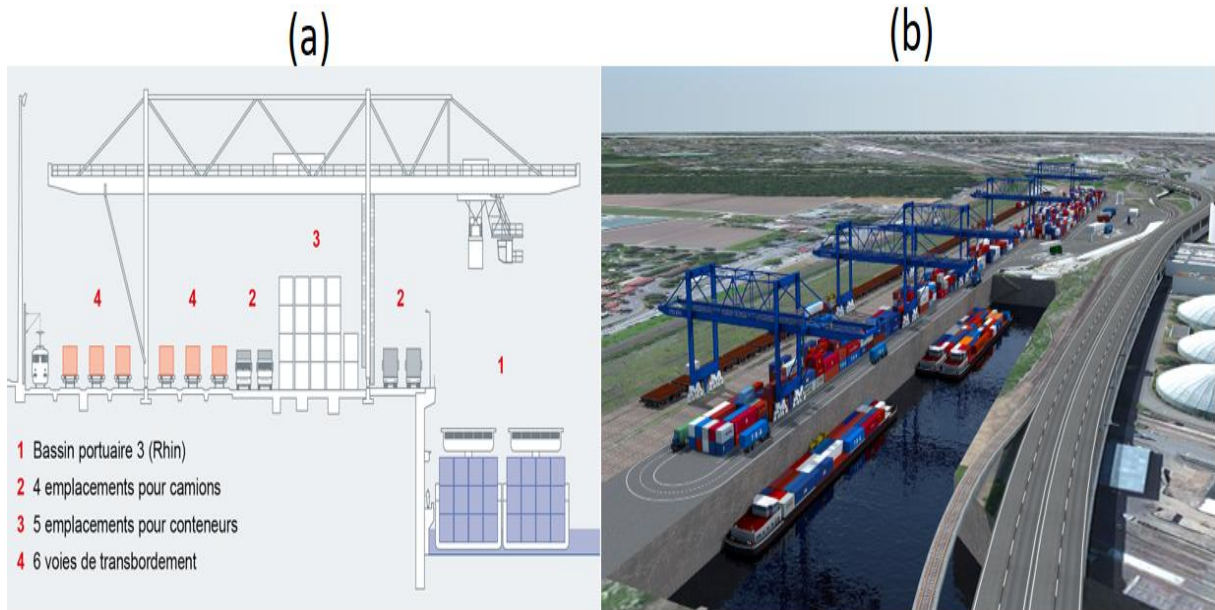


Figure II.10 (a) Structure d'un terminal Trimodal et (b) terminal Trimodal de Basel Nord (Suisse)
(Source : www.gateway-basel nord.com)

2.3.5. Terminal Maritime

Les terminaux à conteneurs maritimes (Figure II.11) sont considérés comme les installations intermodales les plus complexes. C'est le type de terminaux qui implique la gestion des plus grands flux de conteneurs, et les consommations d'espace et de capital les plus

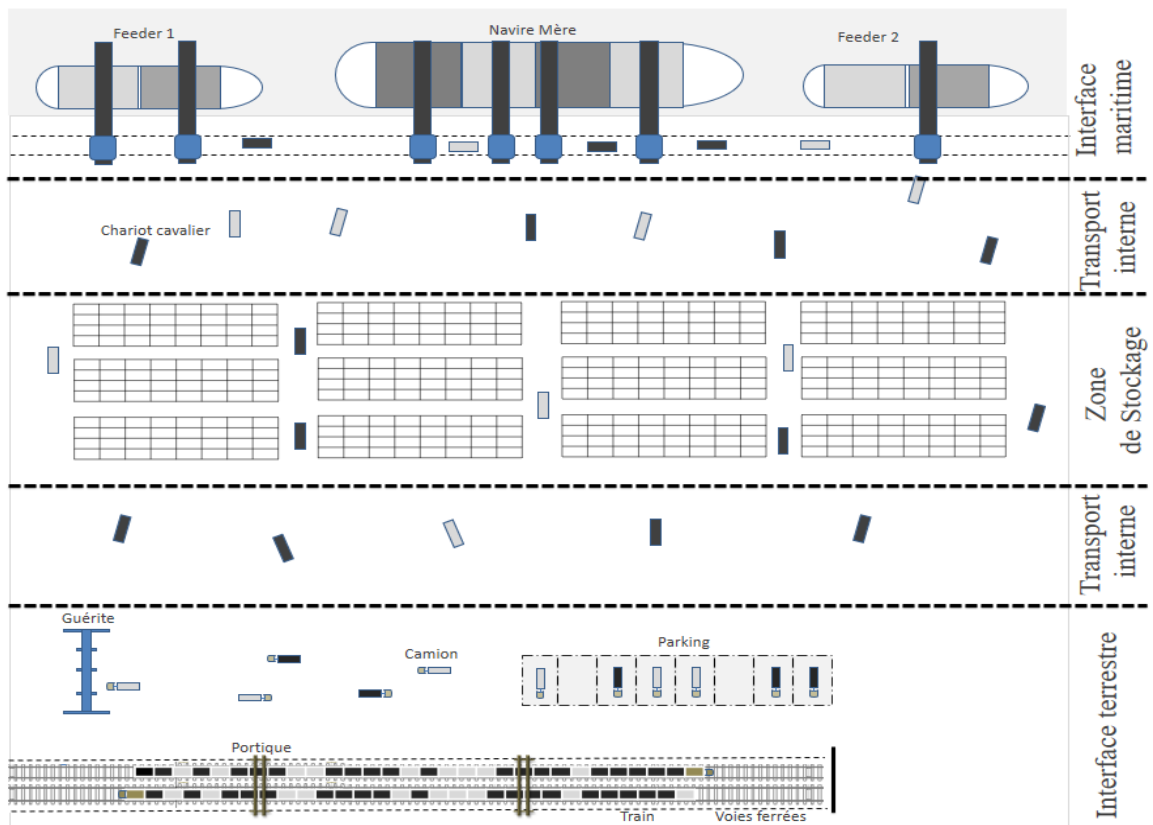


Figure II.11 Structure d'un terminal maritime à conteneurs

importantes (Reis et al., 2013). En effet, les terminaux à conteneurs sont les points de convergence de plusieurs systèmes de transport et constituent une interface entre le mode de transport maritime et les modes intérieurs. Un terminal à conteneur maritime se compose de différentes zones desservant chacune un objectif fonctionnel spécifique, en général, on peut diviser ce type de terminal en quatre zones principales (Meisel, 2009) :

- **Interface maritime** : regroupe les opérations liées au chargement/déchargement des navires.
- **Zone de transport interne** : regroupe les opérations de transport de conteneurs à l'intérieur du terminal.
- **Zone de stockage** : concerne l'ensemble des opérations de stockage de conteneurs.
- **Interface terrestre** : concerne le transfert des conteneurs vers les modes de transport terrestres (i.e. routier et ferroviaire).

Avec l'évolution du transport maritime de conteneurs à longue distance et la croissance de la taille des porte-conteneurs, une nouvelle fonction, qui est le transbordement maritime, est apparue dans plusieurs terminaux à conteneurs. Les terminaux dédiés au transbordement sont des terminaux intermédiaires, leur but est principalement de transborder des conteneurs d'un réseau de transport maritime vers un autre. Ces nœuds intermédiaires peuvent relier des services maritimes de longue distance et de courte distance (feeder) ou connecter des services appelant différents ports dans une zone maritime similaire.

Le [Tableau II.1](#) résume les différentes caractéristiques de chaque type de terminaux intermodaux et présente une vue comparative entre eux, en fonction de leur dimension économique, capacité de stockage et les liaisons modales.

Tableau II.1 Caractéristiques des terminaux intermodaux

Terminal intermodal	Importance spatiale/économique	Taille	Modes de liaisons impliqués
Gare de Triage	Régional, National	Petit	Ferroviaire
Terminal Rail-Route	Régional, National	Moyen	Routier et ferroviaire
Terminal Rail-Rail	National, International	Moyen, Grand	Ferroviaire
Terminal Trimodal	National, International	Grand	Routier, fluvial et ferroviaire
Terminal Maritime	International	Méga grand	Maritime, Routier et ferroviaire

2.3.6. Terminaux Intermodaux en Europe

Le transport multimodal joue un rôle important dans le développement du transport de marchandises en Europe. Le contexte actuel, est que les différents intervenants (i.e. l'Union européenne et les grands ports maritimes) s'efforcent de passer à des modes de transport plus durables (Kreutzberger and Konings, 2016). L'innovation et le développement des terminaux intermodaux sont vus, dans ce contexte, comme les éléments clés qui peuvent assurer une économie d'échelle nécessaire pour la croissance du secteur transport européen (CER, 2013). Comme mentionné dans les sections précédentes, il existe plusieurs types de terminaux intermodaux qu'on peut regrouper en deux groupes : les terminaux maritimes, et les terminaux intérieurs (Rail-Route, Rail-Rail et Trimodal). En Europe il existe six grandes zones portuaires maritimes : le Range Nord-Ouest, Atlantique, Méditerranée, Scandinavie-Baltique, Mer Noire-Balkans et Grande-Bretagne. Avec plus de 80 % des importations, la zone Nord-Ouest est la zone la plus prépondérante en Europe ; elle s'étale du Havre à Hambourg sur plus de 1 000 km et contient quatre des dix plus grands ports maritimes en Europe (Tableau II.2) par où transitent d'importants trafics de conteneurs. Parallèlement, plusieurs terminaux intermodaux intérieurs ont vu le jour dans les vingt dernières années en Europe, parmi les principaux terminaux intérieurs européens on trouve les terminaux de : Anvers (Belgique), Duisburg (Allemagne), Le Havre (France), Prague (Tchèque), Česká Třebová (Tchèque), Budapest (Hongrie), Dunajská Streda (Slovaquie), Basel (Suisse) et Tczew (Pologne). Le Tableau II.3 présente une vue comparative entre ces terminaux, en fonction de leur type (i.e. Rail-Rail, Rail-Route ou Trimodal), surface, capacité de stockage, les infrastructures et les équipements présents dans le terminal. Un état de l'art plus détaillé sur les terminaux intérieurs européens est présenté dans (Kreutzberger and Konings, 2016), et une base de données, nommée Agora, a été établie par les gestionnaires des terminaux intermodaux dans le cadre du projet d'apprentissage Marco Polo pour regrouper des informations sur les positions et les infrastructures des terminaux intérieurs européens (AGORA, 2016).

Tableau II.2 Classement des plus grands ports européens en 2015 (source Abourraja (2018))

Rang	Port	Pays	Trafic annuel en millions d'EVP
1	Port de Rotterdam	Pays-Bas	12,453
2	Port d'Anvers	Belgique	9,65
2	Port de Hambourg	Allemagne	8,82
4	Port de Brême-Bremerhaven	Allemagne	5,55
5	Port de Valence	Espagne	4,62
6	Port d'Algésiras	Espagne	4,52
7	Port de Félixstowe	Royaume-Uni	3,98
8	Port du Pirée	Grèce	3,29
9	Port d'Ambarli	Turquie	3,08
10	Port de Marsaxlokk	Malte	3,06
11	Port du Havre	France	2,56

Tableau II.3 Principaux terminaux intermodaux en Europe

Localisation du Terminal	Type	Surface	Capacité de Stockage annuelle	Infrastructures et équipements
Antwerpen Mainhub (Belgique)	Rail-Route	20000 m ²	-----	8 voies 3 RMG 4 Chariots Cavalier
Duisburg Meiderich (Allemagne)	Trimodal	-----	12500 EVP	6 voies 3 portiques 2 Reach Stackers
Le Terminal Mutimodal du Havre (France)	Trimodal	650000 m ²	30000 EVP	14 voies ferrées 2 RMG 2 portiques fluviaux
Praque Uhrineves (Tchèque)	Rail-Route	420000 m ²	17500 EVP	14 voies ferrées 5 RMG 7 Reach Stackers
Ceske Trebova (Tchèque)	Rail-Route	138000 m ²	6000 EVP	6 voies ferrées 3 RMG 4 Reach Stackers
Rail hub terminal Budapest (Hongrie)	Rail-Route	140000 m ²	20000 EVP	8 voies ferrées 2 RMG 4 Reach Stackers
Dunajska Streda (Slovaquie)	Rail-Route	280000 m ²	25000 EVP	9 voies ferrées 3 RMG 10 Reach Stackers
Basel Nord (Suisse)	-----	-----	-----	7 voies 5 portiques de grande taille (fluvial+ferroviaire) 3 Reach Stackers
Terminal de Krems An Der Donau (Autriche)	Trimodal	35000 m ²	10000 EVP	4 voies 1 portique fluvial 4 Reach stackers
ICY Intermodal Container Yard Tczew (Pologne)	Rail-Route	250000 m ²	20000EVP	16 voies 5 RMG 5 Reach Stackers

3. Problèmes de Planification dans la Chaîne de Transport Multimodal

Pour assurer une performance globale de la chaîne de transport multimodal, une planification efficace des différentes opérations dans toutes ses composantes est nécessaire. En effet, la configuration du réseau de transport, le choix des modes de transport, la sélection des types de terminaux intermodaux, et la gestion des équipements sont toutes des décisions qui jouent un rôle important dans le bon acheminement de la marchandise depuis son point de départ jusqu'à sa destination finale. Les coûts d'implémentation et d'exploitation liées à ces différentes opérations constituent un élément important de cette chaîne de transport déterminant sa compétitivité face au tout routier. La réduction des temps de déplacement et des coûts de stockage et de transbordement pourrait renforcer le pouvoir de marché du secteur du transport multimodal et améliorer les chances de réaliser une économie d'échelle. Ainsi, il est essentiel de veiller à ce que la chaîne de transport multimodal fonctionne aussi effectivement et efficacement que possible. La gestion de la chaîne multimodale est généralement subdivisée en trois niveaux de décision : stratégique, tactique et opérationnel (Figure II.12). Dans chaque niveau de décision, un ou plusieurs problèmes sont à prendre en considération. Dans la suite de cette section, nous présenterons une vue globale sur chacun de ces problèmes et nous discuterons des principaux travaux de recherche menés sur ces problèmes. Il convient de noter que les problèmes de gestion opérationnelle dans les terminaux à conteneurs maritimes ne

seront pas traités dans cette section, nous référons le lecteur intéressé par ces problèmes aux états l'art de [Vis et al. \(2003\)](#) et [Steenken et al. \(2004\)](#).

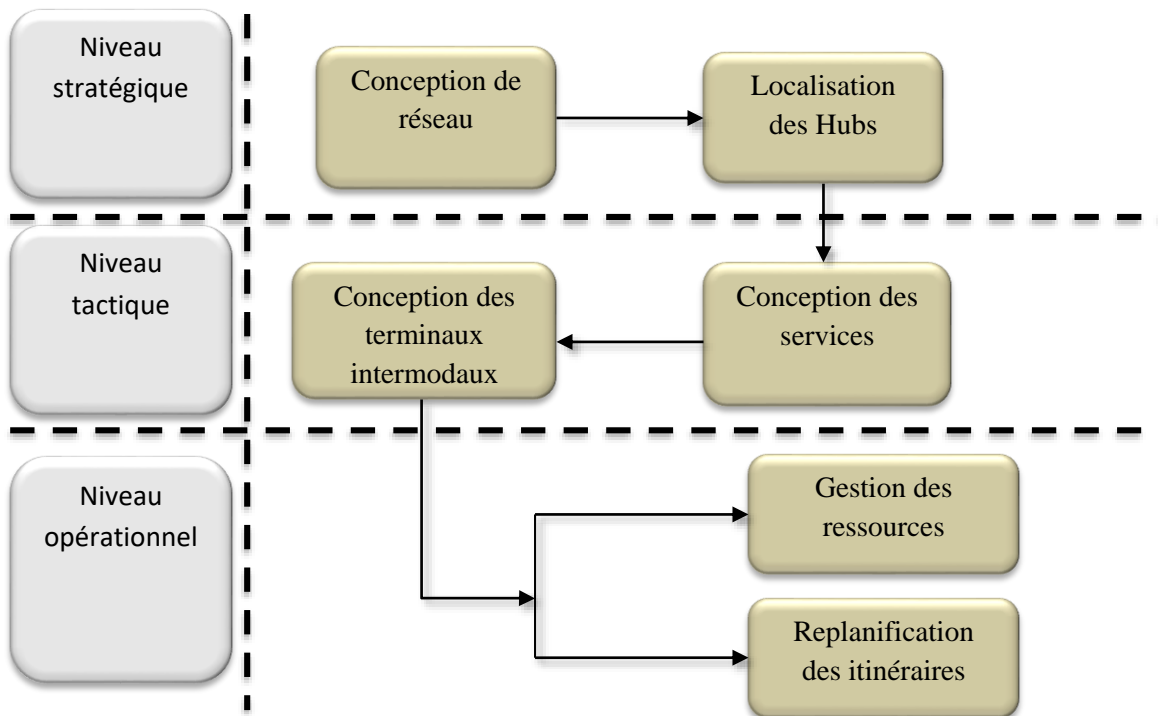


Figure II.12 Classification des différents problèmes dans la chaîne de transport multimodal selon leur niveau de décision et leur occurrence temporelle.

3.1. Niveau Stratégique

Les problèmes de planification stratégique rencontrés dans la chaîne de transport multimodal concernent essentiellement les décisions d'investissement sur les infrastructures. En effet, la massification de marchandise est l'élément clé pour la réussite du transport multimodal, puisqu'il permet de réduire les coûts de transport et le rend ainsi plus attractif que le tout routier. Souvent dans un système de transport massifié, au lieu d'une expédition directe de la marchandise depuis son point de départ vers son lieu d'arrivée, les cargaisons de faible volume sont d'abord déplacées à un centre de consolidation « hub » et regroupées en grands flux, avant d'être transportées par des services multimodaux de haute fréquence et de grande capacité. Ce type d'acheminement donne lieu à deux problèmes de décisions stratégiques : la conception de réseau de transport et la localisation des hubs.

3.1.1. Conception de Réseau de Transport

Dans un réseau de transport multimodal, les biens doivent être acheminés entre les différents points d'origine et de destination sur un réseau de nœuds et d'arcs ayant une capacité éventuellement limitée. De plus, à part le coût d'acheminement proportionnel au nombre d'unités de chaque bien transporté sur une liaison du réseau, un coût fixe doit être payé la première fois qu'un lien (arc) est utilisé, représentant ses coûts de construction (ouverture) ou d'amélioration. Le problème général de conception de réseau consiste à trouver une conception de coût minimal, c'est-à-dire un choix d'arcs dans le réseau qui permettra d'assurer

l'acheminement des flux de marchandises tout en minimisant la somme des coûts fixes d'inclusion des arcs et des coûts variables de routage (Jaržemskienė, 2007). Ceci passe par deux étapes, premièrement, il doit être décidé quel type de massification de flux est à utiliser parmi les structures de réseaux : point-à-point, corridor, hub-and-spoke ou réseau de routage, présentées dans la [section 2.2](#). Deuxièmement, l'opérateur de réseau doit décider quels sont les arcs qui seront utilisés pour l'acheminement de marchandises à travers le réseau et quels seront les nœuds à servir. Il existe deux catégories majeures de problèmes de conception de réseau :

- **Concevoir un nouveau réseau** : dans ce cas, un ensemble de nœuds est donné et la question est de savoir comment ces nœuds doivent être connectés.
- **Améliorer un réseau existant** : dans ce cas, non seulement un ensemble de nœuds est donné, mais aussi le réseau existant. La question est alors de savoir si des liens doivent être ajoutés ou supprimés du réseau, ou si la capacité des services ou des liens existants devrait être augmentée.

Selon les contraintes considérées dans la formulation du problème, on peut distinguer entre d'autres, des variantes du problème (Magnanti and Wong, 1984) :

- **Problème de conception de réseau sans capacité** : dans ce problème, il n'y a aucune limite sur le flux qui peut circuler à travers les arcs du réseau.
- **Problème de conception de réseau avec capacité** : dans ce problème, le transfert de flux sur un arc n'est autorisé que si un coût fixe est payé. Cependant, la quantité de ce flux ne doit pas dépasser un certain seuil qui représente la capacité de l'arc.
- **Problème de conception de réseau avec contraintes d'assignement** : modélise les contraintes topologiques imposées sur la configuration du réseau, y compris les relations de précédence et de choix multiples des arcs.
- **Problème de conception de réseau avec contraintes budgétaires** : modélise les limitations imposées sur l'utilisation des ressources. Les contraintes budgétaires indiquent que les dépenses totales pour la conception du réseau ne peuvent pas dépasser un budget maximum.

Le [Tableau II.4](#) présente un aperçu des principaux travaux sur le problème de conception de réseau. Des états d'arts plus détaillés sur le problème sont disponibles dans (Magnanti and Wong, 1984 ; Minoux, 1989 ; Costa, 2005).

Tableau II.4 Principaux travaux sur le problème de conception de réseau.

Référence	Objectif	contraintes latérales		contraintes de capacité		Approche de résolution
		Assignement	Budget	Avec Capacité	Sans Capacité	
Holmberg and Yuan, (1998)	Minimiser le coût total de conception du réseau			✓		Relaxation lagrangienne
Crainic et al. (2000)	Minimiser le coût de transport de marchandises et le coût de création des arcs			✓		Méthode de simplexe et Recherche Tabou
Crainic et al. (2001)	Minimiser le coût de transport de marchandises et le coût de création des arcs			✓		Relaxation lagrangienne
Viswanath and Peeta (2003).	Minimiser le coût de transport et assurer une couverture maximale des demandes	✓			✓	Branch and Bound
Ghamlouch et al. (2004)	Minimiser le coût de transport de marchandises et le coût de création des arcs			✓		Path-Relinking
Frangioni and Gendron (2009)	Minimiser le coût de transport de marchandises et le coût de création des arcs	✓		✓		Branch and Bound
Luathep et al. (2011)	Minimiser le temps de transfert de marchandises dans le réseau		✓	✓		Optimisation globale
Elhedlhi and Merrick (2012)	Minimiser les émissions de CO ₂ dans le réseau			✓		Relaxation lagrangienne
Chen et al. (2015)	Minimiser le coût de conception du réseau		✓	✓		Simulation-Optimisation
Pearce and Forbes (2018)	Minimiser le coût total de conception du réseau		✓		✓	Décomposition de Benders

3.1.2. Localisation des Hubs

Une fois que la décision sur le type de réseau a été prise et que les connexions entre les différents nœuds du réseau ont été déterminées, l'opérateur en charge de la conception du réseau doit choisir les nœuds qui vont servir comme des centres de massifications de flux « hubs ». Les hubs sont des installations dans lesquelles les flux de marchandises entrant en petits volumes sont regroupés, triés et redistribués (repartitionnés) en volumes plus importants aux destinations finales ou à d'autres hubs dans le réseau. La principale motivation pour déployer de telles structures de réseau consiste à exploiter des économies d'échelle (en termes de temps et/ou de coût) en transportant des volumes plus élevés sur des liaisons beaucoup plus efficaces (hubs de connexion) caractérisées par des faibles coûts de transport (Campbell and O'Kelly, 2012). Dans la littérature, les structures de réseaux de massification sont pour la plupart configurées en tant que réseaux en étoile « hub-and-spoke ». Dans ce cas, le problème de

localisation des hubs comporte deux décisions : (i) le choix et l'ouverture des hubs et (ii) la quantité de marchandise à transférer sur les connexions nœud-hub et hub-hub pour répondre à la demande au moindre coût possible.

Une classification des différentes variantes du problème de localisation des hubs dans la littérature peut être effectuée en se basant sur les caractéristiques suivantes :

Domaine de la solution :

- **Réseau** : la liste des nœuds candidats pour servir comme hubs, est composée de tous les nœuds du réseau.
- **Discret** : la liste des nœuds candidats pour servir comme hubs, est composée d'un sous-ensemble de nœuds du réseau.
- **Continu** : les hubs peuvent être localisés aléatoirement dans un plan ou une sphère.

Fonction objectif :

- **Min-max** : le coût maximal lié au transfert de la marchandise est minimisé.
- **Min-somme** : le coût d'ouverture des hubs plus le coût de transfert est minimisé.

Décision sur la localisation des hubs :

- **Exogène** : le nombre de hubs à localiser est connu à l'avance, il est donné comme un paramètre du problème.
- **Endogène** : le nombre de nœuds à localiser est à déterminer lors du processus d'optimisation.

Nombre de hubs :

- **Hub unique** : le réseau est composé d'un seul hub
- **Plusieurs hubs** : le réseau est composé de p-hubs. L'entier p peut être fixé par un format exogène ou par un format endogène.

Capacités des hubs :

- **Avec Capacité** : chaque hub a une capacité limitée.
- **Sans Capacité** : chaque hub a une capacité illimitée.

Coût d'ouverture des hubs :

- **Aucun coût** : le coût d'ouverture d'un hub n'est pas appliqué.
- **Coût fixe** : le coût d'ouverture d'un hub est défini comme un paramètre du problème.
- **Coût variable** : le coût d'ouverture d'un hub est à déterminer au cours du processus d'optimisation.

Affectation des nœuds aux hubs :

- **Allocation unique** : chaque nœud peut être affecté seulement à un seul hub.
- **Allocation multiple** : chaque nœud peut être affecté à plusieurs hubs.

Le [Tableau II.5](#) présente les principaux travaux sur la localisation des hubs en fonction de l'objectif considéré, le schéma d'allocation des nœuds aux hubs, le nombre de hubs à localiser et l'approche de résolution utilisée. Des états d'arts qui couvrent un nombre plus large de travaux et traitent d'autres aspects du problème sont disponibles dans ([Campbell and O'Kelly, 2012](#) ; [Farhani et al., 2013](#)).

Tableau II.5 Principaux travaux sur le problème de localisation des hubs.

Référence	Objectif	Allocation schéma	Capacité des hubs	Nombre de hubs	Approche de résolution
Nagy and Salhi, (1998)	Min-Somme	Allocation unique	Avec capacité	P-hub	MIP modélisation
Kara and Tansel (2000)	Min-Somme	Allocation unique	Sans capacité	P-hub	MIP modélisation
Ebery (2001)	Min-Max	Allocation unique	Sans capacité	P-hub	MIP modélisation
Marin (2005)	Min-Somme	Allocation multiple	Avec capacité	P-hub	MIP modélisation
O'Kelly (2009)	Min-max	Allocation unique	Sans capacité	P-hub	LP modélisation
Gelareh and Nickel (2011)	Min-Somme	Allocation multiple	Sans capacité	P-hub	MIP modélisation
De Camegro et al. (2013)	Min-Somme	Allocation unique	Avec capacité	P-hub	Décomposition de Benders
Rodriguez-Martin et al. (2014)	Min-Somme	Allocation unique	Avec capacité	P-hub	Branch and Cut
Glareh et al (2015)	Min-Somme	Allocation multiple	Sans capacité	P-hub	Métaheuristique + Décomposition de Benders
Ghaffarinasab et al. (2018)	Min-Max	Allocation unique +multiple	Sans capacité	P-hub	Recuit Simulé

3.2. Niveau Tactique

Au niveau tactique, les problèmes de planification de la chaîne multimodale concernent l'utilisation optimale de l'infrastructure donnée, en choisissant les types de terminaux intermodaux à utiliser, leurs capacités de stockage et les services de transport adéquats. À ce

niveau, on distingue principalement deux problèmes : le problème de conception des terminaux intermodaux et le problème de conception des services.

3.2.1. Conception des Terminaux Intermodaux

Les terminaux intermodaux fournissent l'espace, l'équipement et l'environnement opérationnel nécessaires au transfert des unités de transport intermodal entre les différents modes de transport. Ils comprennent un large éventail d'installations, allant de simples terminaux assurant le transfert entre deux ou trois modes de transport, à des centres plus étendus offrant un certain nombre de services à valeur ajoutée tels que le stockage, le dépôt, l'entretien et la réparation. Les exigences concernant la conception et l'exploitation de ces terminaux sont très nombreuses ; l'opérateur intermodal doit d'abord choisir le type de terminal à implémenter parmi les types traditionnels présentés dans la [section 2.5](#), à savoir : les gares de triage, les terminaux Rail-Rail, les terminaux Rail-Route et les terminaux Trimodal. Ensuite, l'opérateur doit prendre la décision sur le dimensionnement des terminaux, qui implique le choix de la taille des zones de stockages, le type et le nombre des équipements de manutention à mettre en œuvre. Ces choix sont influencés par plusieurs paramètres tels que la localisation du terminal dans le réseau de transport, l'accès aux liaisons terrestres et fluviales, et d'autres paramètres imposés par les conditions locales tels que la disponibilité des terres et le coût de leur achat ou leur location. En Europe, les décisions de dimensionnement de base suivantes peuvent être distinguées :

- **Longueur des voies de transbordement :** la longueur des voies de transbordement affecte à la fois les dimensions des terminaux et les opérations quotidiennes. Elle est déterminée par trois facteurs : la longueur du train, la disponibilité du terrain et les contraintes de coûts. Les considérations du monde réel imposent des limites à la longueur du train en fonction des conditions de fonctionnement spécifiques (par exemple, sécurité contre le déraillement). En Europe les plus longs trains sont de 600-750m.
- **Utilisation des voies de transbordement :** le terme « voie de transbordement » caractérise une voie ferrée qui peut être desservie par les équipements de manutention du terminal. Au contraire, « une voie d'attente » permet uniquement au train de rester dans le terminal. Dans la littérature sur les terminaux Rail-Rail, Rail-Route et Trimodal, on distingue de deux types d'exploitation des voies de transbordement. L'exploitation avec capacité statique qui suppose qu'au plus deux trains seront desservis par voie chaque jour (i.e. un train le matin et un autre le soir) et l'exploitation avec capacité dynamique qui suppose que plus de deux trains peuvent être logés par jour sur une voie donnée. Dans cette dernière, la présence des voies d'attente est requise.
- **Type des engins de manutention :** une variété d'équipements de manutention existe aujourd'hui sur le marché du transport intermodal, chaque type est adapté à

des conditions d'exploitation spécifiques. Ces équipements peuvent être classés en des technologies conventionnelles et innovantes. Parmi les engins de manutention conventionnels, on trouve des équipements classiques utilisés aussi dans les terminaux à conteneurs, tels que les Reach Stackers, les portiques ferroviaires et les portiques fluviaux. Dans les dernières années, quelques technologies innovantes ont été introduites dans certains terminaux pour assurer une manutention rapide et un degré avancé d'automatisation, à l'image de Metrocargo Système Italien de manutention (Anghinolfi et al., 2014).

Le Tableau II.6 présente un aperçu sur quelques travaux qui s'intéressent à la conception des terminaux intermodaux.

Tableau II.6 Quelques travaux sur la conception des terminaux intermodaux.

Référence	Terminal	Description	Approche de résolution
Meyer (1999)	Rail-Rail	Conception d'un terminal rail-rail en Allemagne avec une capacité de traitement de 6 trains.	Simulation à base de réseaux de Petri pour déterminer le nombre requis de grues et les systèmes de transport interne adéquats.
Rizzoli et al. (2002)	Rail-Route	Étude comparative des effets de plusieurs technologies et règles de gestion sur la performance d'un réseau de transport intermodal.	Simulation à événements discrets. Un macro-modèle pour la conception du réseau et un micro-modèle pour la conception du terminal.
Ballis and Golias (2002)	Rail-Route	Évaluation des innovations techniques et logistiques susceptibles d'accroître l'efficacité économique et technique des terminaux Rail-Route.	Système expert composé d'un macro-modèle qui couvre un réseau ferroviaire complet et d'un micro-modèle simulant le processus de traitement des trains dans la cour du terminal.
Lee et al. (2006)	Rail-Route	Déterminer le nombre, l'emplacement, et la composition des terminaux intermodaux en Corée du Sud.	Évaluation de plusieurs scénarios par simulation, avec proposition de quelques formules mathématiques pour déterminer le nombre de voies et de grues nécessaires dans chaque scénario (un scénario = un nombre fixe et des emplacements spécifiques des terminaux intermodaux).
Wiegmans et al. (2007)	Gare de triage Rail-Rail Rail-Route	Étude comparative des performances des différents types de terminaux intermodaux dans un réseau Hub-and-Spoke.	Modèles de simulation dynamiques.
Benna and Gronalt (2008)	Rail-Route	Concevoir un terminal Rail-Route et planifier les passages de trains et les stockages des conteneurs.	Évaluation de la capacité des terminaux et de leurs niveaux de service par simulation, et proposition de quelques règles de priorité pour la gestion des opérations de planification et stockage.
Verdonck and Caris (2014)	Trimodal	Augmenter l'efficacité du terminal Trimodal belge Haven Genk.	Simulation à événements discrets pour évaluer l'impact de plusieurs scénarios concernant les équipements, les infrastructures utilisées, et les volumes de conteneurs traités, sur la performance du terminal.

Chen et al. (2016)	Rail-Route	Développer un outil pour l'évaluation quantitative des différents schémas possibles dans les terminaux Rail-Route.	Une plateforme de simulation basée sur les réseaux de Petri a été développée, cette plateforme peut être utilisée comme un outil prédictif pour la conception et la gestion des terminaux Rail-Route.
--------------------	------------	--	---

3.2.2. Conception des Services

Les structures de réseaux hub-and-spoke sont les plus étudiés dans la littérature sur le transport multimodal. Dans ce type de réseaux, la marchandise est transportée par un seul service, ou une séquence de services avec des échanges entre eux au niveau des terminaux intermodaux. Un service est caractérisé par son origine, sa destination, les nœuds intermédiaires, son mode de transport, son itinéraire et sa capacité. De même, un mode est caractérisé par sa capacité, sa vitesse et son prix. Le problème de conception de réseau de service comprend toutes les décisions relatives au choix des services de transport et des modes de déplacement, qui impliquent la détermination de la fréquence du service, l'allocation des capacités, la planification des équipements et le routage des flux de marchandises. Deux variantes du problème sont généralement étudiées :

- **Problème de conception de réseau de service statique** : tous les aspects du problème sont supposés statiques sur tout l'horizon de planification.
- **Problème de conception de réseau de service dynamique** : au moins une caractéristique du problème (par exemple la demande) varie avec le temps.

Le [Tableau II.7](#) résume les principaux travaux de littérature sur le problème. Un état de l'art sur le problème est présenté dans ([Crainic, 2000](#)).

Tableau II.7 Aperçu de quelques travaux sur le problème de conception des services

Référence	Variante	Objectif
Crainic et al. (2006)	Statique	Minimiser la somme des coûts fixes d'utilisation des arcs et les coûts d'acheminement de marchandises par les différents services.
Lin and Chen (2008)	Statique	Minimiser la somme des coûts de transport plus les coûts de manutention.
Andersen and Christiansen (2009)	Dynamique	Maximiser le profit total tout en tenant compte de la qualité des services offerts.
Pazour et al. (2010)	Statique	Développer un réseau national à grande vitesse pour la distribution de marchandises au États-Unis
Hoff et al. (2010)	Dynamique	Minimiser les coûts associés au transport de marchandises, les pénalités de retard de livraison et les coûts de manutention.
Moccia et al. (2011)	Dynamique	Minimiser les coûts de transport de marchandises pour une entreprise de logistique en Italie avec des horaires de service flexibles.
Ayar and Yaman (2012)	Statique	Minimiser les coûts de transport de marchandise plus les coûts de stockage dans les terminaux.
Zhu et al. (2014)	Dynamique	Minimiser le coût total associé à la sélection des services, la classification et la composition des wagons, et le transport de marchandises.
Grainic et al. (2016)	Statique	Minimiser le coût total lié à l'acquisition et l'utilisation des ressources et au transport de marchandises.

3.3. Niveau Opérationnel

Le niveau opérationnel fait référence au travail de planification et de replanification quotidien. À ce niveau, l'opérateur multimodal recherche toujours le meilleur choix de services et de modes de transport, les meilleurs itinéraires et la meilleure allocation des ressources associées, mais tout en prenant en considération les différents changements qui peuvent affecter le système, et en répondant aux exigences des intervenants dans la chaîne (i.e. clients, transporteurs, expéditeurs, etc.) en temps réel. Ces problèmes se rapportent à la planification en temps réel des commandes, et à la réaction et à l'ajustement de tout type de perturbation (par exemple les accidents, les changements de temps ou les pannes d'équipement). La plupart de ces éléments du système varient avec le temps et montrent un comportement non déterministe. Les décisions dépendent à la fois des informations actuelles et des estimations de l'avenir, et l'objectif n'est pas seulement de minimiser les coûts, mais aussi de maximiser la fiabilité du système. La planification opérationnelle traite les aspects dynamiques et stochastiques qui ne sont pas explicitement abordés aux niveaux stratégique et tactique. Ces caractéristiques rendent les problèmes de planification opérationnelle remarquablement complexes. Deux problèmes principaux sont abordés à ce niveau : la gestion des ressources et la replanification des itinéraires.

3.3.1. Gestion des Ressources

Les problèmes de gestion des ressources concernent la distribution de toutes les ressources dans le réseau : positionnement, repositionnement, stockage et affectation. Ils s'intéressent à "comment" et "quand" utiliser de manière optimale des ressources disponibles en nombre limité. Des exemples de ces ressources sont les véhicules, les conteneurs, les voies ferrées, les zones de stockage, les engins de manutention, etc. Des contraintes sur la disponibilité des ressources sont aussi à prendre en considération. En effet, une fois qu'une ressource est affectée à une activité, elle n'est plus disponible pendant un certain moment. De plus, lorsqu'elle redevient disponible, elle se trouve souvent à un endroit différent où elle n'est pas nécessaire (Crainic, 2003). Dans la littérature, on distingue deux variantes spécifiques du problème, à savoir : le problème de gestion de flotte et le problème de repositionnement des ressources vides.

- **Le problème de gestion de flotte** : dans ce problème, il y a un nombre limité de véhicules avec une capacité limitée et le problème consiste à déterminer une allocation optimale de cette flotte aux commandes futures, ou d'allouer les véhicules à des services définis, afin de maximiser le bénéfice total.
- **Problème de repositionnement des ressources** : dans le cas d'un problème de repositionnement, il existe un ensemble de ressources vides et réutilisables qui doivent être renvoyées de l'endroit où elles sont vidées aux emplacements où elles sont nécessaires. Ces ressources n'incorporent pas directement un profit du transport, mais garantissent le niveau de service demandé. Souvent dans ce problème, la demande future des clients est inconnue et la fonction objectif

consiste à minimiser les transports à vide, les coûts de stockage et, dans certains cas, la substitution.

Le **Tableau II.8** passe en revue quelques travaux relatifs aux problèmes de gestion de ressources.

Tableau II.8 Un aperçu d'état de l'art sur le problème de gestion de ressources.

Référence	Variante	Description
Erara et al. (2005)	Repositionnement de ressources	Gestion opérationnelle des conteneurs citernes, avec l'objectif de minimiser les coûts d'exploitation en maximisant la réutilisation des conteneurs.
Topaloglu and Powell (2005)	Gestion de flotte	Modéliser le problème de gestion de flotte avec de la programmation dynamique approximative.
Topaloglu (2006)	Gestion de flotte	Proposer un modèle stochastique pour le problème de gestion de flotte dynamique avec des temps de parcours aléatoires.
Topaloglu (2007)	Gestion de flotte	Résoudre le problème de gestion de flotte dynamique avec des véhicules hétérogènes et des temps de parcours aléatoires.
Topaloglu and Powell (2007)	Gestion de flotte	Développer des méthodes d'analyse de sensibilité pour un modèle de gestion de flotte stochastique afin de calculer les variations dans la valeur de la fonction objectif en réponse aux changements dans la taille de la flotte et la disponibilité de la marchandise.
Lam et al. (2007)	Repositionnement de ressources	Élaborer des stratégies opérationnelles efficaces pour la relocalisation des conteneurs vides en utilisant la programmation dynamique
Chang et al. (2008)	Repositionnement de ressources	Étudier l'impact de la substitution entre des conteneurs de différents types sur la réduction des coûts de transport à vide.
Bandeira et al. (2009)	Repositionnement de ressources	Développer un système d'aide à la décision pour la gestion des opérations de transport de conteneurs vides et pleins.
Song and Dong (2012)	Repositionnement de ressources	Résoudre le problème conjoint d'acheminement de fret et de repositionnement de conteneurs vides avec l'objectif de minimiser les coûts totaux associés au ramassage de conteneurs, aux pénalités de livraison en retard et au transport à vide.
Di francesco et al. (2013)	Repositionnement de ressources	Étudier le problème du repositionnement des conteneurs vides dans les réseaux de transport multimodaux avec prise en compte des incertitudes.

3.3.2. Replanification des Itinéraires

Ce problème vise une réponse optimale à l'évolution du système en temps réel, afin de maximiser la qualité du service et le profit marginal. Ici, la notion de solution planifiée n'a pas de sens et toutes les opérations doivent être replanifiées en temps réel (Crainic, 2003). De plus, un seul modèle ou une seule approche de résolution n'est pas capable de gérer ce problème complexe. À ce titre, il est nécessaire d'utiliser des combinaisons d'approches, non seulement

d'optimisation, mais en provenance d'autres sciences d'aide à la décision et de l'informatique. Les systèmes de transport intelligents (Crainic et al., 2009) sont largement utilisés pour la résolution de ce type de problème, en effet de tels systèmes fournissent des informations précises en quelques secondes aux opérateurs multimodaux, ce qui réduit considérablement les degrés d'incertitudes (Harris et al., 2015). Dans (Bock,2010), une approche de contrôle en temps réel a été introduite pour une consolidation efficace et une gestion dynamique des perturbations telles que les pannes de véhicule et les accidents. L'externalisation partielle ou totale des services de transport est également autorisée et les temps de repos pour les conducteurs de camions ont été pris en considération. Goel (2010) étudie la valeur de l'utilisation de la technologie RFID et de la visibilité sur les expéditions à travers un réseau de transport multimodal de routes et de trains à horaires fixes, avec des temps de transit variables. Dans ce réseau, il y a deux décideurs : un gestionnaire de transport responsable de la planification des expéditions, et un opérateur de terminal chargé de gérer les écarts imprévus.

Le Tableau II.9 donne un aperçu sur quelques travaux relatifs au problème de replanification des itinéraires en temps réel.

Tableau II.9 Quelques travaux sur le problème de replanification des itinéraires.

Référence	Description
Davies et al. (2007)	Développement d'un système de suivi et de traçabilité intermodal pour faciliter l'échange des informations et des données utilisées, pour les présenter de manière uniforme. Plus précisément, l'objectif du travail est de proposer une solution de suivi et de traçabilité des marchandises peu coûteuse, conviviale et applicable aux niveaux national et international.
Bock (2010)	Proposition d'une approche de contrôle en temps réel pour une consolidation efficace et une gestion dynamique des perturbations causées par les pannes de véhicule et les accidents. L'externalisation partielle ou totale des services de transport est également autorisée et les temps de repos pour les conducteurs de camions ont été pris en considération.
Goel (2010)	Étude de l'impact de l'utilisation de la technologie RFID et de la visibilité sur l'amélioration de la performance de la chaîne. L'étude présente un modèle de transport combinant l'acheminement et le choix des itinéraires et montre comment la visibilité peut être utilisée pour ajuster le plan de transport en fonction de l'état du système.
Ferrucci al. (2013)	Développement d'une approche proactive pour le contrôle de flux de marchandises urgentes.
Lee and Rim (2016)	Proposition d'un concept de visibilité élargie basé sur une perspective de capacité de processus et l'approche Six Sigma pour évaluer et améliorer la gestion de la chaîne de transport.
Li et al. (2017)	Proposition de quelques modèles coopératifs et distribués de contrôle de flux pour la planification des itinéraires dans un réseau de transport synchronodal.

4. Cas d'étude : Terminal Multimodal du Havre

4.1. Port du Havre

Le port du Havre a été fondé en 1517 sur l'ordre du roi François 1er pour servir comme port militaire afin de renforcer les moyens de défense de la région de l'estuaire de la Seine et protéger les navires français contre les attaques de l'armement anglais. Mais, il s'est vite transformé après, en un des plus grands ports de commerce européens. Aujourd'hui, le port du Havre est le leader français en termes de trafic conteneurisé avec plus de 2.6 millions d' EVP par an. Il bénéficie d'une position géographique très stratégique, située sur la façade occidentale de l'Europe à l'entrée du range nord-ouest, lui permettant d'être le premier port touché par les navires océaniques en provenance de l'Asie et le dernier lorsque ces derniers quittent l'Europe. Il s'étend sur plus de 27 km avec une surface totale de 10 300 hectares (Benghalia, 2015) et bénéficie de très bonnes conditions d'accès nautique qui le libèrent des contraintes de tirant d'eau et de marées et lui permettent d'avoir l'avantage d'être accessible 24h/24h 365 jours par an, et lui offrent la possibilité de recevoir les plus grands porte-conteneurs du monde. Le port du Havre possède un arrière-pays très riche et diversifié, qui couvre une large portion du territoire français et contient un des plus grands hubs de commerce mondial qui est la métropole parisienne. L'arrière-pays du port est desservi par un réseau routier à connexion directe avec le sud-ouest de la France, la région parisienne ainsi qu'avec l'Espagne et le Portugal ; il est également relié au port par une voie fluviale (la Seine) et des réseaux ferroviaires électrifiés nationaux et internationaux. Le trafic conteneurisé est le plus dominant au port du Havre, il représente plus de 40% du trafic global et affiche le plus grand potentiel de croissance (Hausse de 14% en 2017 par rapport au trafic de 2016) et apporte le plus de bénéfices. Cette évolution du trafic conteneurisé est rendue possible grâce à la présence d'infrastructures de très bons niveaux (Figure II.13), notamment au niveau de ces nombreux terminaux à conteneurs qui sont :

- **Terminaux nord** : composés du quai de l'Atlantique, quais de l'Amérique et quai de l'Europe
- **Port 2000** : regroupe le terminal de France (TDF), le terminal de la Porte Océane (TPO), et les terminaux de Normandie associés à Mediterranean Shipping Company (TNMSC).
- **Le Terminal Mutlimodal** : est un nouveau terminal trimodal situé sur le grand canal du Havre.

Par ailleurs, au-delà de son activité principale de transport conteneurisé, le port du Havre rayonne aussi dans d'autres activités commerciales, il est le premier port exportateur de céréales en Europe de l'Ouest avec plus de 10 millions de tonnes échangées par an et il est considéré comme le premier bassin pétrochimique de France. Début 2012, Un Groupement d'Intérêt Économique (GIE) qui réunit, le grand port maritime du Havre, le port de Rouen et le port de



Figure II.13 (a) Plan du Port du Havre (b) Vue sur Port 2000

Paris (HAROPA) a été créé dans le but de répondre au mieux aux besoins de réactivité, de souplesse, de coordination qu'exige un système de service et de transport efficace de bout en bout. Cette nouvelle structure accueille aussi diverses parties prenantes telles que : les collectivités territoriales, la tutelle d'état, les opérateurs de réseaux fluviaux et ferroviaires (VNF et RFF), les entreprises, les syndicats de salariés et les associations environnementales.

4.2. Terminal Multimodal

L'interaction port maritime-arrière-pays est un facteur de haute importance au niveau du développement et de l'organisation de la chaîne de transport multimodal, elle est déterminante dans les choix des armateurs maritimes concernant les ports d'escale de leurs navires, et elle influence sur la compétitivité d'un terminal maritime. En effet, avec l'évolution du transport conteneurisé et la mise en œuvre des porte-conteneurs de plus en plus géants, une concentration d'escales dans un nombre limité de ports a été remarquée surtout sur les lignes maritimes à longue distance. Pour les armateurs maritimes, la réduction des coûts passe aussi par la réduction du nombre d'escales dans les ports, car les coûts d'exploitations d'un navire augmentent avec sa taille. Le choix d'un port porte sur l'ensemble des coûts dans le réseau de transport multimodal. Le port n'est qu'un simple nœud de la chaîne, le coût total de transport est la somme des coûts liés au passage des conteneurs par port et sur terre, et au stockage intermédiaire. Les ports sélectionnés sont alors ceux avec une forte capacité de projection de marchandises à partir et en direction de leur hinterland (arrière-pays) à un coût minimal. L'interaction port-arrière-pays est devenue la référence pertinente sur laquelle est fondé le choix des ports d'escale dans l'itinéraire d'un porte-conteneurs.

Bien que le port du Havre possède des possibilités de connexion très diversifiées (route, fleuve, rail) avec son arrière-pays, son attractivité au niveau de l'interaction port-hinterland reste très faible comparée à ses concurrents Nord européens. En effet, l'activité de transport de conteneurs depuis/et vers le port est caractérisée par une dominance de la part du mode routier qui représentait en 2013 plus de 87% du volume de marchandises transportées. Contre seulement, 8 % pour le fluvial et 5% pour le ferroviaire (Tableau II.10). Ceci génère des coûts

de transport très élevés et des émissions de gaz à effet de serre très importantes. Ces facteurs diminuaient la performance du port et lui faisaient perdre des grandes parts de marché.

Tableau II.10 Répartition modale en 2013 en % dans les principaux ports Nord européens

Port	Route	Rail	Fleuve
Hambourg	69	29	2
Rotterdam	60	9	31
Bremerhaver	40	56	4
Anvers	60	8	32
Le Havre	87	5	8

Pour résoudre ces problèmes et améliorer la compétitivité du port du Havre par rapport à ses concurrents européens, un terminal multimodal (Figure II.14) a été créé en 2014 à quelques kilomètres des terminaux maritimes du port du Havre.



Figure II.14 Vue sur le terminal multimodal du Havre

Le terminal multimodal est la plus grande plateforme intermodale en France avec une surface de plus de 65 ha et une capacité de stockage destinée à accueillir plus de 300 000 EVP par an. Ce terminal joue le rôle d'un grand méga hub qui permet de favoriser l'utilisation des modes massifiés de transport (ferroviaire et fluvial) et vise à réduire la congestion au niveau des terminaux maritimes. Dans le nouveau schéma logistique du port du Havre (Figure II.15), le transfert des conteneurs entre le terminal multimodal et les terminaux maritimes est assuré par des navettes ferroviaires d'une part. D'autre part, la livraison des conteneurs vers leurs destinations finales est effectuée par des trains de grandes lignes (TGL), par des barges, ou par des camions.

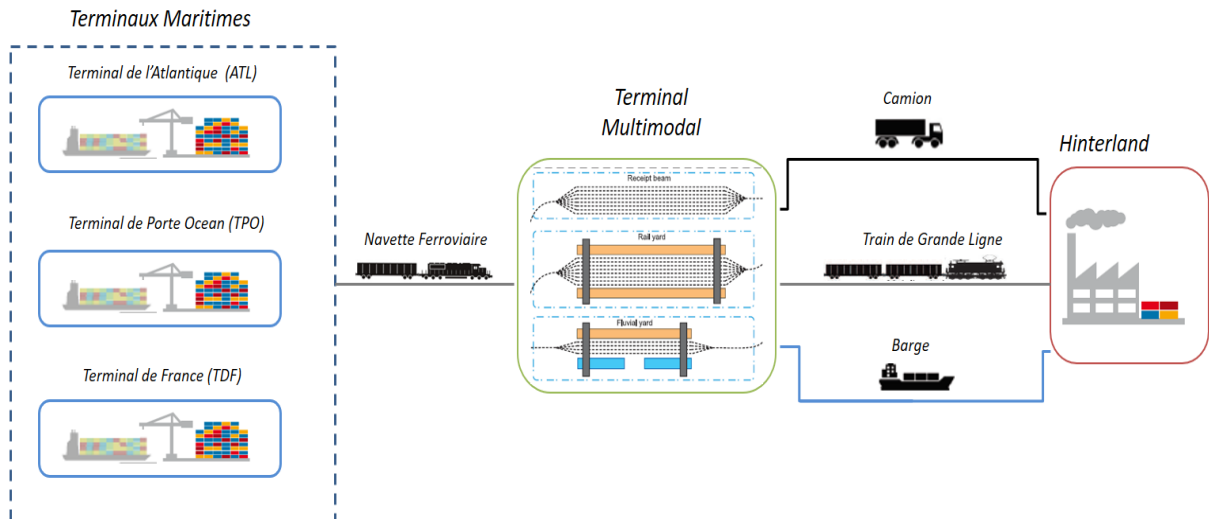


Figure II.15 Schéma logistique actuelle au port du Havre

Le terminal multimodal est composé de cinq zones (Figure II.16) : une cour fluviale, une zone de transport interne, une cour ferroviaire, un faisceau de réception et une zone de transport multi-terminaux.

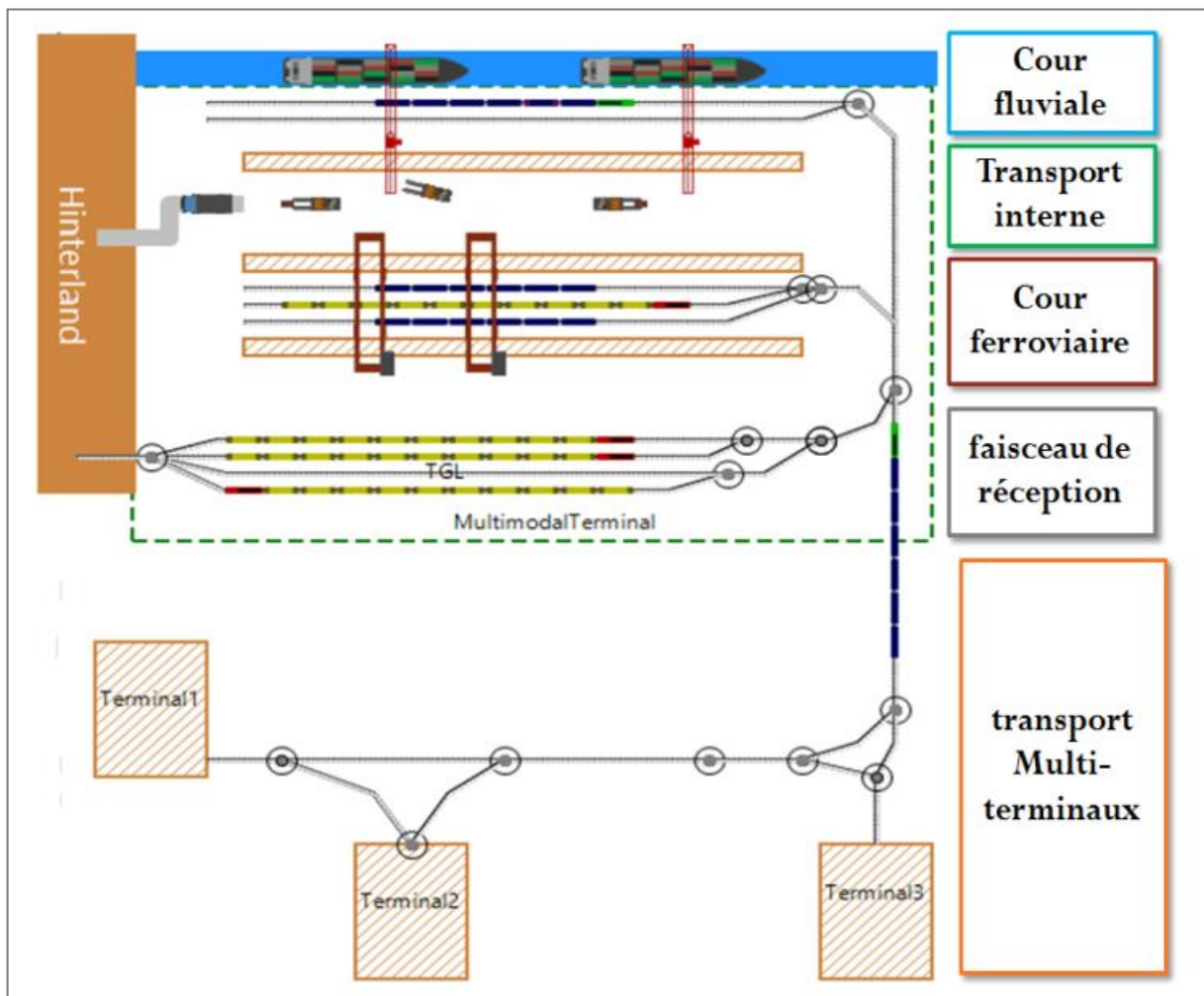


Figure II.16 Architecture du terminal multimodal du Havre

- **Zone de transport multi-terminaux** : relie les terminaux maritimes du port du Havre au nouveau terminal multimodal. Sur cette zone, le transfert des conteneurs entre les terminaux maritimes et le terminal multimodal se fait par des navettes ferroviaires, qui sont des petits trains d'une capacité maximale de 60 EVP.
- **Faisceau de réception** : équipé de plusieurs voies ferrées conçues pour recevoir les trains de grandes lignes venant de l'hinterland du port ainsi que les navettes ferroviaires venant et à destination des terminaux maritimes. Le faisceau de réception sert comme zone d'attente pour les navettes ferroviaires et les trains de grandes lignes lorsque les voies de la cour ferroviaire ou de la cour fluviale sont occupées.
- **Cour ferroviaire** : comporte plusieurs voies parallèles destinées à un transbordement rapide de conteneurs entre les navettes ferroviaires et les trains de grandes lignes. Deux portiques ferroviaires sont utilisés dans cette zone pour la manutention de conteneurs avec une capacité totale de mise à terre de 1000 EVP répartie sur deux buffers de stockage (buffer nord et buffer sud).
- **Zone de transport interne** : dans cette zone plusieurs reach stackers sont utilisés pour exécuter le transfert de conteneurs entre les buffers de la cour ferroviaire et ceux de la cour fluviale.
- **Cour fluviale** : point de réception et d'expédition de conteneurs par barges et sert comme zone de transbordement entre les barges et les navettes ferroviaires. Deux portiques fluviaux sont utilisés pour la manutention de conteneurs dans cette zone, enjambant un buffer d'une capacité de 700 EVP.

Les objectifs visés par la création du terminal multimodal sont très ambitieux, la feuille de route tracée par le Grand Port Maritime du Havre (GPMH) prévoit une amélioration considérable de la part des transports massifiés d'ici 2020. Le défi est d'atteindre 14% de rapport modal pour le mode fluvial (contre 8% en 2014) et 11% pour le mode ferroviaire (contre 5% en 2014). À terme, 320 000 conteneurs devraient transiter chaque année par le terminal multimodal, pour un gain environnemental de 500 000 tonnes d'émissions de CO₂ par an, par rapport au mode routier (Garnier, 2015). Néanmoins, atteindre de tels objectifs passe tout d'abord par une gestion efficace des différentes zones du terminal multimodal. La gestion du nouveau système logistique au port du Havre est laborieuse et implique la résolution de plusieurs problèmes opérationnels de routage et d'ordonnancement que nous détaillerons dans la section suivante.

4.3. Problèmes de Décisions dans le Terminal Multimodal

Afin de fluidifier le transport de conteneurs dans le port du Havre et d'améliorer sa compétitivité par rapport à ses concurrents nord-européens, les opérateurs portuaires du GPMH doivent faire face à plusieurs problèmes de gestion dans chaque zone du terminal multimodal.

Certains de ces problèmes sont des problèmes classiques au niveau de la littérature sur les terminaux à conteneurs, et de nombreux travaux ont été consacrés à leurs études. Parmi ces problèmes, nous mentionnons le problème d'élaboration du plan de chargement/déchargement de barges (Monaco et al., 2014 ; Ding and Chou, 2015), qui vise à trouver une affectation préétablie des conteneurs à des emplacements dans les barges tout en tenant compte des poids de conteneurs et de leurs ports de destination, ce qui permet d'assurer leur stabilité et de minimiser les mouvements improductifs de portiques lors des opérations de déchargement.

Le problème d'ordonnement des grues de quai introduit par Dagonzo (1989), et traité récemment dans (Al-Dhaheiri and Diabet, 2015 ; Meisel and Bierwirth, 2011), consiste à déterminer l'ordre de chargement et de déchargement des conteneurs par les grues de quai dans le but de minimiser le temps total passé dans le terminal. Généralement, au niveau du terminal multimodal, les conteneurs sont transbordés directement des barges et des trains de grandes lignes vers les navettes ferroviaires et inversement. Cependant, parfois, pour accélérer la manutention des barges ou pour soulager les zones de stockage des terminaux maritimes, les conteneurs sont stockés d'abord dans le terminal multimodal. Une bonne planification des opérations de transport des conteneurs entre les parcs de stockage et les autres zones du terminal multimodal contribue à l'amélioration de la performance du terminal multimodal, la problématique sous-jacente est l'optimisation des opérations de transport interne dans un terminal à conteneurs (Bose et al., 2000 ; Ivarez, 2006).

L'organisation du terminal multimodal soulève aussi quelques nouveaux problèmes. Tout d'abord, le problème d'ordonnement des passages des trains de grandes lignes et des navettes sur la cour ferroviaire (Oudani et al., 2014), dont l'objectif consiste à minimiser les temps d'attente au niveau du faisceau de réception afin de respecter les dates de départ des trains. Il y a également le problème d'affectation des trains et des navettes aux voies de la cour ferroviaire, pour déterminer à quelle voie et à quelle position sur la voie chaque navette ou train sera affecté dans le but de minimiser les mouvements de translation (mouvements horizontaux) et les mouvements de direction (mouvements verticaux) des portiques. Un plan de manutention des navettes et des trains doit ensuite être élaboré afin de minimiser le temps total de manutention (Leriche et al., 2015). Finalement, au niveau de la zone de transport multi-terminaux le problème majeur qui se pose est le problème d'optimisation de transfert des conteneurs, entre les terminaux maritimes et le terminal multimodal (Benghalia et al., 2014).

La Figure II.17 classifie les principaux problèmes rencontrés dans la gestion du terminal multimodal selon les zones concernées. Dans cette thèse, deux de ces problèmes seront traités à savoir : le problème de tournées des navettes ferroviaires (Chapitre IV) et le problème d'ordonnement de grues de quai dans la cour fluviale (Chapitre V).

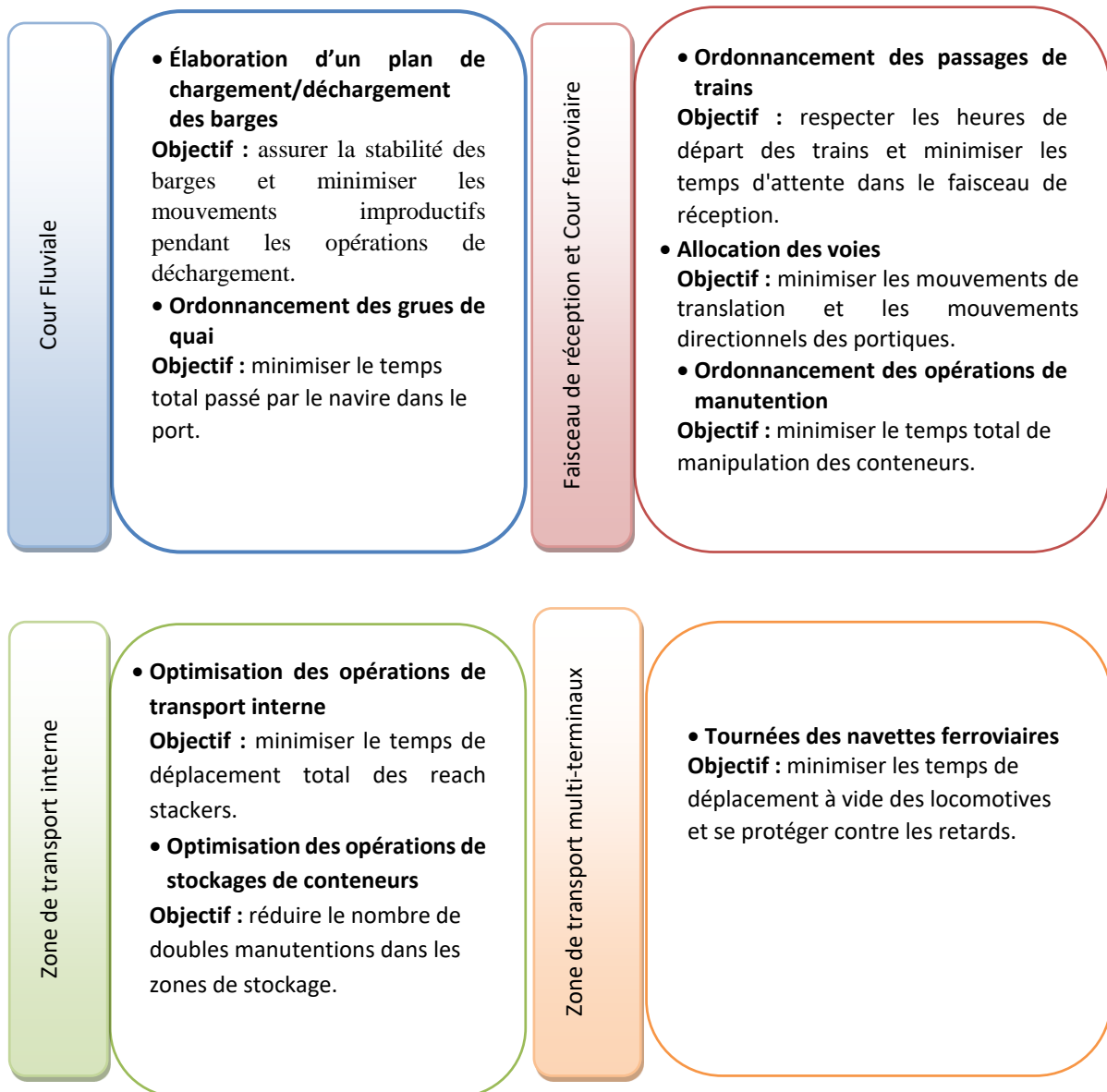


Figure II.17 Problèmes d'optimisation dans le terminal multimodal du Havre

5. Conclusion

Dans un premier temps, nous avons établi le contexte général de cette thèse, en présentant une vue d'ensemble sur les différentes composantes et possibles formes d'organisations d'une chaîne de transport multimodal, en attachant une attention particulière aux problèmes de planification et de gestion rencontrés. Un état de l'art détaillé, d'un point de vue de l'optimisation, sur ces problèmes a été présenté et une classification en trois niveaux stratégique, tactique et opérationnel de ces problèmes a été proposée. Ensuite, nous avons décrit le terminal multimodal du port du havre, qui représente le cas d'étude de ce travail. Une description détaillée des différentes parties de ce terminal et des opérations de transfert et de manutentions de conteneurs a été établie, tout en portant une attention particulière aux différents problèmes d'optimisation qui doivent être résolus pour améliorer la performance du terminal.

En résumé, la gestion des opérations de transfert et de manutention de conteneurs dans le terminal multimodal du port du havre est laborieuse et cela s'explique par plusieurs facteurs, entre autres, la nature dynamique et distribuée de cette plateforme, la diversité de ses opérations, et l'incertitude et le manque d'information. En effet, souvent dans le nouveau schéma logistique du port du Havre, des données comme les temps de déplacement entre les terminaux à conteneurs, les temps de manutention et/ou les positions initiales de conteneurs sont objets d'incertitudes causées par un mauvais temps, des pannes, un mauvais chargement des conteneurs, ou des changements de dernières minutes. Ces incertitudes qui portent sur les données ont une influence sur la qualité des solutions trouvées dans le cas déterministe, et généralement une bonne solution trouvée sans considérer ces perturbations devient très mauvaise ou même infaisable en leur présence. Bien qu'une attention considérable ait été accordée dans la littérature aux différents problèmes de planifications et de gestion dans la chaîne de transport multimodal, à notre connaissance, très peu de travaux ont étudié ces problèmes avec prise en compte des incertitudes. Fort de tout ce qui précède, nous avons proposé, dans ce qui suit, des approches capables de gérer les différentes sources d'incertitudes au niveau du terminal multimodal. Mais avant d'aborder les solutions proposées, il est primordial d'étudier les différents paradigmes et approches d'optimisation utilisés dans la littérature pour étayer la prise de décision face aux incertitudes. Le chapitre suivant fournit un état de l'art sur ces approches.

Chapitre III

Optimisation Sous Incertitudes

Sommaire

1.	Introduction	41
2.	Techniques d'Optimisation sous Incertitudes	44
2.1.	Optimisation Stochastique	45
2.2.	Optimisation par Ensembles Flous	47
2.4.	Analyse de Sensibilité	49
2.5.	Fonctions de Croyance	50
3.	Optimisation Robuste : Généralités et Applications au Transport Multimodal	51
3.1.	Critères de Robustesse	52
3.1.1.	Robustesse Absolue	52
3.1.2.	Regret Maximal	52
3.1.3.	Regret Relatif	53
3.1.4.	α -Robustesse	53
3.1.5.	bw -Robustesse	53
3.1.6.	Exemple Numérique	54
3.2.	Ensembles d'Incertaines et Modèles d'Optimisation Robuste Correspondants	56
3.2.1.	Approche de Soyster	57
3.2.2.	Approche de Ben-Tal et Nemirovski	58
3.2.3.	Approche de Bertsimas et Sim	58
3.3.	Pareto Robustesse	59
3.4.	Aperçu sur les Applications de la Robustesse en Transport Multimodal	59
4.	Couplage Simulation-Optimisation : Généralités et Applications au Transport Multimodal	61
4.1.	Paradigmes d'Interaction entre la Simulation et l'Optimisation	62
4.1.1.	Différentes Formes d'Usages de la Simulation	62
4.1.2.	Types de Structures de Couplage Simulation-Optimisation	63
4.2.	Méthodologies de Recherche d'une Solution	64
4.2.1.	Méthodes d'Optimisation	64
4.2.2.	Méthodes de Simulation	65
4.2.3.	Schéma de recherche	65
4.3.	Aperçu sur les Applications de la Simulation-Optimisation en Transport Multimodal	66
5.	Conclusion	68

1. Introduction

La chaîne de transport multimodal est un système très complexe caractérisé par la diversité de ses opérations, le manque d'information et la présence d'une multitude d'acteurs ayant souvent des objectifs conflictuels. Pour ces raisons, les opérateurs multimodaux sont de nos jours à la recherche de stratégies opérationnelles efficaces, permettant de réduire l'impact des incertitudes et d'atteindre les objectifs de performance et de service établis. En effet, dans un environnement réaliste, les problèmes de décisions opérationnels impliquent plusieurs sources d'incertitudes, dues à des erreurs de mesure, à des paramètres approximatifs ou tout simplement à l'indisponibilité de l'information au moment de la prise de décision. Ces perturbations sont importantes dans le processus d'optimisation et doivent être prises en considération. Pour répondre à ces besoins, l'optimisation sous incertitude est apparue comme un domaine important de la recherche opérationnelle moderne, et a de plus en plus gagné en popularité au cours des dernières années en s'attaquant à des problèmes d'optimisation complexes, tels que : les problèmes de gestion de la chaîne multimodale et les problèmes d'optimisation dans les terminaux à conteneurs.

À cet égard, le présent chapitre fournit un aperçu général sur les différents paradigmes et approches d'optimisation utilisés dans la littérature pour étayer la prise de décision face aux incertitudes. En particulier, le présent chapitre vise à présenter un état de l'art sur les applications des approches d'optimisation sous incertitudes dans le transport multimodal, plus particulièrement, la résolution des problèmes de gestion des terminaux à conteneurs.

Le reste de ce chapitre est organisé comme suit. La prochaine section expose les principales approches d'optimisation sous incertitudes qui existent dans la littérature, à savoir : l'optimisation stochastique, l'optimisation par ensembles flous, l'optimisation robuste, l'analyse de sensibilité, les fonctions de croyance et les approches de couplage entre la simulation et l'optimisation. Ensuite, nous mettrons l'accent sur les approches qui seront utilisées dans cette thèse. Ainsi, dans la section 3 nous donnerons une description détaillée de l'optimisation robuste, où nous présenterons les principaux critères de robustesse appliqués dans la littérature et nous décrirons les différents ensembles et modèles d'incertitudes existants. Nous introduirons à la fin de cette section le principe de la Pareto robustesse et nous présenterons un état de l'art sur les applications de l'optimisation robuste pour la résolution des problèmes de transport multimodal. Nous consacrerons la section 4, à l'étude des approches de couplage entre la simulation et l'optimisation. Nous commencerons par une présentation des différents paradigmes de couplage possibles ; ensuite, nous donnerons dans cette section une brève description des différentes méthodes d'optimisation et de simulation qui peuvent être utilisées. Nous terminerons la section par un état d'art sur les applications des approches de couplages dans le transport multimodal et dans la gestion des terminaux à conteneurs. Enfin, la section 5 conclut ce chapitre.

2. Techniques d'Optimisation sous Incertitudes

Dans un contexte réel, de nombreux problèmes d'optimisation sont soumis aux incertitudes sur les données. On peut penser à tous les problèmes de production, de planification, de transport et de finance où les décideurs doivent faire face à une connaissance imparfaite sur les demandes à venir des clients, les disponibilités des ressources, les prix de pétrole ou les taux d'intérêt. Intégrer ce manque d'information dans la modélisation initiale du problème ne fait qu'augmenter sa complexité, mais, la négliger peut faire perdre toute crédibilité au modèle. En effet, une solution optimale obtenue par une approche déterministe, qui ne tient pas compte des différentes incertitudes, peut être différente de l'optimum réel. La Figure III.1 présente les solutions d'un problème d'optimisation (P) où il s'agit de minimiser une fonction objectif f qui dépend d'un seul paramètre d . Dans un environnement déterministe, la solution optimale pour le problème (P) est la *solution 1*. Cependant, si une perturbation de valeur δ affecte la valeur nominale du paramètre d , on observe que l'impact sur la performance de la *solution 1* est très grand alors que l'impact sur la *solution 2* est moins notable. Il est donc plus préférable pour un décideur de choisir la seconde solution plutôt que la première pour se protéger contre cette incertitude.

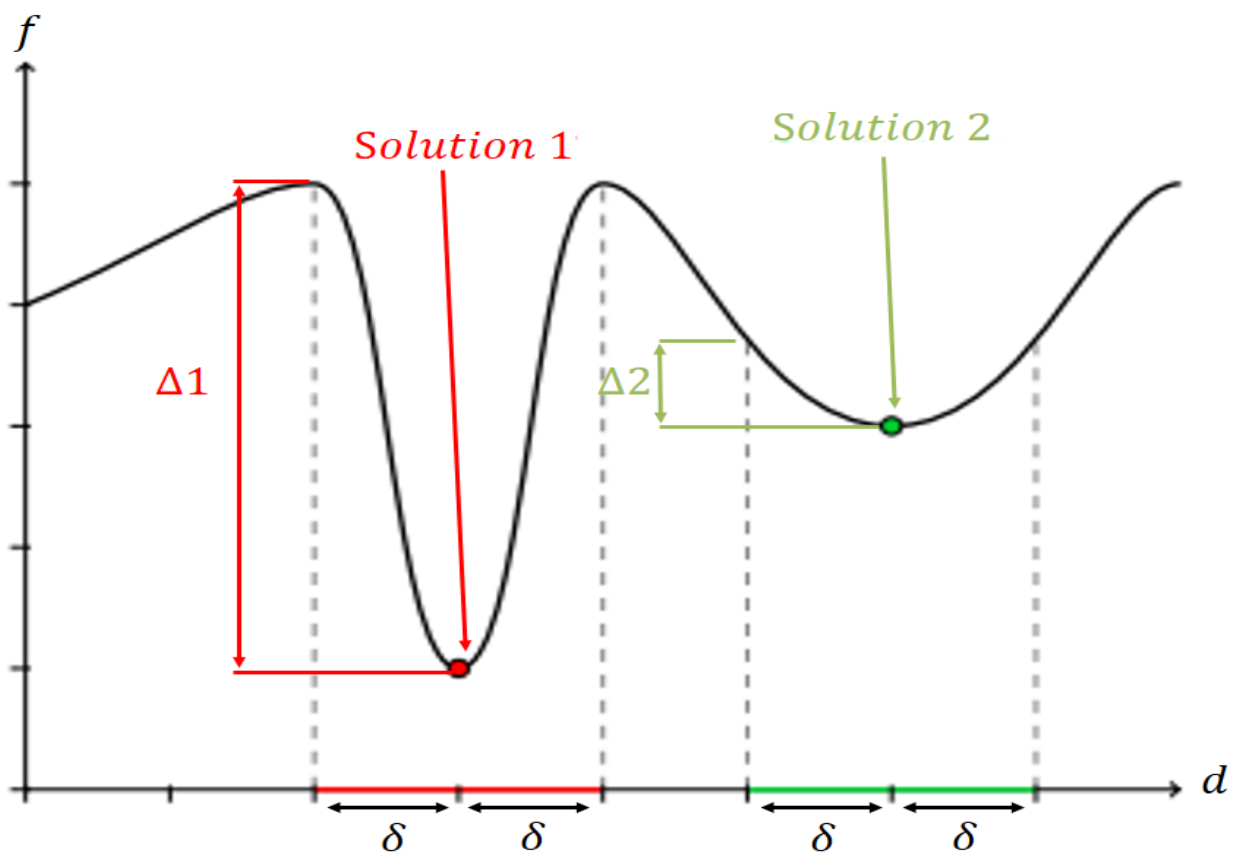


Figure III.1 Illustration de l'influence des incertitudes sur la qualité des solutions

Dans la littérature, les approches traitant de l'optimisation sous incertitudes ont suivi au fil des années une variété de philosophies de modélisation, qui peuvent être classifiées selon les trois catégories suivantes (Roy, 2010) :

- **Les approches a posteriori** : dans ces approches, des solutions pour le problème d'optimisation initial (déterministe) sont d'abord calculées, en utilisant des méthodes classiques d'optimisation déterministe. Une fois les solutions calculées, l'influence des perturbations des paramètres d'entrée sur la qualité de ces solutions est étudiée. Un exemple d'approche a posteriori le plus connu est l'analyse de sensibilité.
- **Les approches a priori** : dans ces approches, les incertitudes sur les données d'entrée sont intégrées dans la formulation initiale du problème. Le but de ces approches est de trouver la meilleure solution qui protège au mieux contre les perturbations. Les incertitudes sont prises en considération au cours du processus d'optimisation et la solution trouvée par ces approches est une solution optimale (ou approchée) du problème d'optimisation sous incertitudes.
- **Les approches en ligne** : dans cette catégorie d'approches, le problème d'optimisation est résolu au moment où les données seront connues.

En pratique, les approches *en ligne* sont rarement utilisées puisque la prise de décision doit être établie en avance, pour permettre la mise en œuvre des solutions, bien avant le moment où les données seront connues. Ainsi, il est préférable d'utiliser les approches *a priori* et *a posteriori* pour gérer les perturbations sur les données d'entrées des systèmes étudiés, afin d'obtenir des solutions préalables qui seront efficaces pour faire face aux futures perturbations possibles. Dans ce contexte, plusieurs types de ces approches ont été développés dans la littérature pour guider le décideur lors de la prise de décisions sous incertitudes telles que : l'optimisation stochastique, l'optimisation robuste, l'analyse de sensibilité, l'optimisation par ensembles flous, les fonctions de croyance et la simulation-optimisation.

2.1. Optimisation Stochastique

Les techniques d'optimisation stochastique sont des approches probabilistes où les incertitudes sur les données d'entrée sont modélisées par des distributions de probabilité (i.e. des lois de probabilité), décrivant la probabilité d'occurrence d'un certain événement. Les approches stochastiques supposent que les distributions de probabilité régissant les données sont connues ou peuvent être estimées, et l'objectif consiste à trouver des solutions réalisables pour toutes (ou presque toutes) les réalisations de paramètres incertains possibles tout en optimisant la valeur en espérance de la fonction objectif (Shapiro et al., 2009). Dans la littérature, on peut distinguer trois types de paradigmes d'optimisation stochastique :

- **Programmation stochastique sans recours** (Stochastic programming without recourse (SP)) : généralement, dans la programmation stochastique la valeur en espérance de la fonction objectif est calculée en intégrant sur l'ensemble des paramètres incertains, ce qui peut être une tâche difficile. Dans le cas d'ensembles d'incertitudes discrets et finis, les réalisations d'incertitudes peuvent être modélisées en utilisant un ensemble fini de scénarios, ce qui simplifie le calcul de

l'espérance. En conséquence, dans la théorie d'optimisation sous incertitude, la programmation stochastique est souvent considérée comme une approche basée sur des scénarios et les formulations des problèmes sont effectuées en plusieurs niveaux de décision, selon l'ordre dans lequel les incertitudes se manifestent. Chaque niveau implique une représentation temporelle discrète du problème et établit les informations sur les paramètres incertains disponibles au moment de son occurrence. La formulation la plus simple ne tient compte que des décisions qui sont prises avant que l'incertitude ne se révèle. Ce type de formulation est appelé programmation stochastique avec un seul niveau de décision ou programmation stochastique sans recours ([Grossmann et al., 2016](#)).

- **Programmation stochastique avec recours** (Stochastic programming with recourse (TSP)) : dans ce type de formulation, les variables des problèmes sont divisées en deux niveaux de décision. Les variables du premier niveau sont celles qui doivent être décidées avant la réalisation effective des paramètres incertains. Ensuite, une fois que les incertitudes se révèlent, d'autres améliorations sont apportées à la résolution du problème en sélectionnant, à un certain coût, les valeurs des variables du deuxième niveau de décision ou de recours. Les variables du deuxième niveau sont interprétées comme des mesures correctives ou des recours contre toute infaisabilité découlant d'une réalisation particulière des incertitudes. En raison des incertitudes, les coûts du deuxième niveau sont considérés aussi comme des variables aléatoires. L'objectif est de choisir les variables du premier niveau de manière à minimiser la somme des coûts dans le premier niveau et de l'espérance des coûts aléatoires du second ([Sahinidis, 2004](#)).
- **Programmation stochastique avec contraintes probabilistes** (Chance constrained programming (CCP)) : un autre aspect de la programmation stochastique est celui de la programmation avec contraintes probabilistes introduite par [Charnes and Cooper \(1959\)](#). Contrairement à l'aspect des modèles de recours, ce type de formulation se concentre sur la probabilité de violation des contraintes en garantissant que la probabilité de rencontrer une certaine contrainte est supérieure à un certain niveau. En d'autres termes, la programmation par contraintes probabilistes restreint le domaine de solutions possibles de sorte que le niveau de confiance fourni par la solution finale (i.e. le degré de protection contre les incertitudes) soit élevé.

Une description plus détaillée des différents paradigmes d'optimisation stochastique est disponible dans le tutoriel proposé par ([Shapiro and Philpott, 2007](#)) et dans les travaux de ([Birge and Louveaux, 1997](#)) et ([Sahinidis, 2004](#)). Le [Tableau III.1](#) présente quelques travaux qui utilisent l'optimisation stochastique pour la résolution des problèmes de transport multimodal sous incertitudes.

Tableau III.1 Aperçu sur l'utilisation de l'optimisation stochastique dans les problèmes de transport multimodal

Référence	Approche	Objectif
Min (1990)	CCP	Développer un modèle de programmation stochastique avec contraintes probabilistes capable d'aider les responsables de distribution à choisir la combinaison intermodale la plus efficace qui minimise les coûts de transport, les risques et satisfait les diverses exigences de service à temps.
Cheung and Chen (1998)	TSP	Résoudre efficacement le problème d'allocation dynamique de conteneurs vides pour répondre à la demande des clients au fil du temps. Le but est de minimiser le coût de location des conteneurs et de déterminer le niveau des stocks nécessaire dans les ports.
Wu et al. (2006)	CCP	Optimiser la sélection des routes d'expédition de conteneurs dans un problème de transbordement maritime avec demandes incertaines. L'objectif est de maximiser le profit au cours du transport sous réserve des contraintes de capacité, et d'équilibre de conteneurs vides et lourds.
Meng and Wang (2010)	CCP	Étudier le problème de planification à court terme des lignes maritimes pour une flotte de navires, en prenant en considération les incertitudes sur les demandes d'expédition de conteneurs entre les ports.
Wang and Yang (2012)	CCP	Minimiser le coût de repositionnement des conteneurs vides, en supposant que le nombre de conteneurs disponibles au début de la planification est incertain.
Meng et al. (2012)	TSP	Étudier le problème de planification à court terme des lignes maritimes pour une flotte de navires avec demandes incertaines. Étant donné, un réseau de services des lignes maritimes comprenant un certain nombre de routes maritimes, le problème consiste à déterminer le nombre et le type de navires requis dans la flotte et à assigner chacun de ces navires à une route particulière afin de maximiser la valeur du profit total.
Hui et al. (2014)	TSP	Étudier le problème de planification de l'expédition de marchandise avec des temps de traitement aléatoires dans les terminaux intermodaux. Les activités d'expédition sont divisées en deux groupes selon les paramètres régionaux. Les temps de traitement des activités dans la première région sont supposés aléatoires tandis que ceux dans la deuxième région sont déterministes.

CCP : Programmation stochastique avec contraintes probabilistes (Chance Constrained Programming (CCP)), TSP : Programmation stochastique avec recours (Stochastic programming with recourse or Two Stage Programming (TSP)).

2.2. Optimisation par Ensembles Flous

La programmation par ensembles flous traite également de l'optimisation sous incertitudes. La principale différence entre les approches stochastiques et floues réside dans la façon dont les incertitudes sont modélisées. En effet, dans le cas de la programmation stochastique, des fonctions de probabilité discrètes ou continues sont utilisées pour modéliser les incertitudes sur les données. Cependant, ce type de modélisation n'est pas toujours approprié, particulièrement, lorsque l'information sur les données incertaines est vaguement définie ou est décrite qualitativement ; en raison de sa connaissance limitée, de sa compréhension insuffisante, ou lorsqu'elle est relative à un comportement humain (Tang et al., 2002). L'optimisation par ensembles flous considère les paramètres aléatoires comme des

nombre flous et les contraintes sont traitées comme des ensembles flous (Buckley and Eslami, 2002). Certaines violations de contraintes sont autorisées et le degré de satisfaction d'une contrainte est défini comme la fonction d'appartenance de la contrainte. Deux types de programmation par ensembles flous peuvent être distingués : la programmation flexible consacrée à l'étude des incertitudes sur le second membre des contraintes et la programmation possibiliste qui traite les incertitudes dans les coefficients de la fonction objectif ainsi que dans les coefficients des contraintes. Dans les deux types de programmation floue, la fonction objectif est traitée comme une contrainte du problème, et les bornes inférieures et supérieures de cette contrainte définissent les attentes des décideurs. Les fonctions d'appartenance sont utilisées pour représenter le degré de satisfaction des contraintes et les niveaux d'attentes des décideurs vis-à-vis de la fonction objectif.

Le lecteur intéressé par plus de détails sur l'optimisation par ensembles flous peut se référer à (Luhandjula and Gupta, 1996), (Ross, 2009) et (Lodwick and Untiedt, 2010). Le Tableau III.2 présente quelques applications de l'optimisation par ensembles flous dans les problèmes de transport multimodal.

Tableau III.2 Quelques applications de l'optimisation par ensembles flous dans les problèmes de transport multimodal

Référence	Description
Yücel and Güneri (2011)	Proposition d'un modèle multi-objectif pour résoudre le problème de sélection des fournisseurs et détermination des quantités de commandes optimales à attribuer à chaque fournisseur.
Ding and Chou (2013)	Développement d'un modèle de prise de décision multi-objectif pour déterminer la meilleure sélection de ports de transbordement dans une chaîne de transport maritime de conteneurs.
Ries et al. (2014)	Conception d'un système d'aide à la décision basé pour la résolution du problème de stockage de conteneurs dans un terminal à conteneurs au Chili. L'objectif est de fournir des décisions en temps réel pour faire face à un haut degré d'incertitude qui affecte les dates d'arrivée des conteneurs aux zones de stockage.
Bray et al. (2015)	Mesure de l'efficacité des systèmes de transport et de service en tenant compte des incertitudes sur les données d'entrée, en utilisant une approche qui combine l'optimisation par ensembles flous et l'Analyse de l'Enveloppement des Données (ADE). La précision des mesures fournies par l'approche hybride est comparée à celle de l'approche ADE traditionnelle.
Expósito-Izquiero et al. (2016)	Résolution conjointe des problèmes d'allocation de postes à quai et d'ordonnancement de grues de quai sous incertitudes sur les dates d'arrivée des porte-conteneurs et sur les temps de manutention.
Segura et al. (2017)	Proposition d'un modèle mathématique pour la résolution du problème d'allocation de postes à quai continu, avec considération des incertitudes sur les dates d'arrivée des porte-conteneurs.
Wang et al (2018)	Proposition d'un modèle mathématique et d'un algorithme mimétique pour la résolution du problème de conception de réseau Hup-and-Spoke dans un système de transport intermodal de type Rail-Route.

2.4. Analyse de Sensibilité

L'analyse de sensibilité est l'une des approches a posteriori pour l'optimisation sous incertitudes. Elle consiste à étudier l'impact des perturbations des données d'entrée d'un problème sur la qualité des solutions obtenues par des méthodes classiques d'optimisation. L'analyse de sensibilité ne vise pas à résoudre le problème sous incertitudes, mais à analyser le comportement des solutions déjà obtenues face aux perturbations des données, en mettant en évidence les liens entre les entrées et les sorties du système étudié. En effet, il s'agit d'une analyse a posteriori de la stabilité des solutions déterministes pour déterminer les données d'entrées dont les incertitudes sur leurs valeurs génèrent la plus grande dégradation au niveau de la valeur de la fonction objectif. En optimisation combinatoire, on peut distinguer deux types d'approches principales :

- **Analyse de sensibilité quantitative** : qui cherche à évaluer diverses mesures de sensibilité pour chaque solution et à proposer des algorithmes efficaces pour leur calcul.
- **Analyse de sensibilité qualitative** : qui vise à analyser les propriétés structurelles, combinatoires ou géométriques des solutions.

Le [Tableau III.3](#) présente un aperçu sur les applications de l'analyse de sensibilité dans les problèmes de transport multimodal de conteneurs.

Tableau III.3 Aperçu sur les applications de l'analyse de sensibilité dans les problèmes de transport multimodal

Référence	Description
Vis (2006)	Comparaison de la performance des chariots cavaliers et des portiques automatisés dans la manutention de conteneurs, en considérant les incertitudes sur les temps de déplacement des engins de manutention et sur les dates d'arrivée des conteneurs.
Caris and Janssens (2010)	Résolution d'un problème de transfert de conteneurs dans un terminal intermodal par des algorithmes déterministes. Et analyse de sensibilité des solutions trouvées face aux différentes perturbations sur les données.
Park (2013)	Proposition d'une approche d'analyse de sensibilité pour identifier les facteurs critiques qui permettent d'améliorer la productivité des terminaux à conteneurs.
Jin et al. (2015)	Résolution du problème de congestion rencontré dans l'accostage des porte-conteneurs en introduisant une stratégie de gestion proactive du point de vue du terminal qui ajuste le programme d'appel des navires d'approvisionnement, de manière à équilibrer la distribution de la charge de travail au niveau des quais.
Heggen et al. (2017)	Proposition d'une heuristique multi-objectif pour la planification des opérations de chargement de trains, et développement d'une approche d'analyse de sensibilité pour tenir compte des différents aspects qui affectent l'utilisation des capacités des trains.
Munim and Haralambides (2018)	Proposition d'un modèle linéaire pour trouver les conditions économiques optimales pour une coopération efficace entre les ports du Bangladesh et de l'Inde, au niveau du trafic intermodal. Une analyse de sensibilité prenant en compte les incertitudes sur les capacités et les demandes des différents ports considérés est également utilisée afin d'établir la robustesse des décisions stratégiques qui pourraient être prises.

2.5. Fonctions de Croyance

La théorie des fonctions de croyance, également appelée théorie des preuves ou théorie de Dempster-Shafer (DST), est un cadre général pour raisonner sous incertitudes, avec des liens compréhensibles avec d'autres domaines comme la probabilité, la théorie de possibilité et la théorie de probabilité imprécise. D'abord introduite par Arthur Pentland Dempster ([Dempster, 1967](#)) dans le contexte de l'inférence statistique, la théorie a été ensuite utilisée par Glenn Shafer ([Shafer, 1976](#)) pour la modélisation de l'incertitude. La théorie des fonctions de croyance est un cadre riche et flexible généralisant l'inférence bayésienne au traitement de l'incertain, elle permet de représenter explicitement les incertitudes sur les données en exprimant parfaitement ce qui est déjà connu et en prenant en compte ce qui reste à connaître. Le modèle le plus utilisé dans la théorie des fonctions de croyance est le Modèle des Croyances Transférables (MCT ou en anglais TBM pour Transferable Belief Model) ([Smets and Kennes, 1994](#)), dans ce modèle il s'agit de surveiller, enregistrer et transmettre des nouvelles connaissances à partir d'informations observées. Le Modèle des Croyances Transférables différencie deux niveaux de raisonnement :

- **Le niveau crédal** : du latin "*credo*" voulant dire "*je crois*", qui est constitué de deux parties : une partie statique pour la représentation des informations et une partie dynamique permettant d'observer et de combiner les connaissances.
- **Le niveau pignistique** : du latin "*pignus*" qui signifie "*pari*", appelé également niveau décisionnel, permettant d'évaluer les risques et de prendre les décisions.

La théorie de fonctions de croyance a été appliquée dans plusieurs travaux traitant des divers domaines, tels que : la reconnaissance des formes ([Appriou, 1991](#)) et la diagnostique ([Smets, 1998](#)). Mais peu de travaux de la littérature ont été consacrés à ses applications aux problèmes de transport multimodal.

Bien que les quatre premières approches présentées dans ce chapitre aient été largement utilisées dans la littérature pour la gestion des incertitudes et notamment pour la résolution de plusieurs problèmes de transport multimodal, leur application en pratique est souvent très difficile, surtout si l'on ne peut pas déterminer avec précision les lois de probabilité ou les degrés d'appartenance associés aux données incertaines. Ceci est particulièrement important dans des nouvelles applications réelles, comme dans notre cas d'étude, où il n'y a pas assez d'historiques sur les données qui peuvent permettre de faire ces estimations. Comme alternatives à ces approches, les techniques d'optimisation robuste et de couplage simulation optimisation sont de plus en plus utilisées pour faire face aux incertitudes lorsqu'il s'agit des problèmes réels. Dans ce qui suit, nous présenterons ces deux approches de façon approfondie.

3. Optimisation Robuste : Généralités et Applications au Transport Multimodal

L'optimisation robuste est une approche qui vise à trouver une solution dite "*Robuste*" à des problèmes d'optimisation dans lesquels les données sont incertaines sans avoir recours à une analyse probabiliste. Introduite dès 1955 par Dantzig (Dantzig, 1955), l'idée de robustesse a connu un regain d'intérêt durant les dernières décennies avec de nombreuses applications à la fois de la part des praticiens et des théoriciens (Remili et al., 2012). Contrairement aux approches stochastiques, l'optimisation robuste modélise les données incertaines en utilisant des ensembles continus ou discrets de valeurs possibles, sans probabilité attachée. Dans le cas continu, les ensembles d'incertitudes sont souvent représentés par des intervalles et des ensembles convexes (i.e. polyèdre, box ou ellipsoïde), en se basant sur les déviations minimales et maximales des paramètres incertains par rapport à leurs valeurs nominales. Dans le cas discret, on parle de modèles à base de scénarios, où les valeurs possibles des paramètres incertains sont modélisées par un ensemble fini discret de scénarios avec une même probabilité d'occurrence. Dans les deux cas, c'est le produit cartésien des ensembles d'incertitudes considérées qui définit les instances possibles du problème étudié. Plusieurs définitions d'une "*solution robuste*" circulent dans la littérature ; dans cette thèse, nous adopterons celle proposée par Gabrel and Murat (2010). Selon ces auteurs, une solution est qualifiée de robuste si elle est "*acceptable*" dans tous les scénarios possibles et si sa performance n'est jamais "*trop mauvaise*". Une approche d'optimisation robuste consiste alors à définir la meilleure stratégie qui permet de se protéger contre les différentes réalisations possibles des incertitudes, tout en minimisant la valeur du pire cas sur toutes les solutions possibles. De ce fait, il est important, lorsqu'on recourt à une approche robuste, de bien identifier le contexte dans lequel l'étude est faite. Selon Kouvelis and Yu (1997), l'implémentation d'une approche d'optimisation robuste comprend trois étapes principales :

- i. Choix de la représentation adéquate des paramètres incertains (i.e. ensemble discret de scénarios ou ensemble convexe)
- ii. Sélection d'un critère de robustesse approprié (i.e. robustesse absolue, regret maximal, regret relatif, α -robustesse, p -robustesse, etc.)
- iii. Proposition du modèle mathématique et de l'algorithme de génération des solutions robustes.

Dans le reste de cette section, nous présenterons les principaux critères de robustesse appliqués dans la littérature. Nous décrirons ensuite les différents ensembles utilisés en optimisation robuste pour modéliser les incertitudes sur les données et nous expliquerons le principe de Pareto robuste. Enfin, quelques applications de l'optimisation robuste à la résolution des problèmes de transport multimodal seront exposées.

3.1. Critères de Robustesse

Plusieurs critères de robustesse ont été élaborés dans la littérature pour mesurer la qualité des solutions robustes. Ces critères peuvent être divisés selon (Aloulou et al., 2005) en deux grandes familles :

- **Les approches basées sur l'optimisation d'un critère :** ces approches regroupent les critères d'optimisation du pire des cas classiques tels que : la robustesse absolue (min-max), le regret maximal (min-max regret) et le regret relatif (min-max regret relatif).
- **Les approches basées sur des conditions de robustesse :** ces approches imposent des conditions à satisfaire pour qu'une solution soit considérée comme robuste tels que : l' α -robustesse et la p -robustesse.

Nous présentons, ci-après, une brève description de quelques critères représentatifs de ces deux familles.

3.1.1. Robustesse Absolue

Une solution robuste, selon ce critère, est la meilleure solution au pire des cas sur tous les scénarios possibles. Considérons un problème de minimisation d'une fonction objectif f , avec X l'ensemble de solutions possibles de ce problème, et S l'ensemble de tous les scénarios. Le critère de robustesse absolue est défini par la relation suivante :

$$\min_{x \in X} \max_{s \in S} f(x, s)$$

Ce critère est souvent lié à la notion de risque où les décideurs cherchent à se protéger contre les pertes générées par un grand changement des données. Nombreux sont les travaux qui utilisent ce critère comme mesure de robustesse, nous mentionnons les travaux sur le plus court chemin robuste traité dans (Yu and Yang, 1998) et dans (Gabrel and Murat, 2010) et l'application au problème de sac à dos robuste (Kouvelis and Yu, 1997).

3.1.2. Regret Maximal

Le regret est le sentiment de perte ressenti par un décideur quand il apprend l'existence d'une solution plus préférable sur un scénario donné que celle qui était réellement appliquée. Une solution robuste, selon le critère de regret maximal, est celle qui présente le plus petit pire écart aux solutions optimales sur tous les scénarios possibles. En effet, le regret est défini en optimisation robuste comme étant la différence entre la valeur d'une solution et la valeur de la solution optimale sur le même scénario, et le regret maximal est le regret le plus élevé d'une solution sur tous les scénarios. Une solution robuste est alors la solution dont le regret maximal est le plus petit. Ce critère est défini par la relation suivante :

$$\min_{x \in X} \max_{s \in S} (f(x, s) - f(x^*, s))$$

Où $x^* \in X$ est la solution optimale sur le scénario $s \in S$ et $f(x^*, s)$ est sa valeur sur le même scénario.

3.1.3. Regret Relatif

Le principe du regret relatif est presque semblable à celui du regret maximal, la seule différence réside dans le fait qu'on remplace, dans la définition du regret, la minimisation des écarts absolus entre les solutions et les valeurs optimales par la minimisation des pourcentages de déviation. La relation utilisée pour représenter le regret relatif est la suivante :

$$\min_{x \in X} \max_{s \in S} \frac{f(x, s) - f(x^*, s)}{f(x^*, s)}$$

La famille des approches à base d'optimisation du critère de pire des cas, présentée ci-dessus, est généralement considérée dans la littérature comme une famille de critères très conservatrice. En effet, étudier la notion de robustesse en se basant sur ce critère conduit souvent à privilégier un seul aspect qui est la protection contre les pires scénarios, même s'il est très improbable, en pratique, que tous les paramètres incertains atteignent leurs valeurs les plus élevées simultanément. D'autre part, une solution qui protège contre les réalisations au pire des cas est robuste, mais elle est très mauvaise lorsqu'elle est appliquée dans d'autres scénarios.

3.1.4. α -Robustesse

Cette approche a été présentée pour la première fois par [Aloulou et al. \(2005\)](#), comme une alternative moins conservatrice aux approches d'optimisation à base du critère de pire des cas, pour des problèmes où les données incertaines sont modélisées à l'aide de scénarios discrets. Dans ce critère, un paramètre α définit un seuil de tolérance pour limiter le degré de conservatisme d'une solution. Au début de cette approche, les valeurs de chaque solution $x \in X$ sur l'ensemble des scénarios S sont classées par ordre décroissant, et le vecteur obtenu est appelé "*vecteur de désutilité*" de la solution x . Ensuite, un vecteur de désutilité fictif pour une solution x' appelée "*solution idéale*", dont les coordonnées représentent les coûts minimaux sur chaque ligne de la matrice des vecteurs de désutilités, est calculé. Une solution robuste selon cette approche est toute solution dont l'écart entre son vecteur de désutilité et le vecteur de désutilité fictif ne dépasse pas le seuil de tolérance α .

3.1.5. bw -Robustesse

Pour [Roy \(2010\)](#) la robustesse est définie comme une aptitude à résister à des "*à peu près*" ou à des "*zones d'ignorance*" afin de se protéger d'impacts jugés regrettables sur tous les scénarios possibles. Selon l'auteur, les approches min-max classiques ne permettent pas de répondre totalement à cette question, puisqu'elles se concentrent uniquement sur la minimisation du pire des cas. Pour pallier cet inconvénient, Roy a proposé un nouveau critère de robustesse qu'il a appelé la bw -robustesse. Dans cette approche deux paramètres sont utilisés : une constante w qui définit la valeur que le décideur ne veut pas dépasser dans tous les

scénarios (le respect de cette valeur doit être garantie et représente une contrainte ferme du problème), et une valeur b , avec $b \leq w$ (pour un problème de minimisation), que le décideur veut atteindre sous le plus grand nombre (ou proportion) de scénarios. En d'autres termes, si $f(x, s)$ est la valeur d'une solution x sur le scénario s , alors la solution robuste selon le critère de bw -robustesse est la solution x qui maximise le nombre de scénarios pour lesquels $f(x, s) \leq b$, tout en assurant que $f(x, s) \leq w \forall s \in S$. À l'instar des critères de la famille min-max, la bw -robustesse peut être présentée aussi sous la forme de robustesse absolue, de regret ou de regret relatif.

D'autres critères de robustesse ont été aussi utilisés dans la littérature pour déterminer la qualité d'une solution robuste, tels que : la p -robustesse, le min-max lexicographique, la pw -robustesse, etc. Un état de l'art sur ces critères est présenté dans (Coco et al., 2014).

3.1.6. Exemple Numérique

Pour mieux comprendre les différents critères présentés, considérons un problème d'optimisation qui admet cinq solutions (x_1, x_2, x_3, x_4 et x_5) évaluées sur quatre scénarios (s_1, s_2, s_3 et s_4), comme le montre le Tableau III.4 suivant :

Tableau III.4 Évaluation des solutions sur les quatre scénarios

Solutions	Scénarios			
	s_1	s_2	s_3	s_4
x_1	150	180	180	180
x_2	150	140	170	180
x_3	180	130	180	190
x_4	200	120	200	210
x_5	90	90	220	210

Tableau III.5 Résultats de la famille des critères de pire des cas

Solutions	Critères		
	Robustesse Absolue (min-max absolue)	Regret maximal (min-max regret)	Regret relatif (min-max regret relatif)
x_1	180	90	100%
x_2	180	50	55.55%
x_3	190	90	100%
x_4	210	110	122.22%
x_5	220	50	29.41%

Les résultats des critères de pire des cas (Tableau III.5) montrent que les solutions x_1 et x_2 sont les meilleures solutions pour le critère de la robustesse absolue puisqu'elles offrent les

coûts maximums les moins élevés. Tandis que, la solution x_2 et x_5 sont les meilleures solutions pour le critères de regret maximal, et la solution x_5 est la meilleure solution pour le critère de regret relatif, puisqu'elle génère les déviations les plus faibles par rapport aux valeurs optimales sur chaque scénario.

Pour la *bw*-robustesse qui, rappelons-le, définit les solutions robustes comme l'ensemble des solutions qui maximisent le nombre de scénarios avec une valeur de fonction objectif inférieure ou égale à une valeur b , tout en garantissant que sur tous les scénarios la valeur ne dépasse pas un seuil w . On obtient les résultats suivants :

- Pour un grand seuil $w \geq 220$ et une valeur souhaitée $b = 150$: toutes les solutions respectent le seuil définit, et les solutions robustes sont x_2 et x_5 dont le nombre de scénarios, où la valeur de la fonction objectif est inférieure à 150, est égal à 2. Par contre, si $b = 130$, la seule solution robuste est x_5 .
- Pour un seuil $w = 190$: x_4 et x_5 sont directement éliminées du calcul. Ainsi, pour $b = 150$ la solution robuste est la solution x_2 . Alors que x_3 est la solution robuste quand $b = 130$.

Enfin, le [Tableau III.6](#) rapporte les résultats du critère de l' α -robustesse qui se base dans le calcul des solutions robustes sur l'écart entre les vecteurs de désutilité $\hat{C}(x)$ des solutions et le vecteur de désutilité fictif $\hat{C}(x')$:

- Pour un seuil $\alpha \geq 110$: toutes les solutions sont robustes.
- Pour un seuil $90 \leq \alpha < 110$: toutes les solutions restent robustes sauf la solution x_4 .
- Pour un seuil $80 \leq \alpha < 90$: les solutions x_2 et x_5 sont robustes.
- Pour $40 \leq \alpha < 80$: seule la solution x_5 est robuste.
- Pour $\alpha < 40$: l'ensemble de solutions robustes est vide.

Tableau III.6 Résultats de l' α -robustesse

Ordre	Vecteurs de désutilité \hat{C}					Vecteurs de désutilité fictifs $\hat{C}(x')$	Écarts				
	$\hat{C}(x_1)$	$\hat{C}(x_2)$	$\hat{C}(x_3)$	$\hat{C}(x_4)$	$\hat{C}(x_5)$		$\hat{C}(x_1) - \hat{C}(x')$	$\hat{C}(x_2) - \hat{C}(x')$	$\hat{C}(x_3) - \hat{C}(x')$	$\hat{C}(x_4) - \hat{C}(x')$	$\hat{C}(x_5) - \hat{C}(x')$
1	180	180	190	210	220	180	0	0	10	30	40
2	180	170	180	200	210	170	10	0	10	30	40
3	180	150	180	200	90	90	90	80	90	110	0
4	150	140	130	120	90	90	60	50	40	30	0

3.2. Ensembles d'Incertainces et Modèles d'Optimisation Robuste Correspondants

En optimisation robuste, un ensemble d'incertitudes représente la façon dont les perturbations sur les données sont modélisées. La structure d'un ensemble d'incertitudes influence fortement l'existence et la traçabilité de la solution du problème. Dans cette section, les ensembles d'incertitudes les plus importants et les modèles d'optimisation robuste correspondants sont brièvement présentés.

Considérons le problème de programmation linéaire incertain suivant :

$$\begin{aligned} \min & cx \\ \text{sc} & Ax \leq b \\ & x \in X \end{aligned}$$

Sans perte de généralité nous supposons, dans ce qui suit, que seuls les coefficients de la matrice A sont objet d'incertitudes, et que leurs valeurs appartiennent à un ensemble \mathcal{U} appelé ensemble d'incertitudes. Dans la littérature, quatre principales formes d'ensembles d'incertitudes peuvent être distinguées :

- **Ensemble fini et discret de scénarios** : les incertitudes sont représentées par un ensemble de scénarios possibles, dans ce cas $\mathcal{U}_S = \{s_1, s_2, \dots, s_i, \dots, s_q\}$, avec q fini est s_i les valeurs de réalisations d'incertitudes possibles sur les coefficients de la matrice A dans le scénario i .
- **Box** : dans ce type d'ensembles d'incertitudes, les coefficients incertains \tilde{a}_{ij} de la matrice A , sont supposés appartenir à des intervalles de la forme $[\underline{a}_{ij}, \hat{a}_{ij}]$, où \underline{a}_{ij} représente la valeur nominale et \hat{a}_{ij} la perturbation maximale. Ainsi, les valeurs des paramètres incertains peuvent être données par $\tilde{a}_{ij} = \underline{a}_{ij} + \varepsilon_{ij}\hat{a}_{ij}$, avec ε_{ij} une variable aléatoire telle que $-1 \leq \varepsilon_{ij} \leq 1$. L'interaction des perturbations forme un ensemble d'incertitudes sous forme de boîte (Box). Cet ensemble est souvent utilisé pour modéliser les réalisations au pire des cas, et peut être décrit comme suit :

$$\mathcal{U}_B = \{\tilde{a}_{ij} \mid \tilde{a}_{ij} = \underline{a}_{ij} + \varepsilon_{ij}\hat{a}_{ij}, |\varepsilon_{ij}| \leq 1\}$$

- **Ellipsoïdal** : pour réduire le degré de conservatisme dans les ensembles par Box, [Ben-Tal et Nemirovski \(1998\)](#) ont proposé un ensemble alternatif appelé l'ensemble d'incertitudes ellipsoïdale. Cet ensemble introduit un paramètre Ω qui permet de réduire l'espace d'incertitude en supprimant les extrémités des intervalles et éviter ainsi le pire des cas. Cet ensemble est donné par la relation suivante :

$$\mathcal{U}_E = \{\tilde{a}_{ij} \mid \tilde{a}_{ij} = \underline{a}_{ij} + \varepsilon_{ij}\hat{a}_{ij}, \sum_j \varepsilon_{ij}^2 \leq \Omega_i^2 \forall i\}$$

- **Polyédrique** : introduit par Bertsimas and Sim (2004), ce type d'ensembles vise à assurer un compromis entre la robustesse et la performance des solutions en proposant une modélisation paramétrable des données incertaines. Cet ensemble utilise un paramètre Γ appelé budget de robustesse pour contrôler le nombre de données qui seront objet d'incertitudes :

$$\mathcal{U}_P = \{\tilde{a}_{ij} \mid \tilde{a}_{ij} = \underline{a}_{ij} + \varepsilon_{ij} \hat{a}_{ij}, \sum_j |\varepsilon_{ij}| \leq \Gamma_i \forall i\}$$

La Figure III.2 représente la différence entre les ensembles d'incertitudes par box, ellipsoïdal et polyédrique pour un problème avec deux paramètres incertains. En se basant sur ces différents ensembles, plusieurs approches de modélisation robuste ont été proposées dans la littérature, à savoir : l'approche de Soyster, l'approche de Ben-Tal et Nemirovski et l'approche de Bertsimas et Sim.

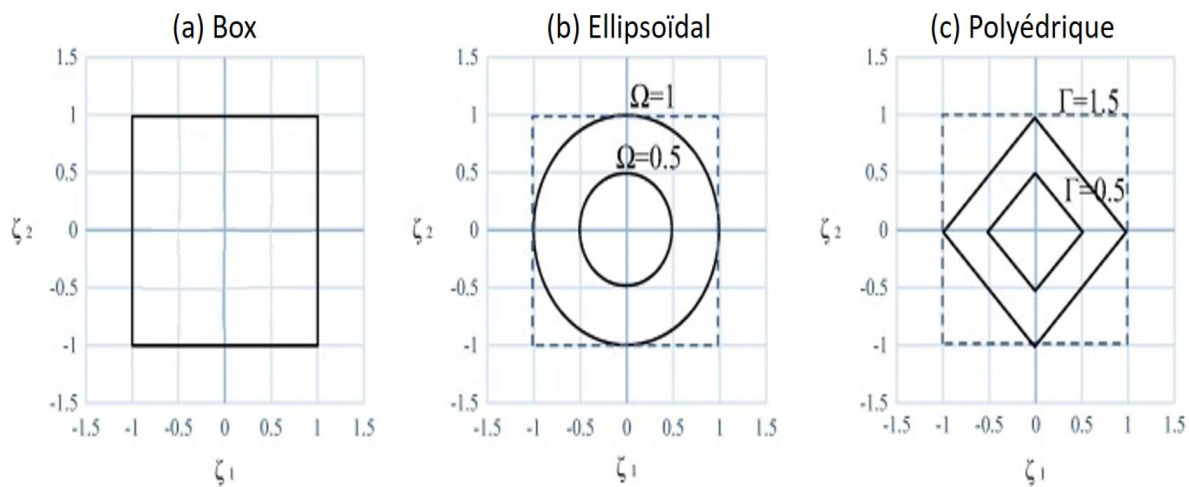


Figure III.2 Illustration des ensembles d'incertitudes les plus utilisés (adaptée de Jalilvand-Nejad et al.(2016))

3.2.1. Approche de Soyster

Soyster (1973) a proposé un modèle d'optimisation linéaire pour construire une solution réalisable pour toutes les réalisations d'incertitudes appartenant à l'ensemble par box \mathcal{U}_B . Le modèle robuste de Soyster a été formulé comme suit :

$$\begin{aligned} & \min cx \\ \text{sc} \quad & \sum_{j=1}^n \tilde{a}_{ij} x_j \leq b \quad \forall \tilde{a}_{ij} \in \mathcal{U}_B, i = 1, \dots, m \\ & x \in X \end{aligned}$$

Cette formulation est également connue sous le nom de formulation d'incertitude relative aux colonnes. Cette approche, à l'image des critères min-max, vise à se protéger contre le pire des cas. En outre, Soyster montre que pour des problèmes où les variables x_j ne sont pas négatives le modèle précédent est équivalent à :

$$\begin{aligned} & \min cx \\ \text{sc} \quad & \sum_{j=1}^n (\underline{a}_{ij} + \hat{a}_{ij})x_j \leq b \quad \forall i = 1, \dots, m \\ & x \geq 0 \end{aligned}$$

L'approche de Soyster est une garantie absolue contre toutes les réalisations possibles d'incertitudes, elle ramène la résolution du problème sous incertitudes à la résolution d'un problème déterministe dont tous les paramètres incertains prennent leurs valeurs au pire des cas. Cependant, malgré la garantie de faisabilité qu'offre cette approche pour toutes les réalisations d'incertitudes, elle est souvent jugée très conservatrice dans la littérature. En effet, [Ben Tal and Nemirovski \(1999\)](#) soulignent qu'en raison de la protection contre le pire des cas, il y a une énorme perte d'optimalité sur les autres scénarios.

3.2.2. Approche de Ben-Tal et Nemirovski

Pour pallier les inconvénients de l'approche de Soyster, [Ben-Tal and Nemirovski \(1999\)](#) ont proposé une nouvelle approche basée sur l'utilisation de l'ensemble d'incertitudes ellipsoïdal \mathcal{U}_E . Cette approche diminue le degré de conservatisme en autorisant une faible violation des valeurs au pires des cas sur les contraintes. En effet, sur chaque contrainte i du problème, les paramètres aléatoires ε_{ij} qui définissent les valeurs de déviations maximales sont supposés appartenir à un ensemble $E(\Omega_i) = \{\varepsilon_{ij} \mid \sum_j \varepsilon_{ij}^2 \leq \Omega_i^2, \varepsilon_{ij} \in [-1,1]\}$ et la modélisation robuste correspondante est donnée par :

$$\begin{aligned} & \min cx \\ \text{sc} \quad & \sum_{j=1}^n \underline{a}_{ij}x_j + \max_{\varepsilon_{ij} \in E(\Omega_i)} \{\hat{a}_{ij}\varepsilon_{ij}x_j\} \leq b \quad \forall i = 1 \dots m \\ & x \geq 0 \end{aligned}$$

Ce modèle d'incertitudes est aussi connu dans la littérature par le nom "*modèle en ligne*", du fait qu'un paramètre Ω_i est défini pour contrôler le degré de conservatisme sur chaque contrainte i du problème étudié.

3.2.3. Approche de Bertsimas et Sim

[Bertsimas and Sim \(2004\)](#) ont proposé une approche similaire à l'approche de Ben-Tal et Nemirovski dans le but de trouver un compromis entre la performance des solutions et leur robustesse. La différence entre les deux approches réside uniquement dans l'ensemble d'incertitudes considéré. En effet, l'approche de Bertsimas et Sim est basée sur l'ensemble d'incertitudes polyédrique en supposant que les paramètres aléatoires ε_{ij} sont définis sur un ensemble de la forme $\phi_i(\Gamma_i) = \{\varepsilon_{ij} \mid \sum_{j=1}^n |\varepsilon_{ij}| \leq \Gamma_i, \varepsilon_{ij} \in [-1,1]\}$. Le modèle robuste correspondant à cette approche est donné par :

$$\begin{aligned}
& \min cx \\
\text{sc} \quad & \sum_{j=1}^n \underline{a}_{ij}x_j + \max_{\varepsilon_{ij} \in \phi_i(\Gamma_i)} \{\hat{a}_{ij}\varepsilon_{ij}x_j\} \leq b \quad \forall i = 1 \dots m \\
& x \geq 0
\end{aligned}$$

Cette approche est également connue sous le nom “*approche avec budget de robustesse*” puisqu’elle a recours à un paramètre Γ qui contrôle le nombre de données qui seront objet d’incertitudes. Ainsi, une solution robuste selon l’approche de Bertsimas and Sim est définie comme une solution qui protège contre toutes les situations dans lesquelles au plus les valeurs de Γ_i coefficients sur chaque contrainte i du problème étudié sont perturbés.

3.3. Pareto Robustesse

Les approches standards d’optimisation robuste, décrites précédemment, se basent sur l’utilisation d’un seul critère, pour déterminer une solution robuste à un problème d’optimisation sur toutes les réalisations des incertitudes possibles. Cependant, dans de nombreuses applications, cette solution est rarement unique, puisqu’il peut y avoir plusieurs solutions optimales robustes et certaines peuvent conférer plus d’avantages au décideur que d’autres. En effet, même si toutes les solutions robustement optimales ont la même valeur de fonction objectif sur le critère optimisé (min-max par exemple), ces solutions n’ont pas forcément la même performance sur les autres scénarios. Selon [Iancu and Trichakis \(2014\)](#), les approches standards ne sont pas souhaitables en pratique, car elles conduisent à des performances sous-optimales et ne permettent pas de faciliter le choix du décideur. Pour résoudre ces problèmes, Iancu et Trichakis ont proposé un nouveau concept appelé la *Pareto robustesse*, qui est inspiré du principe de Pareto optimalité utilisé en optimisation multi-objectif. Le but de la Pareto robustesse est de trouver des solutions qui sont robustement efficaces au sens de Pareto, c’est-à-dire des solutions robustement faisables où aucune amélioration sur la valeur en un scénario ne peut être effectuée sans sacrifier la performance sur un autre. En d’autres termes, les solutions Pareto robustes sont des solutions pour lesquelles il n’existe pas d’autres solutions robustement faisables qui ont une performance au moins égale sur tous les scénarios $s \in \mathcal{U}_s$ et strictement meilleure sur au moins un de ces scénarios. La représentation des solutions Pareto robustes facilite la prise de décision, dans le sens qu’elle permet au décideur d’explorer les compromis possibles entre tous les scénarios, avant de décider de la manière dont ils devraient être hiérarchisés.

3.4. Aperçu sur les Applications de la Robustesse en Transport Multimodal

Pour assurer la performance de la chaîne logistique multimodale, l’analyse de la robustesse des solutions proposées face aux différentes perturbations sur les données du système étudié doit être examinée avec soin à chaque niveau de décision. L’optimisation robuste a été appliquée de manière intensive pendant les dernières années.

[Ordóñez and Zhao \(2007\)](#) ont étudié le problème de conception de réseaux de transport avec des incertitudes sur les temps de déplacements et sur les demandes. Les auteurs proposent

une formulation robuste du problème basée sur l'utilisation de l'ensemble d'incertitudes polyédriques. [Mudchanatongsuk et al. \(2008\)](#) ont considéré un problème similaire avec des coûts de transport et des demandes incertains. Deux formulations robustes, à base d'ensembles polyédrique et ellipsoïdal, ont été développées et une approche de génération de colonnes a été proposée pour résoudre la relaxation lagrangienne sur les grandes instances. Dans ([Pishavee et al., 2011](#)), les auteurs ont traité un problème de conception de réseau en boucle avec des incertitudes sur les coûts et les demandes. Un modèle déterministe a été d'abord développé pour concevoir le réseau, ensuite, la contrepartie robuste du modèle a été proposée en utilisant l'approche de Ben-Tal et Nemirovski. Les qualités des solutions obtenues par le modèle déterministe et celles obtenues par le modèle robuste ont été comparées sur plusieurs scénarios et avec différents jeux de données.

Les problèmes de localisation des hubs sous incertitudes ont été également largement étudiés dans la littérature, un état de l'art complet sur ces problèmes est disponible dans ([Correia and da Gama, 2015](#)). Récemment, [Merakh et Yaman \(2016\)](#) ont étudié le problème de P-hub avec allocation multiple et demandes incertaines. Les auteurs utilisent un modèle d'incertitude de tuyau et un modèle hybride pour caractériser les incertitudes sur la demande. Le premier considère que la seule information disponible est une limite supérieure du débit total adjacent à chaque nœud, tandis que le dernier incorpore des limites inférieure et supérieure sur chaque flux Origine/Destination. Les auteurs présentent des formulations robustes et un algorithme de décomposition de Benders pour résoudre les deux problèmes pour des instances allant jusqu'à 150 nœuds. [Ghaderi and Rahmaniani \(2016\)](#) ont traité le problème de P-hub avec allocation unique et incertitudes sur les demandes et les temps de manutention. Le problème robuste est modélisé avec l'objectif de minimisation du critère de regret maximal et des métaheuristiques hybrides sont proposées pour le résoudre. [Zetina et al. \(2017\)](#) ont présenté des contreparties robustes au problème de localisation des hubs sans capacité en se basant sur l'approche de Bertsimas et Sim. Trois cas de réalisation des incertitudes ont été considérés : (1) les incertitudes sur les demandes, (2) les incertitudes sur les coûts de transport et (3) les deux sources d'incertitudes en même temps. Pour chaque cas, une formulation robuste a été présentée et résolue en utilisant un algorithme de *Branch-and-Cut*.

Au niveau des terminaux intermodaux, [Bruns et al. \(2014\)](#) ont étudié le problème de détermination des plans de chargement des trains en considérant différents types d'incertitudes. Deux approches ont été présentées pour inclure les incertitudes : des plans de chargement robustes stricts, dans lesquels il est supposé que la solution ne peut pas être changée une fois implémentée, et des plans de charge robustes et ajustables qui permettent au planificateur de réagir une fois que les paramètres incertains deviennent connus. Les formulations robustes associées aux deux approches permettent une résolution efficace du problème. [Fotuhi and Huynh \(2017\)](#) ont proposé un nouveau modèle robuste basé sur le critère de regret maximal pour l'extension d'un réseau intermodal. L'objectif du modèle est d'identifier les liaisons ferroviaires critiques à moderniser, les emplacements pour établir des nouveaux terminaux intermodaux, et les terminaux existants à développer, tout en prenant en compte les incertitudes

sur les demandes. Un algorithme génétique hybride qui utilise la génération de colonnes pour déterminer les flux de fret a été développé pour résoudre le modèle proposé.

Une modélisation robuste du problème de repositionnement de conteneurs vides a été proposée dans (Erera et al., 2009). Le modèle proposé est basé sur l'approche de Ben-Tal et Nemirovski et les incertitudes proviennent principalement des prévisions d'approvisionnements futurs et des demandes d'actifs. Les auteurs ont établi les conditions de faisabilité d'un plan de repositionnement et les mesures de rétablissement en réponse aux incertitudes découlant des sources d'incertitudes considérées. Tsang and Mak (2015) ont abordé le problème de repositionnement des conteneurs vides en supposant que les demandes de conteneurs sont incertaines. Une modélisation robuste du problème a été proposée et plusieurs tests ont été effectués pour évaluer sa performance.

Shang et al. (2016) ont proposé une application intéressante de l'optimisation robuste pour la résolution conjointe des problèmes d'allocation de poste à quai et d'ordonnancement de grues de quai dans un terminal maritime. Les auteurs ont considéré les incertitudes sur les dates d'arrivée des navires et sur les temps de manutentions de conteneurs. Le problème a été modélisé suivant l'approche de Bertsimas et Sim, et un algorithme génétique a été proposé pour la résolution des grandes instances.

4. Couplage Simulation-Optimisation : Généralités et Applications au Transport Multimodal

Comme décrit précédemment dans ce chapitre, diverses approches telles que : la programmation floue, l'optimisation robuste et l'optimisation stochastique, ont été utilisées dans la littérature pour faire face aux incertitudes sur les données. Cependant, le niveau de détail et la précision de modélisation fournis par ces approches sont dans la plupart du temps insuffisants en pratique, surtout quand il s'agit des problèmes réels où les perturbations sur les données sont très complexes pour être modélisées analytiquement (Figuera and Almada-Lodo, 2014). Traditionnellement, la simulation est l'approche la plus utilisée pour modéliser les systèmes réels. La simulation représente un environnement artificiel où les modèles numériques prennent vie, ce qui permet d'évaluer leur performance et d'étudier leur comportement face à des scénarios de perturbation aléatoires pour en déduire ensuite des approximations sur leurs performances réelles (Banks, 1998). Néanmoins, la simulation ne peut pas générer une solution optimale par elle-même, mais seulement exécuter les modèles selon des paramètres et des conditions pré spécifiées, ce qui n'est pas suffisant du point de vue de l'optimisation (Benghalia, 2014). Avec l'énorme développement de la performance des outils informatiques, des nouvelles approches de couplage entre la simulation et l'optimisation ont reçu une grande attention dans la littérature. Ces approches offrent une manière intelligente d'explorer simultanément les grandes possibilités offertes par la simulation pour modéliser les détails des problèmes étudiés et la capacité de l'optimisation à trouver des solutions de bonne qualité. Plusieurs approches de couplage entre la simulation et l'optimisation ont été implémentées dans la littérature et de

nombreuses classifications de ses approches ont été proposées en se basant sur plusieurs critères :

- [Carson and Maria \(1997\)](#) ont classifié les approches de couplage entre la simulation et l'optimisation selon les techniques d'optimisation employées (i.e. les approches de gradient, les heuristiques ou des techniques statistiques). Quelques logiciels de simulation et des applications réelles du couplage ont été également présentés dans cet état de l'art.
- [Fu \(2002\)](#) a décrit les différentes façons dont l'optimisation et la simulation interagissent et a donné des exemples réels de leurs applications. Il a décrit aussi les logiciels de simulation existants et les packages d'optimisation que chacun d'entre eux fournit.
- [Ammeri et al. \(2011\)](#) ont classifié les approches de couplage Simulation-Optimisation en quatre classes : i) méthodes de sélection statistique, (ii) métamodèles, (iii) estimation stochastique de gradient et (iv) méthodes de recherche globale. Les auteurs ont également présenté un aperçu de littérature sur les applications de ces méthodes entre 1995 et 2010.
- [Figuera and Almada-Lodo \(2014\)](#) ont proposé un état de l'art sur les approches de couplage Simulation-Optimisation qui couvre plusieurs critères négligés dans la littérature. La classification proposée par les auteurs se base sur quatre dimensions : i) l'objectif de la simulation, (ii) la structure hiérarchique du couplage, (iii) les approches d'optimisation et de simulation utilisées et (iv) le schéma de recherche employé. Les deux premières dimensions sont liées à l'interaction entre la simulation et l'optimisation. Alors que les deux autres concernent la conception de l'algorithme de recherche.

En se basant sur la classification de [Figuera and Almada-Lodo \(2014\)](#), nous présenterons dans cette section une brève description des différentes approches de couplage relatives à chaque catégorie de dimensions. Ensuite, nous proposerons un aperçu sur quelques applications de ces approches pour la résolution des problèmes de transport multimodal. Dans toute cette thèse, le terme "*Simulation-Optimisation*" est utilisé pour faire référence à tout type de couplage entre la simulation et l'optimisation.

4.1. Paradigmes d'Interaction entre la Simulation et l'Optimisation

4.1.1. Différentes Formes d'Usages de la Simulation

Les différents objectifs visés par la composante simulation distinguent les principales formes d'usages des approches de couplage Simulation-Optimisation dans la littérature. En effet, en se basant sur ce critère, on peut distinguer trois objectifs du couplage :

- **Évaluation d'une fonction (ou Simulation Optimisation) :** Ce type d'approches de couplage représente une procédure itérative qui utilise la simulation pour évaluer les solutions trouvées par un algorithme d'optimisation, guidant ainsi la recherche vers des meilleures solutions. Un modèle de simulation est d'abord développé pour représenter tous les détails sur le problème étudié. Ce modèle est ensuite utilisé pour évaluer la performance réelle des solutions de l'optimisation. Dans la littérature, ce type d'approches est appelé également "*optimisation pour la simulation*" ou tout simplement "*Simulation Optimisation*".
- **Génération d'une solution (ou Optimisation basée sur la simulation) :** L'utilisation de la simulation pour évaluer différentes solutions d'optimisation peut être très exigeante en termes de temps de calcul. Pour certains problèmes particuliers, le retour d'expérience de la simulation peut même ne pas être important pour le choix de la solution. Dans ces cas, les modèles analytiques peuvent être formulés et résolus pour calculer une partie des variables, ensuite, leurs solutions sont simulées pour déterminer le reste des variables d'intérêt. Le but de la simulation ici n'est pas de vérifier l'avantage d'une solution par rapport à une autre, mais simplement de calculer certaines variables et donc de faire partie du processus de génération d'une solution.
- **Amélioration d'un modèle analytique (Simulation pour l'optimisation) :** Ce type d'approche regroupe les méthodes de couplage utilisant la simulation pour améliorer un modèle analytique donné, soit en affinant ses paramètres, ou bien en l'étendant sur d'autres scénarios. En effet, dans l'étude de certains systèmes sous incertitudes, il est difficile de manipuler les distributions de probabilité au niveau des modélisations analytiques (i.e. mathématiques), on peut donc recourir à la simulation pour générer des scénarios en concordance avec les lois de probabilité et effectuer un échantillonnage de scénarios, qui sont ensuite intégrés dans un modèle analytique unique.

4.1.2. Types de Structures de Couplage Simulation-Optimisation

Une autre classification des approches Simulation-Optimisation peut être élaborée en se basant sur la structure hiérarchique de communication entre eux. Selon ce critère, on peut distinguer les quatre types de structure de couplage suivants :

- **Optimisation avec des itérations basées sur la simulation :** dans tous (ou une partie) des itérations du processus d'optimisation, une ou plusieurs exécutions de la simulation sont effectuées.
- **Simulation avec des itérations basées sur l'optimisation :** dans tous (ou une partie) des itérations du processus de simulation, une ou plusieurs exécutions d'un algorithme d'optimisation sont effectuées.

- **Simulation-Optimisation Séquentielle** : les deux approches fonctionnent séquentiellement (optimisation après simulation ou inversement).
- **Simulation-Optimisation Alternée** : les deux modules s'exécutent alternativement et un échange des informations entre les deux approches est effectué au cours ou à la fin de chaque itération.

La **Figure III.3** représente les différences entre ces quatre structures de couplage.

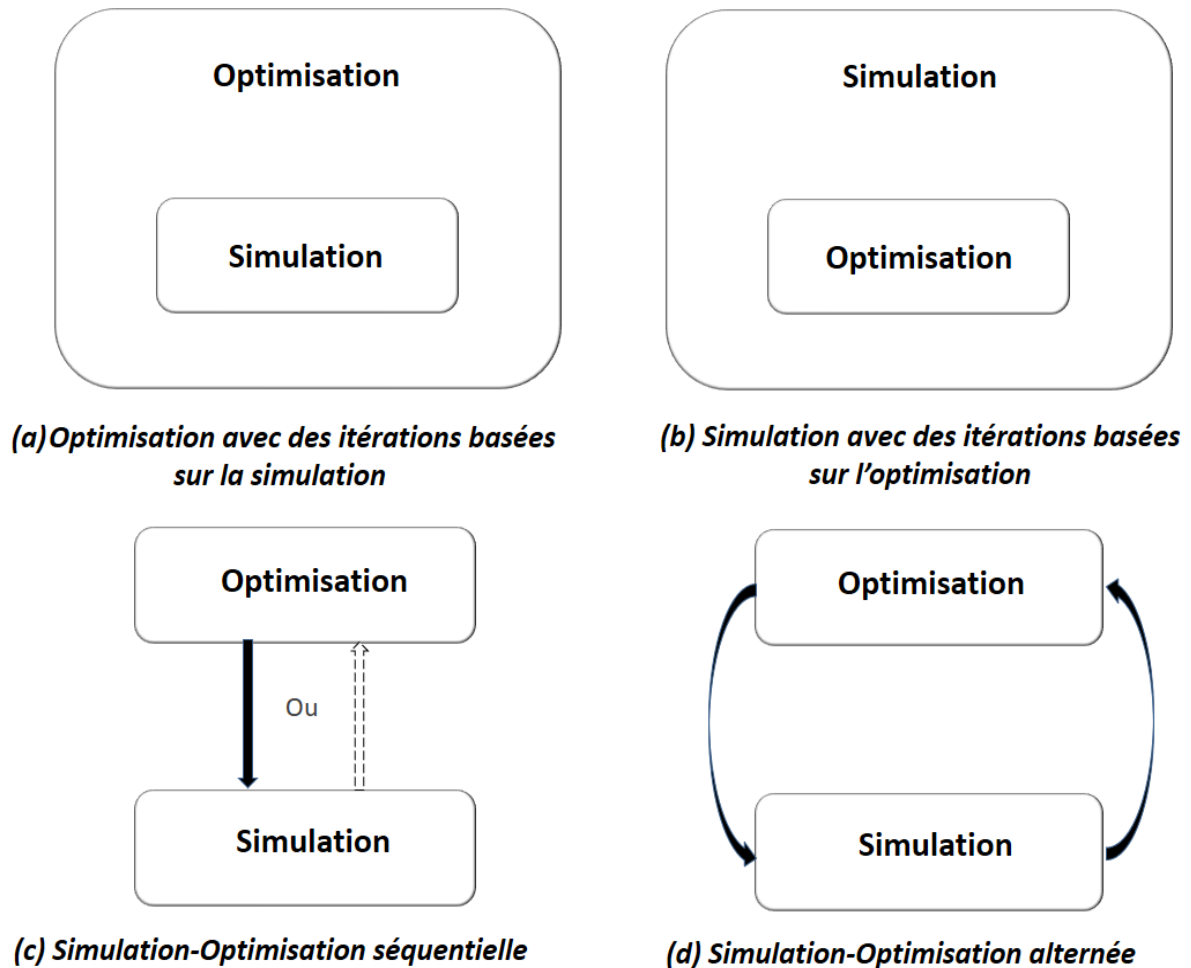


Figure III.3 Structures hiérarchiques de couplage Simulation-Optimisation

4.2. Méthodologies de Recherche d'une Solution

Les méthodologies de recherche concernent les types d'approches d'optimisation et de simulation utilisés pour guider la recherche à trouver une bonne solution, ainsi qu'à la recherche d'un compromis entre les mécanismes d'intensification et d'exploration lors du processus de recherche d'une solution. Le choix des approches à implémenter et du schéma de recherche à suivre dépend des caractéristiques du problème étudié.

4.2.1. Méthodes d'Optimisation

On peut distinguer dans la littérature, deux grandes familles d'approches d'optimisation suivantes :

- **Méthodes exactes** : ce sont des méthodes qui permettent une résolution complète du problème ciblé en arrivant à une solution optimale (par exemple : l'algorithme de Branch-and-Bound, l'algorithme Branch-and-Cut, la méthode de génération de colonnes, etc.).
- **Heuristiques et Métaheuristiques** : ce sont des méthodes approchées qui perdent en optimalité pour gagner en efficacité et permettre une résolution rapide des problèmes (par exemple : les heuristiques gloutonnes, les algorithmes génétiques, optimisation par essaims particuliers, etc.).

4.2.2. Méthodes de Simulation

Selon les niveaux d'abstraction, le langage utilisé et le concept de constructions des modèles considérés, les méthodes de Simulation peuvent être divisées en trois approches suivantes :

- **Simulation à événements discrets** : cette approche sert à représenter l'évolution d'un système dans le temps. Les variables d'état du système sont décrites par une suite d'événements discrets, et changent de valeurs aux moments d'occurrence d'un événement. L'ensemble des valeurs que ces variables peuvent prendre constitue l'espace d'état du système.
- **Simulation dynamique** : appelée également simulation continue, elle concerne la modélisation d'un système représenté par des variables d'état qui évoluent continûment dans le temps. Les modèles de simulation continus reposent généralement sur des équations différentielles, qui régissent les relations entre les variations des variables d'état.
- **Simulation multi-agents** : un système multi-agents est un système composé d'agents autonomes ayant pour but de coopérer, interagir et communiquer afin d'atteindre un objectif collectif. Des enjeux sociaux tels que la coopération, la communication, la coordination, la compétition entre les agents caractérisent les systèmes multi-agents.

4.2.3. Schéma de recherche

Le schéma de recherche concerne la séquence et le nombre de réalisations envisagées pour l'évaluation des solutions. Le terme "*réalisation*" fait référence à un échantillon de scénarios (i.e. une exécution ou une réplication de simulation). Quatre schémas de recherche peuvent être distingués dans la littérature sur la Simulation-Optimisation :

- **Une réalisation pour chaque solution** : ce schéma permet de se déplacer dans les espaces de solutions et de probabilités simultanément, en changeant de réalisation chaque fois qu'une nouvelle solution est générée.

- **Différentes réalisations pour chaque solution** : considérer successivement plusieurs réalisations pour chaque solution générée.
- **Réalisations communes pour chaque solution** : considérer successivement les mêmes réalisations pour chaque solution générée (les réalisations sont les mêmes pour toutes les solutions).
- **Une réalisation pour des solutions multiples** : appliquer de manière répétée la même réalisation à des solutions multiples (la première peut changer après une série de solutions).

Le choix d'un schéma de recherche est principalement lié à la difficulté de combiner l'exploration de l'espace de solutions et celle de l'espace de probabilités (i.e. l'ensemble de réalisations d'incertitudes), ainsi qu'à la recherche d'un compromis entre l'intensification et l'exploration lors du processus de recherche d'une solution.

4.3. Aperçu sur les Applications de la Simulation-Optimisation en Transport Multimodal

Pendant plusieurs décennies, la simulation a été utilisée comme un outil descriptif par la communauté de recherche opérationnelle pour la modélisation et la description d'une grande variété de systèmes réels complexes. Mais avec les progrès récents de la technologie informatique, les approches de couplage Simulation-Optimisation ont reçu une grande attention dans la littérature, et ont été utilisées comme des outils d'aide à la décision permettant la résolution de ces systèmes. Dans cette section, nous présentons un aperçu des applications de la Simulation-Optimisation dans la résolution des problèmes de transport multimodal, en mettant surtout l'accent sur leur utilisation dans la gestion des terminaux à conteneurs.

[Truang and Azadivar \(2003\)](#) ont proposé une approche Simulation-Optimisation pour la configuration d'une chaîne logistique. Ce problème consiste à prendre des décisions stratégiques sur l'emplacement des centres de production, l'emplacement des centres de stockage, la politique de production, la capacité de production, la politique de distribution et les modes de transport à utiliser. Un modèle linéaire en nombres entiers et un algorithme génétique ont été développés pour déterminer les variables qualitatives du problème et la politique de production et de distribution à suivre. Quant à la simulation, elle évalue la performance des solutions de l'optimisation sous des hypothèses plus réalistes. [Ding et al. \(2005\)](#) ont développé une nouvelle méthodologie de couplage Simulation-Optimisation pour faciliter l'évaluation et la sélection des fournisseurs dans une chaîne de production. L'approche proposée comprend trois modules de base : une simulation à événements discrets, un algorithme génétique et un cadre de modélisation de la chaîne d'approvisionnement. Les configurations possibles des fournisseurs ont été sélectionnées puis validées sur la base des indicateurs de performance. [Ko et al., \(2006\)](#) ont présenté une approche Simulation-Optimisation pour concevoir un réseau de distribution pour les services logistiques tiers, en tenant compte de la performance des entrepôts. Le modèle d'optimisation utilise un algorithme génétique pour déterminer les

structures de réseau de distribution dynamique. Par la suite, le modèle de simulation est appliqué pour capturer les incertitudes au niveau des demandes des clients, les temps de préparation des commandes et les temps de déplacement. Une approche basée sur le couplage Simulation-Optimisation a été développée dans (Vidović et al., 2011) pour la résolution d'un problème de localisation des terminaux intermodaux en Serbie. Le modèle d'optimisation est basé sur une formulation mathématique du problème de p-hub, et la simulation a été utilisée pour estimer les volumes de transport intermodal, en raison du manque de fiabilité et de l'indisponibilité de données statistiques, et comme méthode d'analyse quantitative des effets économiques, temporels et environnementaux de différents scénarios possibles. Gambardella et al., (2001) ont présenté une approche de couplage Simulation-Optimisation pour les problèmes d'allocation des ressources et d'ordonnancement de la manutention de conteneurs dans un terminal intermodal. Les deux problèmes ont été formulés mathématiquement et résolus hiérarchiquement, et la faisabilité des solutions a été vérifiée par un modèle de simulation à base d'événements discrets. Dong and Song (2009) ont considéré le problème conjoint de dimensionnement de la flotte de conteneurs et de repositionnement des conteneurs vides dans les systèmes d'expédition multi-navires/multi-ports avec des demandes de clients dynamiques, incertaines et déséquilibrées. Un outil basé sur le couplage Simulation-Optimisation est développé pour optimiser la taille du parc de conteneurs et la politique de repositionnement des conteneurs vides. Dans le processus d'optimisation, un algorithme génétique et une stratégie évolutive associés à un mécanisme d'ajustement ont été utilisés. Un autre algorithme génétique basé sur l'évaluation par simulation a été proposé dans (Dong et al., 2012) pour résoudre le problème de positionnement des conteneurs vides dans une zone portuaire avec plusieurs dépôts, et des demandes de clients et des dates de retour des conteneurs aux dépôts qui sont objets d'incertitudes.

Durant les vingt dernières années, les approches de couplage Simulation-Optimisation ont été particulièrement appliquées à la résolution d'un très grand nombre de problèmes au niveau des terminaux à conteneurs maritimes (Figure III.3). Le Tableau III.4 présente un aperçu sur une partie de ces travaux et les classe selon les critères proposés par Figuera and Almada-Lodo (2014).

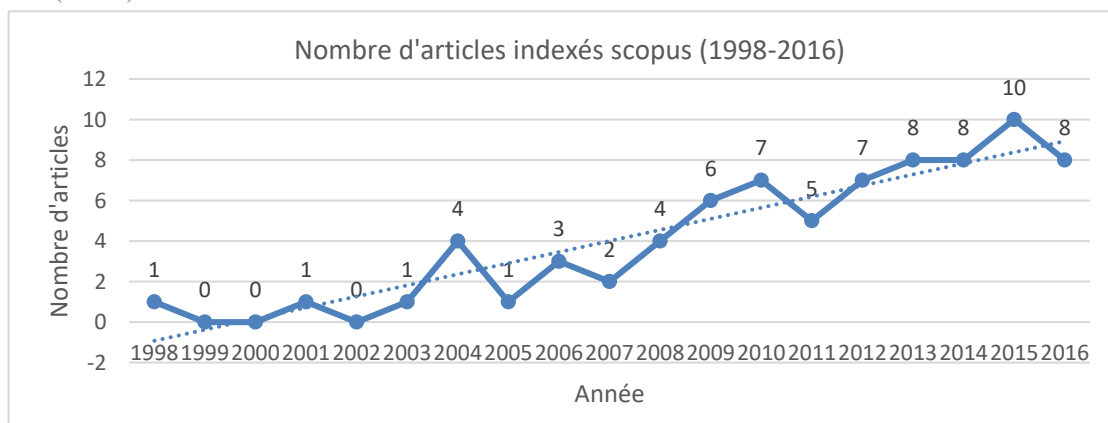


Figure III.7 Nombre d'articles traitant de la Simulation-Optimisation pour la gestion des terminaux à conteneurs par année (1998-2016)

Tableau III.4 Aperçu sur les principales applications des approches Simulation-Optimisation dans la gestion de terminaux à conteneurs maritimes

Référence	Problème	Structure hiérarchique du couplage	Méthodologie de recherche d'une solution		
			Approche d'optimisation	Approche de simulation	Schéma de recherche
Liu et al., (2004)	Configuration d'un système de véhicules automatisés dans un terminal à conteneurs	Simulation avec des itérations basées sur l'optimisation	Méthode de pondération simple	Simulation à événements discrets	Une réalisation pour chaque solution
Lagana et al., (2006)	Allocation des postes et des grues de quai	Optimisation avec des itérations basées sur la simulation	Recuit Simulé	Simulation à événements discrets	Différentes réalisations pour chaque solution
Chang et al., 2008	Allocation des postes à quai	Simulation-Optimisation Séquentielle	Modèle linéaire + plusieurs heuristiques	Simulation à événements discrets	Une réalisation pour chaque solution
Zeng and Yang (2009)	Ordonnancement des opérations de chargement de conteneurs	Simulation-Optimisation Alternée	Modèle linéaire + Algorithme Génétique	Simulation à événements discrets	Différentes réalisations pour chaque solution
Legato et al. (2010)	Ordonnancement des grues de quai	Optimisation avec des itérations basées sur la simulation	Recuit Simulé	Simulation à événements discrets	Différentes réalisations pour chaque solution
Bruzzano et al., 2012	Gestion des ressources dans un terminal à conteneurs	Simulation avec des itérations basées sur l'optimisation	Algorithme Génétique	Simulation à événements discrets	Réalisations communes pour chaque solution
He et al., 2013	Partage de camions internes entre plusieurs terminaux à conteneurs	Optimisation avec des itérations basées sur la simulation	Algorithme Génétique	Simulation à événements discrets	Réalisations communes pour chaque solution
Legato et al., 2014	Allocation des postes à quai	Optimisation avec des itérations basées sur la simulation	Algorithme de recherche en faisceau + Recuit Simulé	Simulation de Monte-Carlo	Différentes réalisations pour chaque solution
Zhou et al., 2016	Conception de la zone de stockage de conteneurs	Optimisation avec des itérations basées sur la simulation	Modèle linéaire	Simulation à événements discrets	Réalisations communes pour chaque solution
Abourraja et al. 2017	Ordonnancement des grues ferroviaires	Simulation avec des itérations basées sur l'optimisation	Optimisation par colonies de fourmis	Simulation multi-agents	Différentes réalisations pour chaque solution

5. Conclusion

Ce chapitre a été consacré à l'étude des différentes techniques d'optimisation sous incertitudes utilisées dans la littérature. En premier lieu, un aperçu sur ces différentes techniques a été présenté. Ensuite, nous nous sommes focalisés sur les approches d'optimisation robuste et les approches de couplage Simulation-Optimisation, pour lesquelles une description détaillée et un état de l'art sur leurs applications pour la résolution des problèmes de transport multimodal ont été présentés.

Ces deux approches seront utilisées dans la suite de cette thèse pour faire face aux différentes sources d'incertitudes sur les données, au niveau des problèmes d'optimisation dans le terminal multimodal du Havre. Le chapitre suivant est dédié à la résolution du problème de tournées de navettes ferroviaires sous incertitudes au niveau du port du Havre.

Chapitre IV

Optimisation des Tournées de Navettes Ferroviaires

Sommaire

1. Introduction	73
2. Travaux Antérieurs sur le Transfert de Conteneurs au Port du Havre	74
3. Problème de Tournées de Véhicules Robuste.....	75
4. Problème de Tournées de Navettes Ferroviaires	79
4.1. Description et Modélisation Déterministe	79
4.2. Résultats Initiaux.....	80
4.3. Modélisation Robuste	82
5. Résolution par l'Algorithme d'Optimisation par Colonies de Fourmis.....	84
5.1. Schéma Général	85
5.2. Génération des Réalisations	86
5.3. Recherche d'une Solution.....	86
5.4. Vérification de la Robustesse	88
5.5. Évaluation au Pire des Cas	89
6. Expériences Numériques	90
6.1. Génération des Jeux de Données.....	90
6.2. Réglage des Paramètres de l'Algorithme	91
6.3. Résultats	91
6.4. Mesures de la Robustesse	94
6.5. Choix du Niveau d'Incertitudes le Plus Pertinent	95
7. Conclusion	98

2. Introduction

Le transport maritime occupe une place importante dans les mouvements internationaux de conteneurs. En effet, aujourd'hui, plus de 90% de marchandises sont transportées par voie maritime. Cette part importante est rendue possible grâce à la standardisation des conteneurs et l'accroissement de la taille de la flotte mondiale des porte-conteneurs passée de 3000 unités (porte-conteneurs) en 2004 à près de 5100 unités en 2014, pour une capacité totale qui dépasse les 17.5 millions EVP (UNCTAD, 2014). Cette évolution s'est accompagnée d'une accélération du transfert de marchandises et d'une réduction des coûts de transport, mais a également soulevé des défis pour les manutentionnaires qui voient leurs zones de stockage de plus en plus congestionnées. Pour répondre à ces défis, le port du Havre a construit un terminal multimodal à quelques kilomètres de ses terminaux maritimes pour leur servir de hub ; avec l'objectif de libérer les zones de stockage de ces terminaux et réduire les émissions des gaz à effet de serre liées à l'utilisation du transport routier (voir Section 4.2 du Chapitre II pour plus de détails sur le terminal multimodal). Actuellement, au port du Havre, le transfert de conteneurs entre le terminal multimodal et les terminaux maritimes est effectué par des navettes ferroviaires suivant un principe de mouvement en NORIA. En effet, chaque navette ferroviaire se compose d'une locomotive et d'une rame (un ensemble de wagons) (Figure IV.1). Selon le principe de mouvement en NORIA, le transfert de conteneurs entre le terminal multimodal et chaque terminal maritime est géré indépendamment. En d'autres termes, les déplacements des locomotives entre les terminaux maritimes ne sont pas autorisés, et à chaque moment, une locomotive qui transfère une rame depuis le terminal multimodal vers un terminal maritime, soit récupère une rame à destination du terminal multimodal au terminal maritime d'arrivée, si une rame est disponible, soit attend au terminal maritime jusqu'à la disponibilité d'une rame ou bien retourne au terminal multimodal.

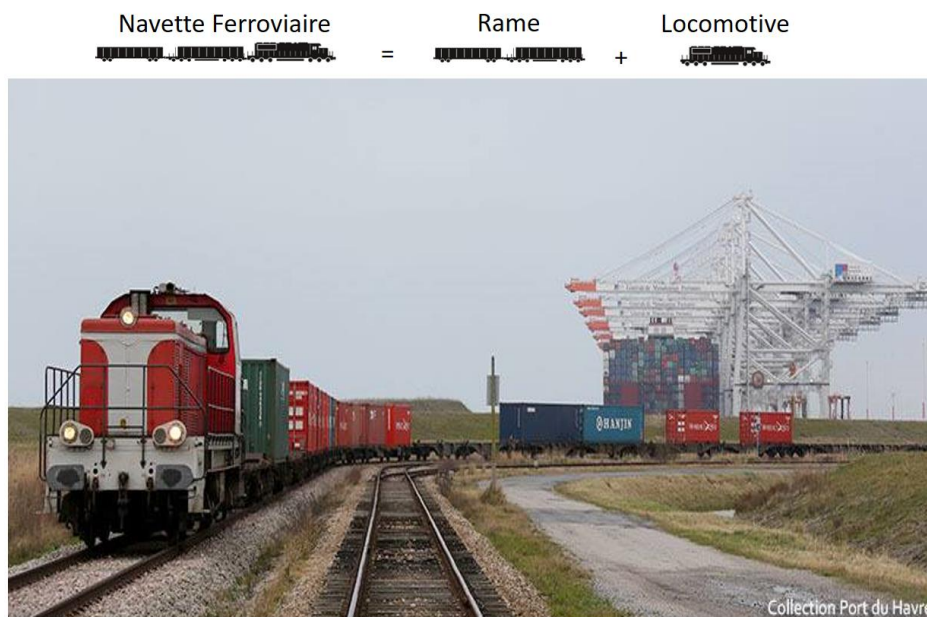


Figure IV.1 Une navette ferroviaire au port du Havre

Dans ce chapitre, nous étudions le transfert de conteneurs par navettes ferroviaires entre le terminal multimodal et les terminaux maritimes du port du Havre, que nous désignons par le *problème de tournées des navettes ferroviaires* (ou en anglais : *The Rail Shuttle Routing Problem (RSRP)*). L'objectif de ce travail est de proposer une approche d'optimisation définissant des nouvelles règles de transfert de conteneurs entre le terminal multimodal et tous les terminaux maritimes, et qui permet de faire face aux différentes sources d'incertitudes sur les données d'entrée.

Le reste de ce chapitre est structuré comme suit. Dans la section suivante, nous présenterons les travaux antérieurs relatifs à la gestion du transfert de conteneurs dans le port du Havre suivi, dans la section 3, par un état de l'art sur le problème de tournées de véhicules robuste où nous positionnerons notre travail par rapport à la littérature existante et nous montrerons sa contribution. Dans la section 4, nous donnerons une description détaillée du problème de tournées des navettes ferroviaires et nous expliquerons ses similitudes avec le problème de tournées de véhicules. Ensuite, nous proposerons une modélisation déterministe du problème et nous comparerons les résultats de cette modélisation et les résultats du principe de mouvement en NORIA. Nous présenterons une modélisation robuste du problème dans la section 5 et nous proposerons une nouvelle approche d'optimisation par colonies de fourmis pour sa résolution dans la section 6. Dans la section 7, nous évaluerons la robustesse de l'approche proposée sur plusieurs niveaux d'incertitudes. Enfin, dans la section 8 nous concluons ce chapitre.

3. Travaux Antérieurs sur le Transfert de Conteneurs au Port du Havre

Le problème de transfert de conteneurs au port du Havre a été d'abord étudié par [Benghalia et al. \(2013\)](#) ; les auteurs se sont intéressés à la détermination des indicateurs pertinents pour l'évaluation de la performance du système de transfert de conteneurs. En utilisant une démarche nommée ECOGRAISIM, trois indicateurs de performance ont été proposés, à savoir : les émissions de CO₂, le retard total par rapport aux dates de livraison prévues des conteneurs, et le taux des déplacements improductifs qui correspondent au temps total des déplacements à vide (sans transfert d'une rame) effectués par les locomotives. Les mêmes auteurs ont comparé et simulé dans [Benghalia et al. 2014](#)) deux modes d'exploitation : le mode massifié qui favorise le remplissage des rames et le mode planifié qui respecte leurs délais de livraison. L'étude a été limitée à deux terminaux à conteneurs (i.e. un terminal maritime et le terminal multimodal) et les résultats de la simulation ont montré que le mode massifié permet la réduction des émissions de CO₂ et optimise mieux l'utilisation des ressources. Cependant, le taux des déplacements improductifs de ce mode est plus élevé que celui du mode planifié. [Leriche et al. \(2015\)](#) ont étudié le problème sous les mêmes hypothèses précédentes et ont proposé le principe de mouvement en NORIA pour gérer les déplacements des locomotives et optimiser l'utilisation des rames. Cette nouvelle règle a montré son efficacité en termes de réduction des émissions de CO₂ et de respect des délais de livraison des conteneurs, mais elle a été caractérisée par des temps de déplacements à vide élevés.

Les travaux antérieurs sur le problème de transfert de conteneurs se sont limités à l'étude du transfert de conteneurs entre deux terminaux sans tenir compte des incertitudes, et leurs résultats étaient caractérisés par des taux de déplacements à vide de locomotives très importants. Par conséquent, l'objectif principal du travail que nous présentons dans ce chapitre est d'étendre les études précédentes pour inclure tous les terminaux à conteneurs, ainsi que de minimiser les taux de déplacements improductifs, en proposant des règles alternatives au principe de mouvement en NORIA. Pour répondre à ces objectifs, nous avons modélisé dans le cas déterministe, le problème de tournées des navettes ferroviaires (*Rail Shuttle Routing Problem (RSRP)*) comme un problème de tournées de véhicules (*Vehicle Routing Problem (VRP)*) (Prins, 2004) en considérant que les rames représentent des nœuds à visiter, les temps de transfert représentent des temps de service et les temps de déplacement à vide représentent les temps de déplacement entre les nœuds. Nous appliquerons des fenêtres de temps sur les dates de disponibilité des rames pour permettre uniquement le transfert des rames totalement remplies et pour respecter les délais de livraison. Cela nous permettra de bénéficier des avantages des deux modes : massifié et planifié, en termes de minimisation des émissions de CO₂ et de protection contre les retards. Notre deuxième objectif, consiste à garantir un haut niveau de protection contre les incertitudes sur les temps de transfert des rames et sur les temps de déplacement à vide des locomotives. Ces incertitudes sont introduites dans la modélisation en utilisant l'approche de Bertsimas et Sim (2004). Notre approche de résolution du RSRP sous incertitudes combine une métaheuristique d'optimisation par colonies de fourmis et des techniques statistiques. En effet, bien qu'il soit très fréquent dans le port du Havre d'avoir des incertitudes qui diminuent la qualité des solutions trouvées dans le cas déterministe, à notre connaissance, aucune formulation similaire de ce problème n'a été étudiée auparavant. Cependant, comme le problème déterministe peut être vu comme un problème de VRP et que la contrepartie incertaine du RSRP est formulée en utilisant une technique d'optimisation robuste, les références les plus proches dont nous disposons sont celles sur le problème de tournées de véhicules robuste (*Robust Vehicle Routing Problem (RVRP)*) (Sungur et al., 2008 ; Salano-Charris et al., 2016).

4. Problème de Tournées de Véhicules Robuste

Le problème de tournées de véhicules consiste à déterminer un ensemble de routes optimales à effectuer par une flotte de véhicules pour desservir un ensemble donné de clients. Ce problème NP-difficile est considéré comme l'un des problèmes les plus importants, à la fois en théorie et en pratique, dans les domaines de transport et de logistique. De manière générale, le but du VRP est de trouver des tournées de coût minimal pour visiter un nombre donné de clients tout en respectant diverses contraintes de ressources, de délais, de capacités de véhicules ou de nombre de véhicules disponibles. Plusieurs variantes du VRP existent dans la littérature telles que : le VRP avec capacité (CVRP), le VRP avec dates au plus tard (VRPD), le VRP avec fenêtres de temps (VRPTW), le VRP avec flotte de véhicules hétérogène (HVRP), etc. Dans le VRP robuste (RVRP), il s'agit d'étudier une des variantes du problème de VRP où les données d'entrée sont supposées être incertaines et les perturbations sur ces données sont modélisées par des ensembles d'incertitudes (voir Chapitre III Section 3.2). Nous présentons, dans cette

section, une revue de littérature sur le problème de tournées de véhicules robuste et nous positionnons notre contribution par rapport aux travaux existants.

La variante la plus étudiée du RVRP est le problème de tournées de véhicules avec capacité et demandes incertaines, qui a été introduite par [Sungur et al. \(2008\)](#). Les auteurs ont proposé une modélisation robuste basée sur une formulation de type Miller-Tucker-Zemlin (MTZ) et sur l'approche robuste de [Ben-Tal et al. \(1999\)](#) pour ce problème. La performance du modèle a été évaluée sur trois groupes d'instances de 15 à 100 clients et quatre pourcentages de perturbation des données. Les résultats ont montré que les solutions robustes offrent une bonne protection contre les incertitudes, avec une légère augmentation des coûts par rapport aux résultats obtenus dans le cas déterministe. Le modèle robuste a également été comparé avec deux autres modèles stochastiques, en utilisant des instances de : 12 clients, 4 véhicules avec des capacités identiques et des demandes uniformes. Les résultats ont révélé que le modèle robuste est plus efficace que les modèles stochastiques pour faire face aux degrés d'incertitudes les plus importants. [Moghadam and Sayed Hosseini \(2010\)](#) ont proposé une métaheuristique d'optimisation par essaim de particules (*Particle Swarm Optimization (PSO)*) pour résoudre le problème de tournées de véhicules avec demandes incertaines. Ces auteurs ont rapporté qu'une solution robuste qui protège contre les demandes non satisfaites, peut être trouvée en construisant des routes avec des charges de travail équilibrés pour les véhicules. Les résultats du PSO robuste ont été comparés avec les résultats de l'approche PSO standard. Tout d'abord, le problème est résolu en appliquant, à la fois, le PSO robuste et le PSO standard sur des demandes connues, puis ces demandes sont perturbées en utilisant un ensemble d'incertitudes défini par des intervalles. Les tests numériques ont indiqué que le PSO robuste offre plus de protection contre les demandes non satisfaites. La performance du PSO robuste a également été testée sur un cas réel de l'entreprise "BAHAPUKCH". Cette approche a été améliorée dans ([Moghadam et al., 2012](#)) en hybridant le PSO robuste avec la méthode de recherche à voisinage variable (*Variable Neighborhood Search (VNS)*). Les solutions trouvées par cette méthode ont été comparées avec les solutions optimales présentées dans ([Sungur et al., 2008](#)), et les résultats ont montré que les coûts des solutions trouvées par la méthode hybride sont comparables à ceux des solutions optimales. [Gounaris et al. \(2013\)](#) se sont intéressés à l'étude du problème de tournées de véhicules avec capacité et demandes incertaines. Certaines conditions sous lesquelles la version robuste du problème peut être simplifiée en une version déterministe ont été présentées. Ensuite, les auteurs ont proposé les contreparties robustes de plusieurs formulations de VRP connues dans la littérature et une méthode de *Branch-and-Cut* pour résoudre ces formulations. Pour accélérer la résolution, une version robuste de l'inégalité avec capacité arrondie (*Rounded Capacity inequality (RCI)*) a été utilisée dans la procédure de séparation et une variante de l'algorithme de recherche tabou présentée dans ([Gounaris et al., 2011](#)) a été proposée pour identifier les coupes RCI robustes violées. Les expériences ont montré que les meilleurs résultats sont obtenus en utilisant la formulation de flot à deux indices (*Two-index Vehicle Flow (2VF)*). Les résultats de ce travail ont été améliorés dans ([Gounaris et al., 2014](#)) en utilisant une métaheuristique de programmation à mémoire adaptative. [Noorizadegam et al. \(2012\)](#) ont considéré le problème de VRP avec flotte hétérogène et

demandes incertaines. Le problème a été d'abord modélisé dans le cas déterministe en utilisant une formulation de type Miller-Tucker-Zemlin. Ensuite, le modèle proposé a été adapté au cas incertain en utilisant les approches robustes de [Ben-Tal et al. \(1999\)](#), [Bertsimas and Sim \(2004\)](#) et une approche stochastique. Les trois modèles obtenus ont été résolus en utilisant la méthode de *Branch-and-Cut* et leurs résultats ont été comparés. Le VRP avec capacité et des coûts de déplacement incertains a été étudié par [Toklu et al. \(2013\)](#). Les incertitudes ont été modélisées en se basant sur l'approche robuste de [Bertsimas et Sim \(2004\)](#) et un algorithme d'optimisation par colonies de fourmis a été proposé pour résoudre le problème. Cette approche a été adaptée dans [\(Toklu et al., 2014\)](#) pour résoudre le VRP avec fenêtres de temps et des temps de déplacement incertains. [Salano-Charris et al. \(2015\)](#) ont proposé quatre metaheuristiques pour la résolution du problème de VRP avec capacité et des coûts de déplacements incertains. Les incertitudes ont été modélisées sous la forme d'un ensemble de scénarios, où chaque scénario correspond à l'affectation d'un coût de déplacement possible à chaque arc. Un critère de robustesse min-max lexicographique a été utilisé pour déterminer la meilleure solution qui protège contre le pire des cas possibles, mais aussi qui reste meilleure sur les autres cas. La performance des solutions trouvées par les quatre approches proposées a été comparée en utilisant des instances de 10 à 100 clients.

Certains travaux ont été consacrés au problème de VRP avec des temps de déplacements incertains. [Lee et al. \(2012\)](#) se sont intéressés à l'étude du VRP avec date au plus tard, temps de déplacement incertains et demandes incertaines. Un modèle robuste basé sur l'approche de [Bertsimas and Sim \(2004\)](#) a été proposé, et une méthode de *Branch-and-Price* a été développée pour sa résolution. Les incertitudes ont été encapsulées dans le sous-problème de génération de colonnes qui a été résolu en adaptant une version de l'algorithme d'étiquetage proposé dans [\(Irnich et al., 2005\)](#). La robustesse de cette approche a été testée sur plusieurs scénarios générés par l'outil de simulation *Monte-Carlo*. [Agra et al. \(2013\)](#) ont proposé deux formulations robustes pour le problème de VRP avec fenêtres de temps et des temps de déplacement incertains. La première étend la formulation des inégalités de ressources et la deuxième généralise la formulation des inégalités de chemins. Certaines techniques permettant de réduire le nombre de points extrêmes ont été développées et la performance des modèles proposés a été testée sur un cas réel en transport maritime. [Han et al. \(2013\)](#) ont traité le problème de VRP avec date limite et des temps de déplacement incertains. La violation de la limite de temps a été pénalisée et une approche basée sur des scénarios robustes a été proposée ; cette approche consiste à considérer pour chaque arc une série d'intervalles de temps de déplacement possible et des probabilités de choisir chacun d'eux, un scénario est défini quand un intervalle est sélectionné pour chaque arc. Une solution robuste est donnée en minimisant le coût au pire des cas sur tous les scénarios considérés. Un algorithme de *Branch-and-Cut* a été proposé pour résoudre le problème et les tests ont été réalisés sur deux types d'instances : sur une version adaptée des instances de [Salomon \(1987\)](#) et sur des instances générées aléatoirement.

Tableau IV.1 Résumé de la littérature sur le problème de tournées de véhicules robuste (RVRP)

Références	Variante de VRP	Ensemble d'incertitudes			Localisation des incertitudes		Paramètre incertain				Approche d'optimisation	
		Ben-tal et al. (1999)	Bertsimas and Sim (2003)	Ensemble de scénarios	Objectif	Contraintes	Demande	Temps de déplacement	Coût de déplacement	Temps de service	Exacte	Heuristique
Sungur et al. (2008)	CVRP	*	-	-	-	*	*	-	-	-	B&C	-
Moghadam and Seyedhosseini, (2010)	CVRP	*	-	-	-	-	*	-	-	-	-	PSO
Lee et al. (2011)	VRPD	-	*	-	-	*	*	*	-	-	B&C	-
Moghadam et al. (2012)	CVRP	*	-	-	-	-	*	-	-	-	-	PSO+LS
Noorizadegan et al. (2012)	HVRP	*	-	-	-	*	*	-	-	-	B&C	-
Agra et al. (2013)	VRPTW	*	-	-	-	*	-	*	-	-	B&C	-
Gounaris et al. (2013)	CVRP	*	-	-	-	*	*	-	-	-	B&C	-
Han et al. (2013)	VRPTL	-	*	-	-	*	-	*	-	-	B&C	-
Toklu et al. (2013)	CVRP	-	*	-	*	-	-	-	*	-	-	ACO
Toklu et al. (2014)	VRPTW	-	*	-	-	*	-	*	-	-	-	ACO
Salano-Charris et al. (2015)	CVRP	-	-	*	*	-	-	-	*	-	-	ILS/MS-ILS
Ce travail	VRPTW	-	*	-	*	*	-	*	-	*	-	ACO

CVRP : Problème de tournées de véhicules avec capacité ; VRPD : Problème de tournées de véhicules avec dates au plus tard ; HVRP : Problème de tournées de véhicules avec flotte hétérogène ;
 VRPTW : Problème de tournées de véhicules avec fenêtres de temps ; VRPTL : Problème de tournées de véhicules avec limite de temps ;
 B&C : Branch and Cut ; PSO : Optimisation par essaim de particules ; LS : Recherche locale ; ACO : Optimisation par colonies de fourmis ; ILS : Recherches locales itérées ; MS-ILS : Multi Starts-ILS ;

Le [Tableau IV.1](#) résume l'état de l'art présenté dans cette section et montre que même si plusieurs travaux ont été consacrés à l'étude des variantes du problème de RVRP, la plupart des études ont uniquement pris en compte les incertitudes relatives à un seul paramètre. Ce travail est, à notre connaissance, le premier qui traite un problème de RVRP avec fenêtres de temps, en considérant que les temps de déplacement et les temps de service sont tous les deux incertains.

5. Problème de Tournées de Navettes Ferroviaires

5.1. Description et Modélisation Déterministe

Formellement, le problème de tournées des navettes ferroviaires (RSRP) consiste à déterminer les tournées d'un ensemble de locomotives L , permettant de transférer un ensemble de rames manutentionnées $R' = R \cup \{r_0\}$ situées dans un ensemble de terminaux à conteneurs $T' = T \cup \{0\}$, où T est l'ensemble des terminaux maritimes et 0 est le terminal multimodal. La rame r_0 est une rame fictive située au terminal multimodal, et qui est introduite pour modéliser le début et la fin des tournées. Chaque rame $i \in R$ est caractérisée par son terminal de départ D_i et son terminal d'arrivée A_i . Chaque mouvement d'une locomotive sur un arc (i, j) de l'ensemble des arcs noté E s'effectue en deux temps, un temps $t_{D_i A_i}$ égal à la durée nécessaire pour transférer la rame i depuis son terminal de départ vers son terminal d'arrivée, et un autre temps de déplacement à vide $t_{A_i D_j}$ effectué entre le terminal d'arrivée de la rame i et le terminal de départ de la rame j . Notre objectif consiste à améliorer la performance du système de transfert de conteneurs dans le port du Havre, en minimisant le temps total des déplacements à vide des locomotives, et en définissant des fenêtres de temps $[a_i, b_i]$ sur les rames. La date au plus tôt de début de transfert d'une rame a_i correspond à la date de fin de sa manutention, et la date au plus tard de transfert b_i correspond à la date avant laquelle tous les conteneurs doivent être chargés sur cette rame. Nous favorisons ainsi, la massification des rames et par conséquent la minimisation des émissions de CO₂. Notre problème peut être vu comme un problème de tournées de véhicules avec fenêtres de temps ([Eksioglu, 2009](#)) défini sur un graphe $G(R', E)$, où chaque nœud représente la tâche de transfert d'une rame i depuis son terminal de départ D_i à son terminal d'arrivée A_i , et chaque arc $(i, j) \in E$, $i, j \in R'$ représente un déplacement possible d'une locomotive à partir du terminal d'arrivée d'une rame i vers le terminal de départ d'une autre rame j . Le temps $t_{D_i A_i}$ représente le temps de service sur un nœud i et le temps $t_{A_i D_j}$ représente le temps de déplacement associé à un arc (i, j) . Dans la suite de ce travail, pour faciliter les notations, nous notons le temps de transfert $t_{D_i A_i}$ d'une rame par P_i et le temps de déplacement à vide $t_{A_i D_j}$ par t_{ij} .

La modélisation déterministe du problème de tournées des navettes ferroviaires peut être énoncée comme suit :

$$\text{minimiser } \sum_{l \in L} \sum_{j \in R'} t_{ij} x_{ij}^l \quad (IV.1)$$

Sous les contraintes :

$$\sum_{l \in L} \sum_{j \in R'} x_{ij}^l = 1 \quad \forall i \in R \quad (IV.2)$$

$$\sum_{j \in R} x_{r_0j}^l = 1 \quad \forall l \in L \quad (IV.3)$$

$$\sum_{j \in R'} x_{ij}^l - \sum_{j \in R'} x_{ji}^l = 1 \quad \forall i \in R, \forall l \in L \quad (IV.4)$$

$$\sum_{i \in R} x_{ir_0}^l = 1 \quad \forall l \in L \quad (IV.5)$$

$$s_i^l + P_i + t_{ij} \leq s_j^l + (1 - x_{ij}^l)M \quad \forall i \in R', \forall j \in R, \forall l \in L \quad (IV.6)$$

$$a_i \leq s_i^l \leq b_i \quad \forall i \in R, \forall l \in L \quad (IV.7)$$

$$x_{ij}^l \in \{0,1\}, s_i^l \geq 0 \quad \forall i, j \in R', \forall l \in L \quad (IV.8)$$

Les tournées des locomotives ainsi que l'ordre de transfert des rames sont définis par la variable binaire x_{ij}^l , qui prend la valeur 1 si et seulement si le transfert de la rame j suit le transfert de la rame i sur la locomotive l . Les dates de début de transfert des rames par les locomotives sont déterminées par les variables s_i^l . La fonction objectif est exprimée par l'expression (IV.1), qui consiste à minimiser le temps total des déplacements à vide effectués par les locomotives. Les contraintes (IV.2) assurent que chaque rame est transférée par une seule locomotive. Les contraintes (IV.3), (IV.4), et (IV.5) représentent les contraintes de conservation de flux. Les contraintes (IV.6) garantissent la cohérence temporelle des tournées. Le respect des fenêtres de temps est exprimé par les contraintes (IV.7). En fin, les contraintes (IV.8) désignent les domaines des variables de décision.

5.2. Résultats Initiaux

Dans cette section, les résultats du modèle proposé, qui définit un nouveau schéma de transfert des conteneurs dans le port du Havre en autorisant les déplacements directs des locomotives entre les terminaux maritimes (i.e. sans retour au terminal multimodal), sont comparés aux résultats du principe de mouvement en NORIA actuellement utilisé dans le port du Havre, où seuls les mouvements de locomotives entre le terminal multimodal et chaque terminal maritime sont autorisés. Les tests sont réalisés à l'aide du solveur CPLEX 12.6 sur sept instances générées à partir des temps de parcours réels entre les terminaux à conteneurs du port du Havre ; il s'agit notamment des temps de parcours entre le Terminal Multimodal, le Terminal Atlantique, le Terminal de France et le Terminal Porte Océan. Pour simuler le principe du mouvement en NORIA, nous avons supposé que les temps de parcours entre les terminaux maritimes sont très importants afin d'interdire les déplacements des locomotives entre ces

terminaux. La notation *instX-Y-Z* est utilisée pour caractériser les instances : X représente le nombre de rames à transférer, Y définit le nombre de locomotives disponibles et Z indique le nombre de terminaux à conteneurs considérés. Le [Tableau IV.2](#) présente un exemple d'instance du RSRP composé de dix rames, deux locomotives et trois terminaux à conteneurs.

Tableau IV.2 Exemple d'une instance de RSRP composée de dix rames, deux locomotives et trois terminaux à conteneurs (inst10-2-3)

Numéro de la rame	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Terminal de départ (D_i)	2	0	0	2	2	1	0	1	0	1
Terminal d'arrivée (A_i)	0	2	2	0	0	0	2	0	1	0
Date au plus tôt (a_i)	310	910	10	400	700	350	70	401	920	256
Date au plus tard (b_i)	500	1440	165	650	900	900	300	656	1440	400
		Terminal Multimodal	Terminal Maritime1	Terminal Maritime2						
Temps de déplacement entre les terminaux	Terminal Multimodal	0	87	86						
	Terminal Maritime1	87	0	81						
	Terminal Maritime2	86	81	0						

Les résultats présentés dans le [Tableau IV.3](#) montrent que la nouvelle modélisation, qui autorise les déplacements entre les terminaux maritimes, permet de réduire considérablement le temps total de déplacement à vide des locomotives. L'amélioration obtenue sur toutes les instances est supérieure à 34.35% et l'amélioration moyenne est de 88.04%. En outre, pour les instances inst10-2-3 et inst20-4-3, le modèle proposé a trouvé des solutions réalisables (i.e. solutions sans violation des contraintes de fenêtres de temps) même quand un petit nombre de ressources (i.e. locomotives) a été utilisé, contrairement au principe de mouvement en NORIA qui nécessite l'utilisation de plus de ressources pour respecter les fenêtres de temps.

Tableau IV.3 Comparaison des résultats de la modélisation mathématique et ceux de l'approche en NORIA

Instance	Modélisation Mathématique	Principe de mouvement en NORIA	Amélioration (%)
inst10-2-3	600	Infaisable	-----
inst10-3-3	520	864	66.15
inst10-3-4	384	789	105.47
inst15-4-3	575	1235	114.78
inst15-4-4	566	1242	119.43
inst20-4-3	484	Infaisable	-----
inst20-4-4	1182	1588	34.35

$$\text{Amélioration} = [\text{Résultats du principe en NORIA} - \text{Résultats de la modélisation mathématique}] \times 100 / \text{Résultats de la modélisation mathématique}$$

5.3. Modélisation Robuste

Il est fréquent au port du Havre que les temps de déplacement entre les terminaux à conteneurs augmentent en raison d'un mauvais temps, des pannes ou d'un chargement instable des conteneurs sur les rames ; ces incertitudes influencent la qualité des solutions trouvées dans le cas déterministe et en général, les bonnes solutions calculées sans tenir compte de ces perturbations deviennent très mauvaises, voire infaisables, en leur présence (Mirjalili and Lewis, 2016). À titre d'exemple, dans la solution optimale de l'instance inst10-2-3 trouvée par CPLEX (Figure IV.2), les dates de début de transfert de la rame 6 et de la rame 9 coïncident avec leurs dates de transfert au plus tard, ainsi même une petite perturbation sur les temps de transfert des rames ou sur les temps de déplacement à vide des locomotives peut rendre la solution fournie par le solveur infaisable.

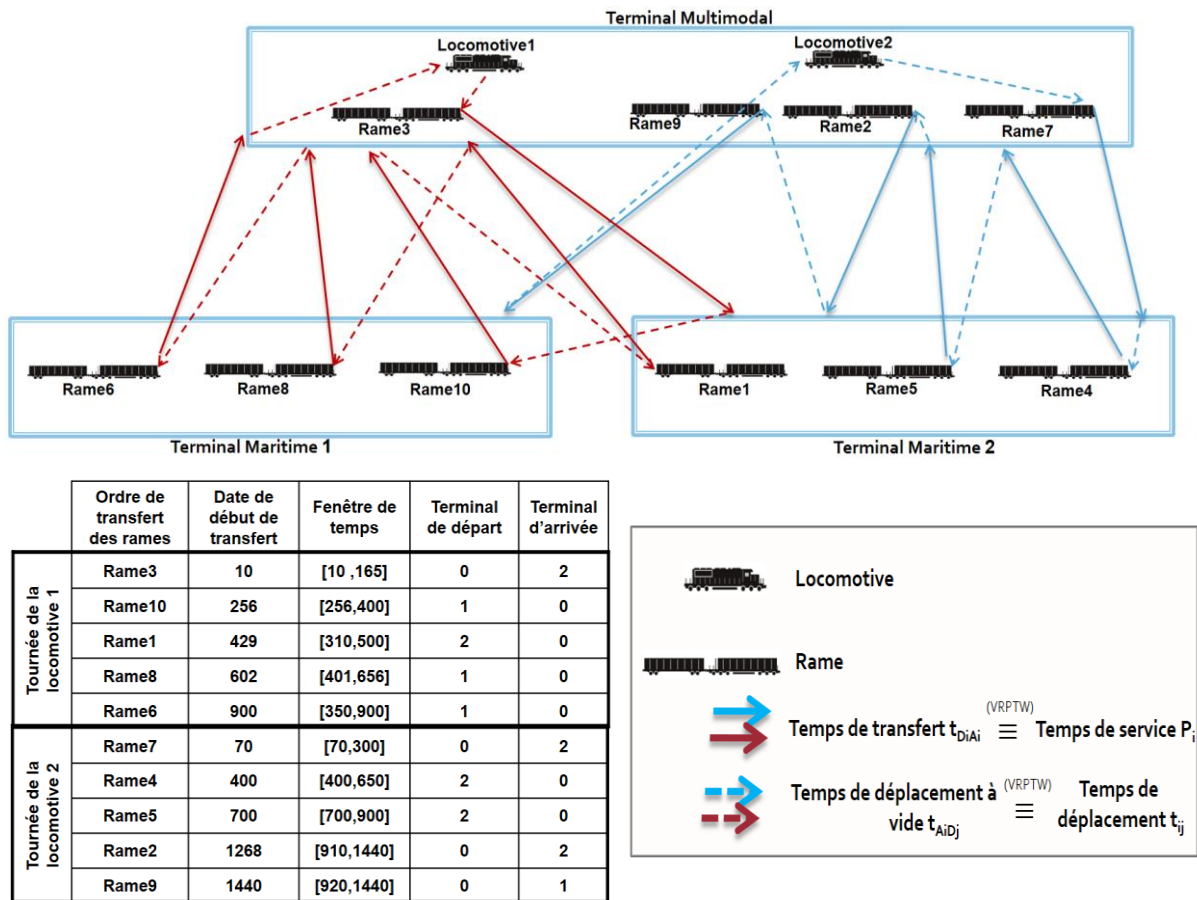


Figure IV.2 Illustration d'une solution déterministe du RSRP

Dans cette solution, les rames : rame3, rame10, rame1, rame8 et rame6, sont transférées par la locomotive 1 dont les dates : 10, 256, 429, 602 et 775, respectivement. Et les rames : rame7, rame4, rame5, rame2 et rame9, sont transférées par la locomotive 2 dans les dates : 70, 400, 700, 1268 et 1440. Les flèches présentent les itinéraires des locomotives et indiquent l'ordre dans lequel le transfert des rames est effectué ; les flèches pleines sont utilisées pour représenter les tâches de transfert des rames tandis que les flèches pointillées indiquent les déplacements à vide des locomotives.

Comme mentionné dans le chapitre précédent, l'optimisation robuste offre un bon moyen pour faire face aux incertitudes sur les données, sans avoir recours aux distributions de probabilité. Ceci est très adapté à la résolution de notre problème où nous ne possédons pas un historique suffisant qui nous permet de faire appel à une approche stochastique. De ce fait, nous modélisons le problème en utilisant l'approche robuste de [Bertsimas and Sim \(2004\)](#), cette approche contrôle la quantité de données incertaines en introduisant un paramètre appelé le degré de robustesse (ou budget de robustesse) pour trouver des bonnes solutions pour tous les scénarios possibles avec une garantie élevée de faisabilité. En nous basant sur cette approche, nous supposons que les temps de transfert et les temps de déplacement à vide sont incertains, et qu'ils prennent leurs valeurs respectivement dans les intervalles $[\underline{P}_i, \underline{P}_i + \delta_i]$ et $[\underline{t}_{ij}, \underline{t}_{ij} + \Delta_{ij}]$, où \underline{P}_i et \underline{t}_{ij} représentent les valeurs nominales, δ_i et Δ_{ij} représentent les déviations maximales. Nous définissons également les ensembles d'incertitudes associées à ces temps par :

$$U_t = \{\tilde{t} \in \mathbb{R}^{|E|} / \tilde{t}_{ij} = \underline{t}_{ij} + \Delta_{ij}\varepsilon_{ij}, \sum_{(i,j) \in E} \varepsilon_{ij} \leq \Gamma, 0 \leq \varepsilon_{ij} \leq 1 \forall (i,j) \in E\}$$

$$U_p = \{\tilde{P} \in \mathbb{R}^{|R|} / \tilde{P}_i = \underline{P}_i + \delta_i w_i, \sum_{i \in R} w_i \leq \Lambda, 0 \leq w_i \leq 1 \forall i \in R\}$$

Avec Γ et Λ deux degrés d'incertitudes définis pour contrôler le nombre de temps de transfert et de temps de déplacement incertains, et varient respectivement entre 0 et $|R+L|$, et 0 et $|R|$. Ainsi, lorsque $\Gamma=0$ et $\Lambda=0$ le cas robuste coïncide avec le cas déterministe et lorsque $\Gamma=|R+L|$ et $\Lambda=|R|$ on travaille dans le pire des cas où tous les temps de déplacement et tous les temps de transfert sont supposés incertains et atteignent simultanément leurs pires valeurs. Nous introduisons les incertitudes en remplaçant la fonction objectif par :

$$\text{minimiser } \sum_{l \in L} \sum_{i,j \in R'} \underline{t}_{ij} x_{ij}^l + \max_{\{\Psi / \Psi \subset E, |\Psi| = \Gamma\}} \sum_{l \in L} \sum_{(i,j) \in \Psi} \Delta_{ij} x_{ij}^l \quad (IV.1')$$

et les contraintes (6) par les contraintes (6') suivantes :

$$s_i^l + \underline{P}_i + \delta_i v_i^\theta + \underline{t}_{ij} + \Delta_{ij} \mu_{ij}^\Psi \leq s_j^l + (1 - x_{ij}^l)M \quad (IV.6')$$

$$\forall i \in R', \forall j \in R, \forall l \in L, \forall \theta \subset R, |\theta| = \Lambda, \forall \Psi \subset E, |\Psi| = \Gamma$$

La modélisation robuste du RSRP peut alors être énoncée comme suit :

$$\text{minimiser } (IV.1')$$

$$\text{Sous les contraintes : } (IV.2)(IV.3)(IV.4)(IV.5)(IV.6')(IV.7) \text{ and } (IV.8)$$

où θ et Ψ représentent respectivement l'ensemble des noeuds et des arcs qui seront objet d'incertitudes. v_i^θ et μ_{ij}^Ψ sont deux fonctions indicatrices, v_i^θ prend une valeur égale à 1 quand $i \in \theta$ et μ_{ij}^Ψ prend la valeur 1 si $(i,j) \in \Psi$. La fonction objectif (IV.1') vise à minimiser les

temps de déplacement improductifs des locomotives parmi tous les cas où les temps de parcours à vide de Γ arcs sont autorisés à changer et un écart supplémentaire Δ_{ij} est ajouté à leurs valeurs nominales \underline{t}_{ij} . Les contraintes (IV.6') assurent que la cohérence temporelle des tournées est respectée quels que soient les Γ arcs et les Λ nœuds objet d'incertitudes.

La contrepartie robuste du RSRP est plus difficile à résoudre que la version déterministe, même pour des problèmes de taille moyenne, car le nombre de réalisations possibles pour un degré de robustesse (Λ, Γ) donné, peut être très grand. Par exemple, une solution pour un problème avec 20 rames (nœuds) et 2 locomotives (véhicules) va être composée de $20 + 2 = 22$ arcs. Ainsi, pour un degré de robustesse où $\Lambda = \lfloor 20/10 \rfloor$ et $\Gamma = \lfloor 22/2 \rfloor$, le nombre de nœuds et d'arcs objet d'incertitudes est respectivement égale à 2 et 11, et la contrepartie robuste du RSRP cherche la meilleure solution qui protégera contre ces augmentations (incertitudes) quels que soient les 2 nœuds et les 11 arcs qui seront objet d'incertitudes (i.e. $\forall \theta \subset \mathbb{R}, |\theta| = 2$ and $\forall \Psi \subset E, |\Psi| = 11$). Ce qui revient à vérifier $\binom{20}{2} = 190$ possibilités sur les nœuds et $\binom{22}{11} = 705432$ possibilités sur les arcs, et donne un total de $190 \times 705432 = 134032080$ scénarios. En comparant les modèles déterministes et robustes, nous voyons que le nombre de contraintes de type (IV.6) est égal à $|R| \times |R'| \times |L| = 840$ contre $|R| \times |R'| \times |L| \times \binom{|R|}{\Lambda} \times \binom{|R| \times |L|}{\Gamma} = 112586947200$ de type (IV.6') dans la version robuste, ce qui montre que la complexité du problème augmente en passant de la modélisation déterministe à sa contrepartie robuste.

De plus, la contrepartie robuste n'est pas linéaire, par conséquent, elle ne peut pas être résolue directement avec les solveurs standards. C'est pourquoi nous avons choisi de résoudre le problème en utilisant une métaheuristique d'optimisation par colonies de fourmis.

6. Résolution par l'Algorithme d'Optimisation par Colonies de Fourmis

L'optimisation par colonies de fourmis (*Ant Colony Optimization (ACO)*) a été initiée par [Dorigo \(1999\)](#). Cette métaheuristique est inspirée du comportement des fourmis dans la vie réelle. Dans leur procédure de recherche de nourriture, les fourmis commencent par explorer la zone entourant leur nid aléatoirement ; puis, en revenant au nid, elles déposent une substance appelée phéromone. Les phéromones guident les autres fourmis vers le point cible, et les trajets empruntés par plusieurs fourmis seront plus intéressants pour les fourmis suivantes. Cependant, les quantités de phéromones s'évaporent avec le temps si elles ne sont pas renforcées, et puisqu'il faut plus de temps pour voyager sur les chemins longs, l'intensité des phéromones dans les chemins les plus courts devient plus élevée, ce qui favorise leurs choix lors des prochaines itérations.

L'ACO est souvent utile pour résoudre les problèmes combinatoires grâce à ses capacités d'exploration dynamiques et d'apprentissage ([El Khoukhi et al., 2016](#)). Cela est particulièrement vrai lorsqu'elle est appliquée à des problèmes dynamiques et incertains, où seule une partie de l'information sur les données est disponible ([Dorigo and Stutzle, 2002](#)). L'ACO a été appliquée avec succès à la résolution de plusieurs variantes de VRP caractérisées par le manque d'information, telles que le VRP dynamique ([Montemanni et al., 2005](#), [Messaoud et al., 2013](#)),

le VRP stochastique (Kenyon et al. 2013, Bianchi et al., 2006) et le VRP robuste (Toklu et al., 2013).

Dans cette section, nous proposons une approche robuste d'optimisation par colonies de fourmis (RACO) pour résoudre le RSRP. Nous supposons que les temps de déplacement à vide et les temps de transfert sont tous les deux, objet d'incertitudes. L'objectif est de fournir, pour chaque niveau d'incertitudes, représenté par un couple (Λ, Γ) de degrés de robustesse, une solution qui protège contre la violation des fenêtres de temps ou, si nécessaire, une solution qui minimise les retards. Le Tableau IV.4 présente les principales notations qui seront utilisées dans notre approche.

Tableau IV.4 Notations utilisées dans l'algorithme RACO

Notation	Description
$w_N^{\Lambda, \Gamma}$	Une réalisation possible
BestSol	La meilleure solution de l'algorithme RACO
SolIteration_I	La meilleure solution trouvée à la I ^{ème} itération de l'algorithme / $I \in \{1, \dots, I_{max}\}$
SolRealisation_N	La meilleure solution trouvée à la N ^{ème} réalisation / $N \in \{1, \dots, N_{max}\}$
Sol_N^k	La solution trouvée par la k ^{ème} fourmi à la N ^{ème} réalisation / $N \in \{1, \dots, N_{max}\}, k \in \{1, \dots, m\}$
Cost(.)	La valeur de la fonction objectif d'une solution
$T_l^k = (i_1 = r_0, i_2, \dots, i_n = r_0)$	La tournée de la locomotive l trouvée par la fourmi k
$p_h = (i_1, i_2, \dots, i_h)$	Un sous chemin de la tournée T_l^k
$\xi(p_h) = \{i_1, i_2, \dots, i_h\}$	L'ensemble des nœuds qui constituent le chemin p_h
$Arc(p_h) = \{(i_1, i_2), (i_2, i_3), \dots, (i_{h-1}, i_h)\}$	L'ensemble des arcs qui constituent le chemin p_h
\bar{s}_h^l	La date maximale d'arrivée prévue de la locomotive l au nœud i_h
$w\delta^{\Lambda, h}$	L'ensemble des nœuds qui ont les Λ plus grandes déviations de temps de transfert sur le chemin p_h
$w\Delta^{\Gamma, h}$	L'ensemble des arcs qui ont les Γ plus grandes déviations de temps de déplacement à vide sur le chemin p_h
Weval^F(.)	La valeur de l'évaluation au pire des cas

6.1. Schéma Général

Pour chaque couple de degrés de robustesse (Λ, Γ) , une itération de l'algorithme RACO commence par générer un ensemble de réalisations possibles $\{w_1^{\Lambda, \Gamma}, w_2^{\Lambda, \Gamma}, \dots, w_{N_{max}}^{\Lambda, \Gamma}\}$, chaque réalisation est définie par l'affectation de Γ temps de déplacement à vide (resp. Λ temps de transfert) à leurs valeurs maximales, et les $|E| - \Gamma$ (resp. $|R| - \Lambda$) qui restent à leurs valeurs nominales. Sur chaque réalisation $w_N^{\Lambda, \Gamma}$, nous utilisons une colonie composée de m fourmis $\{f^1, f^2, \dots, f^m\}$, où chaque fourmi f^k est chargée de trouver une solution réalisable Sol_N^k pour la réalisation $w_N^{\Lambda, \Gamma}$. Ensuite, une procédure de vérification de la robustesse des solutions trouvées est exécutée. L'objectif, est de vérifier si la solution Sol_N^k respecte les contraintes de fenêtres de temps dans toutes les autres réalisations possibles. Si Sol_N^k est robuste, nous

calculons sa pire évaluation. Sinon, nous calculons le retard qu'elle provoque. Ensuite, si au moins une solution robustement faisable a été trouvée, nous choisissons la solution avec la pire évaluation minimale. Sinon, nous choisissons la solution qui offre le retard total minimal. Enfin, à la fin de chaque itération, nous renforçons les quantités de phéromones associées aux arcs de la meilleure solution trouvée, en appliquant une mise à jour globale de phéromone. L'Algorithme IV.1 présente la structure générale de l'algorithme RACO. Les différentes étapes seront complètement détaillées dans les prochaines sections.

Algorithme IV.1 : Structure générale de l'algorithme RACO

```

1: Initialiser la trace de phéromone à  $\tau_0$ , et l'itération courante  $I$  à 0
2: Répéter
3:    $I \leftarrow I + 1$ 
4:   Générer un ensemble de réalisation possible  $\{w_1^{\Lambda,\Gamma}, w_2^{\Lambda,\Gamma}, \dots, w_{N_{\max}}^{\Lambda,\Gamma}\}$ 
5:   pour  $N \leftarrow 1$  à  $N_{\max}$  faire
6:     Robuste  $\leftarrow$  Faux
7:     pour  $k \leftarrow 1$  à  $m$  faire
8:        $Sol_N^k \leftarrow$  Recherche_Solution( $f^k, w_N^{\Lambda,\Gamma}$ )
9:       si Vérification_de_Robustesse( $Sol_N^k$ ) = Vrai alors
10:        Robuste  $\leftarrow$  Vrai
11:        Cost( $Sol_N^k$ )  $\leftarrow$  Evaluation_Pire_Cas( $Sol_N^k$ )
12:       sinon
13:        Cost( $Sol_N^k$ )  $\leftarrow$  Evaluation_Pire_Cas( $Sol_N^k$ )
14:        Calculer le retard total causé par  $Sol_N^k$ 
15:       fin si
16:     fin pour
17:     si Robuste = Vrai alors
18:        $SolRealisation_N \leftarrow$  argmin $_{k=1\dots m}$ (cost( $Sol_N^k$ ))
19:     sinon
20:        $SolRealisation_N \leftarrow$  argmin $_{k=1\dots m}$ (max delays( $Sol_N^k$ ))
21:     fin si
22:   fin pour
23:   si au moins une solution robuste a été trouvée alors
24:      $SolIteration_I \leftarrow$  argmin $_{N=1\dots N_{\max}}$ (cost( $SolRealisation_N$ ))
25:   sinon
26:      $SolIteration_I \leftarrow$  argmin $_{N=1\dots N_{\max}}$ (max delays( $SolRealisation_N$ ))
27:   fin si
28:   Mise à jour globale de phéromone sur les arcs de la solution  $SolIteration_I$ 
29: Jusqu'à ( $I = I_{\max}$ )
    
```

6.2. Génération des Réalisations

Une itération de l'algorithme RACO démarre par la génération d'un ensemble de réalisations, chaque réalisation représente un scénario possible dans lequel les temps de déplacement associés à un sous-ensemble d'arcs $\Psi \subset E$ de cardinalité Γ prennent leurs valeurs maximales $\tilde{t}_{ij} = \underline{t}_{ij} + \Delta_{ij} \forall (i, j) \in \Psi$, et les temps de transfert d'un sous-ensemble de rames $\theta \subset R$ de cardinalité Λ prennent leurs valeurs maximales $\tilde{P}_i = \underline{P}_i + \delta_i \forall i \in \theta$. Tandis que les autres prennent leurs valeurs nominales \underline{t}_{ij} et \underline{P}_i .

6.3. Recherche d'une Solution

Sur chaque réalisation $w_N^{\Lambda,\Gamma}$, nous utilisons une colonie composée de m fourmis $\{f^1, f^2, \dots, f^m\}$, chaque fourmi f^k se charge de trouver une solution réalisable Sol_N^k sur la

réalisation $w_N^{\Lambda, \Gamma}$ en construisant les routes de toutes les locomotives. Ces routes sont construites d'une façon itérative comme décrite dans l'Algorithme IV.2. Chaque fourmi commence par construire l'itinéraire de la première locomotive à partir du terminal multimodal (i.e. à partir de la position initiale r_0), et définit ensuite un ensemble J_i^l de rames (nœuds) candidates qui peuvent être atteintes par la locomotive l , à partir du nœud actuel i (actuellement r_0), avant la fin de leurs fenêtres de temps. La fourmi sélectionne à partir de J_i^l la rame suivante j à ajouter à la route de la locomotive l selon la règle de transition définie dans l'équation (IV.9). Cette procédure est répétée jusqu'à ce que l'ensemble des rames candidates soit vide (i.e. aucune rame ne peut être ajoutée à la route de la locomotive actuelle sans violation des fenêtres de temps). Ensuite, la locomotive actuelle revient à la position initiale r_0 , et la fourmi commence à construire l'itinéraire de la locomotive suivante.

$$j = \begin{cases} \arg \max_{\pi \in J_i^l} [\tau_{i\pi}^\alpha \eta_{i\pi}^\beta] & \text{Si } q \leq q_0 \\ j_0 & \text{Sinon} \end{cases} \quad (IV.9)$$

La règle de transition proposée est définie en fonction de deux mesures : la première est l'information heuristique η_{ij} présentée dans l'équation (IV.10). Cette mesure favorise le choix des rames urgentes, une rame urgente est définie comme la rame j avec la date de transfert au plus tard b_j la plus proche de la date de fin de transfert $C_i = s_i^l + \tilde{P}_i$ de la dernière rame i transférée par la locomotive l .

$$\eta_{ij} = \frac{1}{\max\left(1, \left(\max(C_i + \tilde{t}_{ij}, a_j) - C_i\right) \times (b_j - C_i)\right)} \quad (IV.10)$$

La deuxième mesure est la trace de phéromone τ_{ij} , qui indique l'historique de la colonie et favorise le choix des arcs (i, j) qui ont été empruntés par un grand nombre de fourmis. Au début de l'algorithme, τ_{ij} est initialisée par une petite valeur τ_0 et elle est mise à jour à la fin de chaque itération de l'algorithme selon le mécanisme décrit dans la section 5.4.

Les paramètres α et β sont introduits pour contrôler l'intensité relative à la trace de phéromone et à l'information heuristique. Et q est un paramètre choisi aléatoirement dans l'intervalle $[0,1]$. Ainsi, en fonction de la valeur de q , nous exécutons soit une stratégie d'exploitation où nous sélectionnons la rame j avec la plus grande valeur de $\tau_{ij}^\alpha \times \eta_{ij}^\beta$ suivant une probabilité q_0 , ou bien une stratégie d'exploration avec une probabilité $1 - q_0$, en utilisant l'équation (IV.11) :

$$P_{ij_0}^l = \frac{\tau_{ij_0}^\alpha \eta_{ij_0}^\beta}{\sum_{\pi \in J_i^l} \tau_{i\pi}^\alpha \eta_{i\pi}^\beta} \quad (IV.11)$$

Algorithme IV.2 : Recherche d'une solution

```

1:  Entrées : fourni  $f^k$ , réalisation  $w_N^{\Lambda, \Gamma}$ 
2:  pour  $l \leftarrow 1$  à  $|L|$  faire
3:     $T_1^k \leftarrow \{r_0\}$ ,  $i \leftarrow r_0$ ,  $C_i \leftarrow 0$  et candidate  $\leftarrow$  Vrai
4:    Répéter
5:      Insérer dans  $J_i^l$  tous les nœuds  $\pi$  qui ne sont pas encore sélectionnés et qui vérifient  $b_\pi \geq \max(C_i + \tilde{t}_{i\pi}, a_\pi)$ 
6:      si  $J_i^l$  n'est pas vide alors
7:        pour chaque nœud  $\pi \in J_i^l$  faire
8:           $\eta_{i\pi} \leftarrow \frac{1}{\max(1, (\max(C_i + \tilde{t}_{i\pi}, a_\pi) - C_i) \times (b_\pi - C_i))}$ 
9:        fin pour
10:       Assigner au paramètre  $q$  une valeur aléatoire dans l'intervalle  $[0, 1]$ 
11:       si  $q \leq q_0$  alors
12:          $j \leftarrow \arg \max_{\pi \in J_i^l} \tau_{i\pi}^\alpha \eta_{i\pi}^\beta$  // stratégie d'exploitation
13:       sinon
14:         sélectionner  $j_0 \in J_i^l$  avec une probabilité  $\frac{\tau_{ij_0}^\alpha \eta_{ij_0}^\beta}{\sum_{\pi \in J_i^l} \tau_{i\pi}^\alpha \eta_{i\pi}^\beta}$  // stratégie d'exploration
15:          $j \leftarrow j_0$ 
16:       fin si
17:        $C_i \leftarrow \max(C_i + \tilde{t}_{ij}, a_j) + \tilde{P}_j$ 
18:        $T_1^k \leftarrow \{j\}$  and  $i \leftarrow j$ 
19:     sinon
20:        $T_1^k \leftarrow \{r_0\}$  et candidate  $\leftarrow$  Faux
21:     fin si
22:   Jusqu'à (candidate = Faux)
23: fin pour
24:  $Sol_N^k \leftarrow \{T_1^k, \dots, T_{|L|}^k\}$ 
    
```

6.4. Vérification de la Robustesse

Même si la solution Sol_N^k est réalisable sur la réalisation $w_N^{\Lambda, \Gamma}$, il se peut qu'elle ne respecte pas les contraintes de fenêtres de temps lorsqu'on considère d'autres réalisations. Ainsi, pour vérifier sa robustesse, nous appliquons l'Algorithme IV.3, où nous cherchons à vérifier la robustesse de cette solution sans avoir besoin de la tester sur toutes les réalisations possibles. En effet, une solution Sol_N^k est robustement faisable si, et seulement si, toutes ses tournées respectent les fenêtres de temps dans tous les nœuds visités (rames transférées), lorsqu'au plus, Γ temps de déplacement et Λ temps de transfert sont incertains et prennent leurs valeurs maximales. Par conséquent, nous divisons la tournée $T_l^k = (i_1 = r_0, i_2, \dots, i_n = r_0)$ de chaque locomotive en plusieurs sous chemins $p_h = (i_1, \dots, i_h) / h \in \{2, \dots, n - 1\}$, où i_h représente le dernier nœud du chemin p_h . Soit \bar{s}_h^l la date de début de transfert maximale prévue de la rame i_h , qui correspond à la date maximale à laquelle la rame i_h sera transférée si les arcs et les nœuds visités par la locomotive l avant d'atteindre i_h prennent leurs valeurs maximales. Comme nous n'autorisons que Λ nœuds et Γ arcs à être incertains, le pire cas qui génère la date de début de transfert maximale prévue se produit lorsque les nœuds du chemin p_h qui ont les Λ plus grands écarts de temps de transfert (les nœuds de l'ensemble $w\delta^{\Lambda, h}$) et les arcs du chemin p_h qui ont les Γ plus grandes déviations de temps déplacement (les arcs de l'ensemble $w\Delta^{\Gamma, h}$), prennent leurs valeurs maximales.

De plus, nous notons que lorsque le degré de robustesse Λ (resp. Γ) est inférieur au nombre de nœuds (resp. arcs) qui composent le chemin p_h , l'ensemble $w\delta^{\Lambda, h}$ (respectivement $w\Delta^{\Gamma, h}$) est composé de tous les nœuds du chemin p_h (resp. tous les arcs du chemin p_h). La

solution Sol_N^k est robustement faisable si, dans tous les chemins p_h de ses routes, les dates maximales de transfert \bar{s}_h^l appartiennent à la fenêtre de temps $[a_h, b_h]$.

Algorithme IV.3 : Vérification de la robustesse

```

1: Robuste  $\leftarrow$  Vrai
2: pour  $l \leftarrow 1$  à  $|L|$  faire
3:   pour  $h \leftarrow 2$  à  $|\xi(T_1^k)| - 1$  faire
4:     Calculer  $w\Delta^{\Gamma,h}$  et  $w\delta^{\Lambda,h-1}$ 
5:     pour chaque arc  $\mu \in \text{Arc}(p_h)$  faire
6:       si  $\mu \notin w\Delta^{\Gamma,h}$  alors
7:          $\tilde{t}_\mu \leftarrow \underline{t}_\mu$ 
8:       sinon  $\tilde{t}_\mu \leftarrow \underline{t}_\mu + \Delta_\mu$  fin si
9:     fin pour
10:    pour chaque nœud  $v \in \xi(p_h)$  faire
11:      si  $v \notin w\delta^{\Lambda,h-1}$  alors
12:         $\tilde{P}_v \leftarrow \underline{P}_v$ 
13:      sinon  $\tilde{P}_v \leftarrow \underline{P}_v + \delta_v$  fin si
14:    fin pour
15:     $(\bar{s}_1^l)^{\Gamma,\Lambda} \leftarrow 0$ 
16:    pour  $v \leftarrow i_2$  à  $i_h$  faire
17:       $(\bar{s}_v^l)^{\Gamma,\Lambda} \leftarrow \max((\bar{s}_{v-1}^l)^{\Gamma,\Lambda} + \tilde{t}_{v-1,v} + \tilde{P}_{v-1}, a_v)$ 
18:    fin pour
19:    si  $(\bar{s}_h^l)^{\Gamma,\Lambda} > b_h$  alors Robuste  $\leftarrow$  Faux et l'algorithme se termine
20:    fin si
21:  fin pour
22: fin pour
    
```

6.5. Évaluation au Pire des Cas

Dans cette étape nous évaluons la solution Sol_N^k sur le pire des cas possibles, qui correspond à la réalisation où les temps de déplacement à vide associés aux Γ arcs ayant les pires déviations, atteignent simultanément leurs valeurs maximales. D'abord, nous trions par ordre décroissant tous les arcs de la solution suivant leurs déviations maximales. Ensuite, nous attribuons aux premiers Γ arcs leurs temps de déplacement à vide maximaux et aux arcs qui restent leurs de temps de déplacement à vide nominaux. Enfin, nous effectuons une sommation des temps obtenus pour déterminer l'évaluation au pire des cas. Cette étape est résumée dans l'[Algorithme IV.4](#).

Algorithme IV.4 : Évaluation au pire des cas

```

1:  $Weval^\Gamma(Sol_N^k) \leftarrow 0$ 
2: Ordonner tous les arcs  $\mu \in \text{Arc}(Sol_N^k)$  par ordre décroissant suivant leurs déviations maximales
3: pour  $\mu \leftarrow 1$  à  $\Gamma$  faire
4:    $Weval^\Gamma(Sol_N^k) \leftarrow Weval^\Gamma(Sol_N^k) + \underline{t}_\mu + \Delta_\mu$ 
5: fin pour
6: pour  $\mu \leftarrow \Gamma + 1$  à  $|\text{Arc}(Sol_N^k)|$  faire
7:    $Weval^\Gamma(Sol_N^k) \leftarrow Weval^\Gamma(Sol_N^k) + \underline{t}_\mu$ 
8: fin pour
9: retourner  $Weval^\Gamma(Sol_N^k)$ 
    
```

Si la solution n'est pas robustement faisable, alors nous calculons aussi le retard total qu'elle génère, ceci est effectué en calculant la somme de différences entre les dates de départ de transfert maximales prévues (calculées dans l'[Algorithme IV.3](#)) et les dates au plus tard de

transfert des rames où les contraintes des fenêtres de temps ne sont pas respectées. À la fin de chaque réalisation, la colonie retourne une solution robuste, si elle existe, notée $SolRealisation_N$ dont le coût correspond à l'évaluation au pire des cas minimale, ou le cas échéant la colonie retourne une solution qui minimise le retard total. Les coûts de l'ensemble des solutions trouvées sur toutes les réalisations considérées sont comparés à la fin de chaque itération pour obtenir une solution avec un coût minimal ou une solution avec un retard minimal, notée $SolIteration_I$. Les quantités de phéromone sur les arcs de cette solution sont renforcées en utilisant une mise à jour globale, définie par la relation (IV.12).

$$\tau_{ij} = (1 - \rho)\tau_{ij} + \Delta\tau_{ij} \quad (IV.12)$$

$\Delta\tau_{ij} = 1/cost(SolIteration_I)$ est la quantité de phéromone à ajouter sur l'arc (i, j) de la solution $SolIteration_I$, et ρ est le coefficient d'évaporation de phéromone.

7. Expériences Numériques

Dans cette section, nous présentons les différents tests numériques effectués pour évaluer l'efficacité de l'algorithme RACO proposé dans ce chapitre. L'algorithme est codé en C++ et tous les tests ont été exécutés sur une machine Intel (R) Core (TM) i5-3337U, 1,80 GHz avec 6 Go de RAM. Dans chaque cas de test, 10 exécutions indépendantes sont effectuées. Le nombre d'itérations dans chaque exécution a été fixé à 1000 itérations.

7.1. Génération des Jeux de Données

Les tests ont été effectués sur 17 instances, les noms de ces instances ont la même forme InstX-Y-Z définie dans la section 4.2 ; cette notation différencie les instances et permet de déterminer facilement leurs caractéristiques, à savoir le nombre de rames, le nombre de locomotives et le nombre de terminaux à conteneurs pris en considération. Les instances ont été générées en se basant sur les temps de déplacement réels entre les terminaux à conteneurs du port du Havre, compris entre 70 et 90 minutes. Les terminaux de départ et d'arrivée des rames ont été définis de manière aléatoire, l'horizon de planification a été fixé à une journée de travail et les dates au plus tôt de disponibilité des rames ont été générées en simulant les flux réels en import et en export de conteneurs. En effet, selon des observations sur le terrain, 30% des rames sont généralement disponibles dans les cinq premières heures de travail, 50% sont disponibles dans les dix heures qui suivent et 20% sont disponibles vers la fin de l'horizon de travail. Ce qui correspond à un flux import très élevé et un flux export moins élevé au début de la journée, ensuite un flux import et un flux export très important au milieu de la journée et des flux moins élevés dans les deux sens en fin de journée. Les dates au plus tard de transfert des rames ont été déterminées en laissant une marge de temps supérieure ou égale à 150 minutes après les dates de disponibilité ; cette valeur correspond au temps de séjour moyen d'une rame dans son terminal de départ. Enfin, nous avons considéré qu'en présence des incertitudes, les temps de transfert et de déplacement s'écartent au maximum de 15% de leurs valeurs nominales.

7.2. Réglage des Paramètres de l'Algorithme

Pour sélectionner la meilleure combinaison de paramètres pour l'algorithme RACO, l'outil *irace* a été utilisé (López-Ibáñez et al., 2016). L'outil *irace* représente un processus itératif qui a été conçu pour le réglage automatique des algorithmes. C'est une généralisation de l'algorithme F-race (Birattari et al., 2010). *Irace* exécute un processus itératif qui commence par un ensemble fini de configurations candidates, compare les performances de ces configurations initiales sur des instances de tests et sélectionne les meilleures parmi elles. Les meilleures configurations sont ensuite utilisées dans l'itération suivante pour générer d'autres configurations susceptibles de produire des meilleurs résultats. La procédure est répétée jusqu'à ce que le budget d'optimisation, qui est donné par le nombre maximal de configurations à examiner, soit atteint. Les paramètres appropriés sont ensuite retournés. Le [Tableau IV.5](#) résume les résultats obtenus pour chaque paramètre de l'algorithme RACO, avec un budget d'optimisation fixé à 3000 expériences.

Tableau IV.5 Les meilleurs paramètres de l'algorithme RACO obtenus en utilisant l'outil *irace*

Paramètre	Valeurs testées	Meilleure valeur
m (nombre de fourmis)	{5,10,25,30,50}	5
Nmax (nombre de réalisations)	{5,10,20,30}	10
τ₀ (quantité initiale de phéromone)	[0,1]	0.01
q₀ (probabilité d'exploitation)	[0,1]	0.8
α (importance de la trace de phéromone)	{1,2,3,4,5}	1
β (importance de l'information heuristique)	{1,2,3,4,5}	2
ρ (coefficient d'évaporation de phéromone)	{0.01, 0.02, 0.2, 0.5}	0.2

7.3. Résultats

Dans cette section nous présentons les résultats obtenus par l'algorithme RACO sur les 16 niveaux d'incertitudes présentés dans le [Tableau IV.6](#). Chaque niveau d'incertitudes correspond à un couple de degrés de robustesse (Λ,Γ), quatre valeurs ont été considérées pour chaque degré d'incertitudes, nous avons utilisé les valeurs : 0, $\lfloor \frac{|R|}{10} \rfloor$, $\lfloor \frac{|R|}{2} \rfloor$ et $|R|$ pour le degré de robustesse Λ, et les valeurs : 0, $\lfloor \frac{|R|+|L|}{10} \rfloor$, $\lfloor \frac{|R|+|L|}{2} \rfloor$ et $|R| + |L|$, pour le degré de robustesse Γ.

Tableau IV.6 Niveaux d'incertitudes

	Niveau1	Niveau2	Niveau3	Niveau4	Niveau5	Niveau6	Niveau7	Niveau8	Niveau9	Niveau10	Niveau11	Niveau12	Niveau13	Niveau14	Niveau15	Niveau16
Λ	0	0	0	0	$\lfloor \frac{ R }{10} \rfloor$	$\lfloor \frac{ R }{10} \rfloor$	$\lfloor \frac{ R }{10} \rfloor$	$\lfloor \frac{ R }{10} \rfloor$	$\lfloor \frac{ R }{2} \rfloor$	$\lfloor \frac{ R }{2} \rfloor$	$\lfloor \frac{ R }{2} \rfloor$	$\lfloor \frac{ R }{2} \rfloor$	R	R	R	R
Γ	0	$\lfloor \frac{ R + L }{10} \rfloor$	$\lfloor \frac{ R + L }{2} \rfloor$	R + L	0	$\lfloor \frac{ R + L }{10} \rfloor$	$\lfloor \frac{ R + L }{2} \rfloor$	R + L	0	$\lfloor \frac{ R + L }{10} \rfloor$	$\lfloor \frac{ R + L }{2} \rfloor$	R + L	0	$\lfloor \frac{ R + L }{10} \rfloor$	$\lfloor \frac{ R + L }{2} \rfloor$	R + L

Tableau IV.7 Résultats de l'algorithme RACO

	Niveau1	Niveau2	Niveau3	Niveau4	Niveau5	Niveau6	Niveau7	Niveau8	Niveau9	Niveau10	Niveau11	Niveau12	Niveau13	Niveau14	Niveau15	Niveau16
inst10-2-3	600	613.04	677.84	690	600	613.04	677.84	690	600	613.04	677.84	690	600	613.04	677.84	690
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
inst10-3-3	520	533.04	598	598	520	533.04	598	598	520	533.04	598	598	520	533.04	598	598
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
inst10-2-4	443	456.2	509.44	509.44	443	456.2	509.44	509.44	443	456.2	509.44	509.44	443	456.2	509.44	509.44
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
inst10-3-4	384	397.2	441.59	441.59	384	397.2	441.59	441.59	384	397.2	441.59	441.59	384	397.2	441.59	441.59
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
inst15-2-3	244	256.29	280.6	280.6	244	256.29	280.6	280.6	244	256.29	280.6	280.6	244	256.29	280.6	280.6
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
inst15-3-3	244	256.29	280.6	280.6	244	256.29	280.6	280.6	244	256.29	280.6	280.6	244	256.29	280.6	280.6
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
inst15-2-4	623	635.75	716.45	716.45	623	635.75	716.45	716.45	623	635.75	716.45	716.45	623	635.75	716.45	716.45
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
inst15-3-4	617	628.84	709.54	709.54	617	635.75	716.45	716.45	623	635.75	716.45	716.45	623	635.75	716.45	716.45
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
inst20-2-3	332	358.10	381.8	381.8	332	358.1	381.8	381.8	332	358.1	381.8	381.8	332	358.1	381.8	381.8
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
inst20-3-3	332	358.10	381.8	381.8	332	358.1	381.8	381.8	332	358.1	381.8	381.8	332	358.1	381.8	381.8
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
inst20-2-4	313	337.29	359.94	359.94	313	337.29	359.94	359.94	313	337.29	359.94	359.94	NF	NF	NF	NF
	0	0	0	0	0	0	0	0	30.24	54.15	76.05	99.25				
inst20-3-4	313	337.29	359.94	359.94	313	337.29	359.94	359.94	313	337.29	359.94	359.94	313	337.29	359.94	359.94
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
inst25-3-3	783	809.7	999.35	999.35	955	895.7	999.35	999.35	955	1073.69	999.35	999.35	955	1073.69	999.35	1105.15
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45.8	45.8	0	0	45.8	45.29
inst25-4-3	439	673.7	709.55	801.55	697	723.7	801.55	801.55	697	723.7	801.55	801.55	697	723.7	801.55	801.55
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
inst30-3-4	957	995.69	1100.55	1100.55	957	1229.85	1263.85	1282.25	1029	995.69	1100.55	1100.55	NF	NF	NF	NF
	0	0	0	0	0	84.05	94.15	114.80	0	262.25	322.6	366				
inst30-4-4	957	995.69	1183.35	1183.35	957	1067.84	1183.35	1183.35	1029	1067.84	1183.35	1183.35	957	1067.84	1183.35	1183.35
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
inst40-4-4	1966	2018.19	2328.15	2370.15	1966	2018.19	2229.4	2570.25	1966	2018.19	2229.4	2570.25	1966	2018.19	2229.4	2570.25
	0	0	0	0	0	0	216.15	346.5	0	0	216.15	364.75	0	0	216.15	364.75

Les résultats de l'algorithme RACO sur toutes les instances générées sont présentés dans le [Tableau IV.7](#). Les résultats pour chaque instance et chaque couple de degrés de robustesse sont donnés en fonction du temps total de déplacement à vide des locomotives (en première ligne) et des retards (en deuxième ligne). 'NF' indique qu'une solution réalisable n'a pas pu être trouvée pour toutes les réalisations générées de l'algorithme (c'est-à-dire qu'aucune solution réalisable n'a été trouvée dans l'étape de recherche d'une solution). En effet, dans ces cas, pour se protéger contre les grands degrés d'incertitudes, plus de locomotives doivent être utilisées pour effectuer le transfert des rames. Dans 89.7% des tests, le RACO a été capable de trouver une solution qui respecte les contraintes de fenêtres de temps.

Le [Tableau IV.8](#) fournit les temps de calcul pour l'algorithme RACO. La colonne intitulée Avg. donne les moyennes des temps de calcul sur tous les niveaux d'incertitudes, et la colonne intitulée Max. donne les valeurs de temps maximales. Nous pouvons remarquer que l'algorithme proposé est très efficace pour résoudre le RSRP sous incertitudes, puisque toutes les instances ont été résolues rapidement sur tous les niveaux d'incertitudes et les temps de calcul sont inférieurs à 4 secondes. De plus, les écarts-types, indiqués dans la troisième colonne du tableau, sont très faibles (proches de zéro dans tous les cas), ce qui signifie que le nombre de scénarios possibles pour chaque niveau d'incertitudes n'influence pas sur les temps de calcul requis par l'algorithme RACO.

Tableau IV.8 Temps de calcul de l'algorithme RACO

Instances	Temps de calcul (s)		
	Max.	Avg.	Std.
inst10-2-3	2.68	2.52	0.05
inst10-3-3	2.70	2.55	0.04
inst10-2-4	2.72	2.57	0.05
inst10-3-4	2.75	2.57	0.05
inst15-2-3	2.71	2.60	0.03
inst15-3-3	2.79	2.60	0.06
inst15-2-4	2.72	2.62	0.04
inst15-3-4	2.65	2.60	0.01
inst20-2-3	2.84	2.67	0.04
inst20-3-3	3.10	2.70	0.11
inst20-2-4	2.87	2.69	0.07
inst20-3-4	3.00	2.69	0.08
inst25-3-3	2.83	2.73	0.03
inst25-4-3	3.01	2.76	0.07
inst30-3-4	3.78	3.09	0.50
inst30-4-4	3.97	3.33	0.23
inst40-4-4	3.98	3.59	0.18

Le [Tableau IV.9](#) montre les résultats correspondants aux instances : inst25-3-3 et inst25-4-3. L'algorithme a été capable de trouver des solutions robustes pour la plupart des niveaux d'incertitudes sauf pour les niveaux 11, 12, 15 et 16 de l'instance inst25-3-3. Notons que l'augmentation du nombre de locomotives, de 3 en inst25-3-3, à 4 en inst25-4-3, a eu un impact

positif sur les résultats obtenus, car cela a permis de réduire le temps total de déplacement à vide et de se protéger complètement contre les retards.

Tableau IV.9 Résultats correspondants aux instances : inst25-3-3 et inst25-4-3

Niveau d'incertitudes	Temps total de déplacement à vide		Retards		CPU (s)	
	inst25-3-3	inst25-4-3	inst25-3-3	inst25-4-3	inst25-3-3	inst25-4-3
Niveau1	783.00	439.00	0.00	0.00	2.64	2.66
Niveau2	809.70	673.7	0.00	0.00	2.73	2.79
Niveau3	999.35	709.55	0.00	0.00	2.72	2.73
Niveau4	999.35	801.55	0.00	0.00	2.74	2.75
Niveau5	955.00	697.00	0.00	0.00	2.73	2.74
Niveau6	895.70	723.70	0.00	0.00	2.76	2.77
Niveau7	999.35	801.55	0.00	0.00	2.83	2.78
Niveau8	999.35	801.55	0.00	0.00	2.73	2.75
Niveau9	955.00	697.00	0.00	0.00	2.75	2.78
Niveau10	1073.69	723.70	0.00	0.00	2.73	2.75
Niveau11	999.35	801.55	45.80	0.00	2.73	2.75
Niveau12	999.35	801.55	45.80	0.00	2.72	2.75
Niveau13	955.00	697.00	0.00	0.00	2.74	3.01
Niveau14	1073.69	723.70	0.00	0.00	2.75	2.80
Niveau15	999.35	801.55	45.80	0.00	2.74	2.75
Niveau16	1105.15	801.55	45.29	0.00	2.75	2.73

7.4. Mesures de la Robustesse

Pour mesurer la robustesse de nos solutions, nous proposons deux mesures de performance. Ces mesures comparent les résultats des solutions robustes et déterministes à des niveaux d'incertitudes identiques. La première mesure est le coût supplémentaire, qui est calculé selon la relation suivante :

$$\text{coût supplémentaire} = \frac{\text{coût robuste} - \text{coût déterministe}}{\text{coût déterministe}} \quad (IV.13)$$

Cette mesure permet de calculer le supplément de coût ajouté par les décideurs en choisissant d'utiliser une solution robuste au lieu d'appliquer la solution déterministe, sur un niveau d'incertitudes (Λ, Γ). Nous rappelons que nous désignons par le mot coût, le temps total des déplacements à vide donné par une solution, et par une solution déterministe la solution calculée sans considérer les incertitudes. La deuxième mesure détermine le degré de protection contre les retards qu'offre la solution robuste par rapport à la solution déterministe, et elle est calculée en utilisant la relation suivante :

$$\text{degré de protection} = \frac{\text{retard déterministe} - \text{retard robuste}}{\text{retard déterministe}} \quad (IV.14)$$

Notons qu'une solution est dite de bonne qualité, lorsque son coût supplémentaire est minimal et son degré de protection contre les retards est très élevé.

Les tests basés sur les deux mesures de performance proposées (Figure IV.3) montrent que l'algorithme RACO offre, dans la plupart des cas, une protection élevée contre les retards (degré de protection moyen égal à 96.74%) avec une légère augmentation au niveau des temps de déplacement à vide (coût supplémentaire moyen égal à 7.37%).

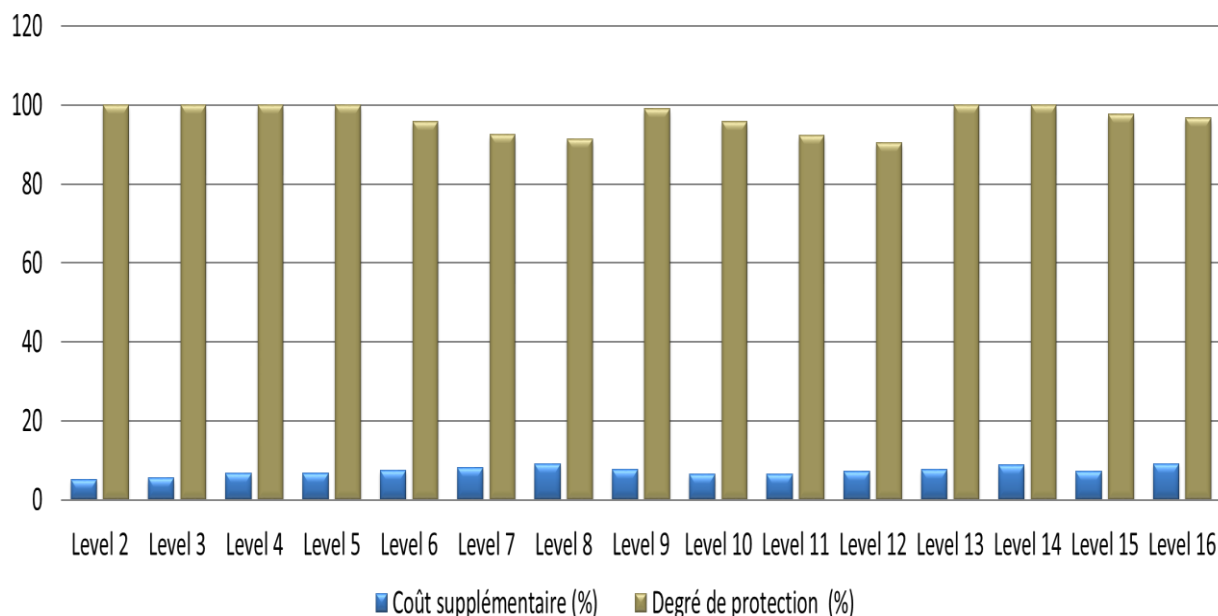


Figure IV.3 Les coûts supplémentaires et les degrés de protection obtenus par l'algorithme RACO sur chaque niveau d'incertitudes

7.5. Choix du Niveau d'Incertaines le Plus Pertinent

Dans la section précédente, nous avons démontré la capacité de notre approche à produire des bons résultats comparés à ceux d'une approche déterministe aurait offert si elles étaient appliquées sur le même niveau d'incertitudes. Cependant, le choix du niveau d'incertitudes à considérer est lui-même une décision très importante, qui est souvent laissée au décideur, et est rarement discutée dans la littérature. Toklu et al. (2014) ont introduit la notion de « *pool de solutions* », qui consiste à réanalyser le comportement d'une solution trouvée sur tous les niveaux, et sélectionner ensuite la solution qui est la moins influencée par les changements de niveaux. Dans cette section, nous adoptons cette approche et nous la renforçons avec des nouveaux tests statistiques afin de faciliter le choix du niveau d'incertitudes le plus pertinent.

Considérons l'instance inst25-3-3, le pool de solutions associé à cette instance est obtenu par une réévaluation de chacune de ses solutions trouvées par un niveau d'incertitudes i sur tous les autres niveaux j tels que $i \neq j$. Le Tableau IV.10 présente le pool de solutions associé à cette instance. Chaque colonne du tableau indique le niveau d'incertitudes initial qui a été utilisé pour trouver la solution et les lignes du tableau rapportent la somme des temps de déplacement à vide et des retards obtenus lors de la réévaluation sur les autres niveaux.

Tableau IV.10 Pool de solutions associé à l'instance inst25-3-3

	Niveau1	Niveau2	Niveau3	Niveau4	Niveau5	Niveau6	Niveau7	Niveau8	Niveau9	Niveau10	Niveau11	Niveau12	Niveau13	Niveau14	Niveau15	Niveau16
Niveau1	783.00	783.00	783.00	869.00	783.00	869.00	783.00	783.00	869.00	955.00	955.00	1047.00	961.00	1047.00	961.00	961.00
Niveau2	809.70	809.70	809.70	895.70	809.70	809.70	809.70	809.70	895.70	981.70	809.70	1087.19	987.70	1073.69	987.70	987.70
Niveau3	999.35	999.35	900.45	900.45	900.45	999.35	900.45	900.45	999.35	1100.40	900.45	1225.70	900.45	1204.05	1105.15	1105.15
Niveau4	999.35	999.35	900.45	900.45	900.45	999.35	900.45	900.45	999.35	1100.40	900.45	1225.70	900.45	1204.05	1105.15	1105.15
Niveau5	790.25	790.25	790.25	783.00	783.00	783.00	783.00	783.00	869.00	955.00	783.00	1073.39	783.00	1047.00	961.00	961.00
Niveau6	1073.69	1073.69	981.70	981.70	895.70	895.70	895.70	895.70	895.70	981.70	981.70	1201.69	987.70	1073.69	987.70	1073.69
Niveau7	1100.50	999.35	915.45	927.01	915.45	999.35	900.45	915.45	999.35	927.01	906.41	1105.15	1105.15	1105.15	999.35	1105.15
Niveau8	1204.05	1105.15	927.01	900.45	999.35	999.35	906.41	900.45	915.45	915.45	927.01	1105.15	999.35	927.01	927.01	1105.15
Niveau9	1258.50	1039.21	1040.80	1014.79	1039.21	1040.80	1039.21	935.59	869.00	869.00	1014.21	1039.21	1014.79	1014.79	961.00	1040.80
Niveau10	1258.50	1192.79	1105.15	1073.69	1114.79	1114.79	1100.41	1073.69	1073.69	1073.69	1073.69	1152.90	1100.41	1100.41	1073.69	1152.90
Niveau11	1296.45	1284.71	1152.90	1100.51	1152.90	1114.79	1114.79	1073.69	1048.44	1048.44	1045.15	1087.19	1048.44	1048.44	1048.44	1087.19
Niveau12	1296.45	1296.45	1284.70	1100.50	1296.45	1284.70	1152.90	1100.50	1087.20	1087.20	1048.44	1045.15	1087.20	1048.44	1087.20	1087.19
Niveau13	1258.50	1105.15	1073.69	1040.80	1105.15	1105.15	1040.80	1040.80	1039.20	1039.20	998.00	1014.79	869.00	961.00	961.00	1014.79
Niveau14	1289.85	1271.45	1181.04	1175.34	1271.45	1271.45	1181.04	1175.34	1106.80	1073.69	1073.69	1100.50	1073.69	1073.69	1100.50	1106.80
Niveau15	1330.80	1296.45	1284.70	1278.99	1330.85	1296.45	1284.70	1278.99	1189.85	1181.05	1159.50	1175.35	1159.50	1159.50	1159.50	1175.34
Niveau16	1330.85	1330.85	1284.70	1278.99	1330.85	1296.45	1284.70	1284.70	1211.60	1211.60	1159.50	1159.50	1159.50	1159.50	1181.04	1159.50

Ensuite, nous utilisons des tests statistiques pour comparer le comportement des solutions obtenues sur les différents niveaux d'incertitudes. Soit C_{ij} le résultat de la réévaluation de la solution obtenue par le niveau d'incertitudes i sur un autre niveau j . Nous assignons un rang r_{ij} égal à 1 à la meilleure réévaluation C_{ij} , un rang égal à 2 à la deuxième meilleure et ainsi de suite. En cas d'égalité, un rang moyen est attribué. Ensuite nous utilisons le test de Friedman (Friedman, 1940) ; sous l'hypothèse nulle, le test indique que tous les niveaux d'incertitudes présentent des performances équivalentes. Cette hypothèse peut être rejetée avec un niveau de confiance spécifique lorsque la statistique de Friedman donnée dans l'équation (IV. 15) est supérieure au quantile de la distribution de Fisher avec $(k-1)$ et $(k-1) \times (b-1)$ degrés de liberté.

$$\chi_F^2 = \frac{(b-1)[B - bk(k+1)^2/4]}{A - B} \quad (IV. 15)$$

Où $k = 16$ est le nombre de niveaux testés, $b = 16$ est le nombre de niveaux sur lesquels la réévaluation est faite, $A = \sum_{i=1}^b \sum_{j=1}^k r_{ij}^2$ est la somme des rangs au carré, et $B = \frac{1}{b} \sum_{j=1}^k (\sum_{i=1}^b r_{ij})^2$ est la somme des sommes au carré des rangs. Les résultats obtenus pour le test de Friedman avec un niveau de confiance de 95% sont présentés dans le Tableau IV.11.

Tableau IV.11 Résultats du test de Friedman

	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4	Niveau 5	Niveau 6	Niveau 7	Niveau 8	Niveau 9	Niveau 10	Niveau 11	Niveau 12	Niveau 13	Niveau 14	Niveau 15	Niveau 16
Somme des rangs	205	185	139	111	145	162	110	89.5	109.5	115.5	68	176.5	105.5	142	128	171.5
Somme des rangs au carré	2898.5	2347	1430.5	898	1719.5	1854.5	998.5	655.75	871.75	1016.3	383	2377.8	982.75	1731	1300.5	2071.25
Indicateur	A	B	χ^2_F	$F_{0.95,15,225}$												
Valeur	23536.5	19591.7	4.16	1.09												

Les résultats du test de Friedman montrent que les solutions fournies par les différents niveaux d'incertitudes n'ont pas de performances équivalentes. De ce fait, nous procédons ensuite à une « *comparaison par paires* » pour déterminer le niveau d'incertitudes qui fournit la solution la plus robuste au changement des degrés d'incertitudes. Nous considérons que la performance de deux niveaux est significativement différente si la différence entre leurs sommes des rangs dépasse la valeur critique CV définie dans l'équation (IV.16), où $t_{1-\frac{\alpha}{2}}$ désigne le quantile $1 - \frac{\alpha}{2}$ de la distribution de Student avec $(k-1) \times (b-1)$ degré de liberté.

$$CV = t_{1-\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{2b(A - B)}{(b - 1)(k - 1)}} \quad (IV.16)$$

Dans notre cas, $CV = 39.08$. Le [Tableau IV.12](#) rapporte les résultats des écarts entre les sommes des rangs des différents niveaux d'incertitudes. Les différences significatives qui dépassent la valeur CV sont représentées en gras. D'après ces résultats, nous pouvons conclure que le niveau d'incertitudes le plus performant (i.e. le moins influencé par les changements) est le niveau 11, car il montre la plus petite somme des rangs qui est significativement différente de la plupart des autres. Nous pouvons également remarquer à partir de ce tableau que les niveaux les plus affectés par les changements sont les niveaux 1 et 2, suivis du niveau 16. Cela montre qu'une analyse basée seulement sur le cas déterministe ou seulement sur le pire des cas aboutit généralement à des résultats de mauvaise qualité.

Tableau IV.12 Écarts entre les sommes des rangs des différents niveaux d'incertitudes

	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4	Niveau 5	Niveau 6	Niveau 7	Niveau 8	Niveau 9	Niveau 10	Niveau 11	Niveau 12	Niveau 13	Niveau 14	Niveau 15	Niveau 16
Niveau 1	20	66	94	60	43	95	115.5	95.5	89.5	137	28.5	99.5	63	77	33.5
Niveau 2		46	74	40	23	75	95.5	75.5	69.5	117	8.5	79.5	43	57	13.5
Niveau 3			28	6	23	29	49.5	29.5	23.5	71	37.5	33.5	3	11	32.5
Niveau 4				34	51	1	21.5	1.5	4.5	43	65.5	5.5	31	17	60.5
Niveau 5					17	35	55.5	35.5	29.5	77	31.5	39.5	3	17	26.5
Niveau 6						52	72.5	52.5	46.5	94	14.5	56.5	20	34	9.5
Niveau 7							20.5	0.5	5.5	42	66.5	4.5	32	18	61.5
Niveau 8								20	26	21.5	87	16	52.5	38.5	82
Niveau 9									6	41.5	67	4	32.5	18.5	62
Niveau 10										47.5	61	10	26.5	12.5	56
Niveau 11											108.5	37.5	74	60	103.5
Niveau 12												71	34.5	48.5	5
Niveau 13													36.5	22.5	66
Niveau 14														14	29.5
Niveau 15															43.5

8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié le problème de tournées des navettes ferroviaires (RSRP) dans le port du Havre avec le but d'améliorer la performance du système de transfert de conteneurs entre le terminal multimodal et les terminaux maritimes. L'objectif est de minimiser les temps de déplacement à vide des locomotives et de se protéger contre les retards de livraison, qui sont les deux principaux indicateurs définis par [Benghalia et al. \(2013\)](#) pour mesurer la performance du système de transport dans le port. Tout d'abord, un modèle déterministe basé sur la formulation du problème de tournées de véhicules a été développé pour définir un nouveau schéma de transfert de conteneurs. L'efficacité de ce modèle a été comparée à celle du principe du mouvement en NORIA actuellement utilisé dans le port du Havre. Les résultats ont montré que la modélisation proposée permet de réduire significativement les temps de déplacement à vide des locomotives et que cette formulation nécessite, dans certains cas,

moins de ressources que le principe de mouvement en NORIA pour effectuer les transferts de rames. Ensuite, un algorithme robuste d'optimisation par colonies de fourmis (RACO) a été proposé pour résoudre le RSRP sous des incertitudes sur les temps de déplacement et les temps de transfert. Plusieurs niveaux d'incertitudes ont été considérés. Chacun d'entre eux a été représenté par un couple de degrés de robustesse (Λ, Γ) , où Λ est le nombre de temps de transfert incertains et Γ est le nombre de temps de déplacement à vide supposés incertains. L'efficacité de l'algorithme proposé a été testée sur plusieurs jeux de données et les résultats ont montré que l'algorithme offre, pour tous les niveaux d'incertitudes, un degré de protection très élevée contre les retards avec une légère augmentation des temps de déplacement à vide des locomotives par rapport à ce qui aurait été trouvé par les solutions déterministes. L'algorithme développé offre aux opérateurs portuaires un outil d'aide à la décision qui leur permet de choisir, selon leur budget et leur cahier de charge, le niveau de protection ainsi que la solution à appliquer.

Comme perspectives, il serait intéressant de voir si l'hybridation de l'algorithme RACO avec d'autres heuristiques pourrait conduire à des meilleurs résultats, et si d'autres techniques d'optimisation sous incertitudes telles que : la Simulation-Optimisation ou l'optimisation par ensembles flous, permettraient de résoudre ce problème avec une meilleure protection contre les incertitudes.

Chapitre V

Ordonnancement des Opérations de Manutention dans la Zone à Quai

Sommaire

1.	Introduction	103
2.	Etat de l'Art	104
3.	Description du Problème	107
4.	Résolution par Simulation-Optimisation	109
4.1.	Structure Générale du Couplage	109
4.2.	Procédure d'Optimisation par Colonies de Fourmis	110
4.2.1.	Représentation Graphique	111
4.2.2.	Choix d'une Grue de Quai	111
4.2.3.	Liste des Tâches Candidates	111
4.2.4.	Choix d'une Tâche	112
4.2.5.	Information Heuristique	112
4.2.6.	Mise à Jour Locale de Phéromone	113
4.3.	Recherche Locale : Descente à Voisinages Variables	114
4.4.	Procédure de Simulation	115
4.5.	Mise à jour Globale de Phéromone	118
5.	Expériences Numériques	118
5.1.	Réglage des Paramètres de l'Approche Simulation-Optimisation	118
5.1.1.	Paramètres de l'Algorithme d'Optimisation	118
5.1.1.	Nombre de Réplifications dans la Simulation	119
5.2.	Résultats Déterministes	119
5.2.1.	Analyse de l'Efficacité de l'Algorithme d'Optimisation	119
5.2.2.	Temps de Calcul	121
5.3.	Résultats Stochastiques	123
6.	Conclusion	126

1. Introduction

La conteneurisation de marchandises a joué un rôle important dans le développement du réseau de transport international. En effet, avec l'arrivée des conteneurs, un important réseau de transport international basé sur l'utilisation d'un format de cargo standard a été développé. Cette standardisation a accéléré le transfert de marchandises d'un mode de transport à un autre, mais a également créé une forte concurrence entre les terminaux à conteneurs, plus particulièrement entre ceux qui sont géographiquement très proches (Tongzon et al., 2005). Par conséquent, améliorer la compétitivité des terminaux à conteneurs est un défi auquel les opérateurs portuaires sont quotidiennement confrontés. La compétitivité d'un terminal à conteneurs dépend essentiellement du temps passé par un navire dans le port, cette durée est généralement égale au temps nécessaire pour effectuer toutes les opérations de chargement et de déchargement de conteneurs sur le navire. Ainsi, pour améliorer la compétitivité d'un terminal à conteneurs, les opérateurs portuaires tentent de trouver le meilleur séquençement de ces opérations sur les grues de quai affectées au navire. Le présent chapitre est consacré à l'étude du *problème d'ordonnement des grues de quai* (en anglais : *Quay Crane Scheduling Problem (QCSP)*), qui vise à planifier les séquences de déchargement et de chargement de conteneurs par les grues de quai affectées à un navire. Dans ce problème, les navires sont répartis longitudinalement en plusieurs zones de stockage appelées des baies dans lesquelles les conteneurs sont stockés et groupés par tâches selon leurs poids, port d'origine, port de destination et type d'opération (i.e. chargement ou déchargement). Des contraintes de précédence sont définies sur les tâches pour respecter le plan de chargement initial des conteneurs, et des contraintes de non-croisement et de non-simultanéité doivent être respectées pour éviter les collisions entre les grues de quai (Expósito-Izquierdo et al., 2013). Selon la définition donnée à une tâche, nous pouvons distinguer dans la littérature existante trois classes de QCSP :

- **QCSP avec baies** : une tâche correspond à toutes les opérations de chargement et de déchargement dans une baie.
- **QCSP avec zone de baies** : une tâche représente toutes les opérations de chargement ou de déchargement dans une zone connectée de baies.
- **QCSP avec groupes de conteneurs** : une tâche fait référence à un groupe de conteneurs stockés dans des emplacements adjacents dans une baie.

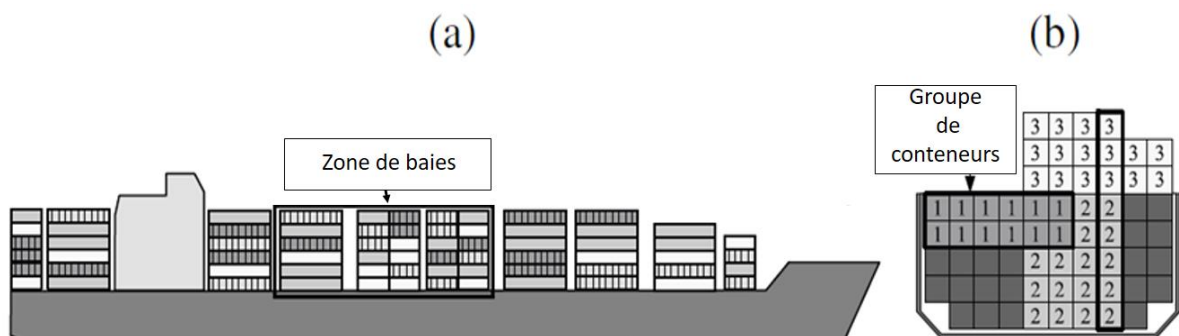


Figure V.1 Structure d'un navire porte-conteneurs (a) et une vue en coupe d'une baie (b) (adaptée de (Bierwirth and Meisel, 2010))

Le QCSP a fait l'objet de plusieurs travaux de recherche. Cependant, la plupart d'entre eux n'ont traité que la version déterministe du problème, bien qu'il soit très rare en pratique d'avoir des paramètres qui sont connus avec certitude, puisqu'ils dépendent de plusieurs facteurs tels que la durée des tâches et le temps de déplacement des grues ; ces perturbations réduisent la qualité des solutions déterministes et ont un impact significatif sur le temps de manutention du navire. De ce fait, notre contribution dans ce chapitre porte sur l'étude du QCSP stochastique, dans lequel les temps de déchargement/chargement de conteneurs et les temps de déplacement des grues entre les baies sont supposés être incertains.

Le problème est résolu avec une approche Simulation-Optimisation dont l'objectif est de profiter simultanément des grandes possibilités offertes par la simulation pour modéliser les détails du problème étudié et de la capacité de l'optimisation à trouver des solutions de bonne qualité. Une métaheuristique d'optimisation par colonies de fourmis (*Ant Colony Optimization (ACO)*) hybridée avec un algorithme de descente à voisinages variables (*Variable Neighborhood Descent (VND)*) est proposée pour déterminer les affectations des tâches aux grues de quai et les séquences d'exécution de ces tâches sur chaque grue. La simulation est utilisée à l'intérieur de l'algorithme d'optimisation pour générer des scénarios en concordance avec les probabilités de distributions des paramètres incertains, ce qui permet d'effectuer des évaluations stochastiques des solutions trouvées par chaque fourmi.

Le reste de ce chapitre est structuré comme suit. Dans la section suivante, nous présenterons un aperçu de littérature sur le problème de QCSP. Ensuite, nous donnerons une description du problème étudié dans la section 3. Nous proposerons, dans la section 4, une approche de couplage Simulation-Optimisation pour résoudre le QCSP sous incertitudes. Suivie par des expériences numériques dans la section 5. Enfin, la section 6 résume ce chapitre.

2. Etat de l'Art

La gestion des opérations dans les terminaux à conteneurs est considérée comme l'un des sujets les plus difficiles dans le domaine de la recherche opérationnelle, en raison de la complexité des systèmes étudiés. En particulier, le problème de QCSP a reçu une grande attention au cours des dernières décennies. Des états de l'art récents sur ce problème sont présentés dans [Bierwirth and Meisel \(2010, 2015\)](#), [Carlo et al. \(2015\)](#) et [Boysen et al. \(2017\)](#).

Le QCSP avec baies a été étudié pour la première fois par [Daganzo \(1989\)](#), avec l'objectif de minimiser le coût global de retard d'un navire par rapport à sa date de départ prévue. Les navires ont été supposés partitionnés en plusieurs baies et une tâche a été définie comme l'ensemble des opérations de manutention de tous les conteneurs dans une baie. Les contraintes d'interférence entre les grues de quai n'ont pas été prises en considération et les tâches étaient supposées préemptives. Les versions statique et dynamique du problème ont été étudiées et résolues par une approche exacte et une heuristique. Dans un travail connexe, un algorithme de *Branch and Bound* a été proposé par [Peterkofsky and Daganzo \(1990\)](#) pour résoudre le problème. [Lim et al. \(2004\)](#) ont étudié une version plus réaliste du QCSP avec des baies en considérant les contraintes d'interférence et les contraintes de non-simultanéité entre les tâches.

Un algorithme de programmation dynamique a été développé pour la résolution des petites instances du problème, tandis qu'une recherche tabou et une heuristique de type « *Squeaky Wheel Optimization* » ont été utilisées pour résoudre les grandes instances. [Zhu and Lim \(2006\)](#) ont étudié le QCSP avec baies dans l'objectif de minimiser la date de fin de la dernière tâche et ont considéré que les tâches sont non préemptives. Les auteurs ont démontré que le problème est NP-complet et ont proposé un algorithme de *Branch and Bound* et un algorithme de recuit simulé pour sa résolution. [Lim et al. \(2007\)](#) ont proposé une nouvelle formulation pour le QCSP avec baies et ont montré qu'il y a toujours une solution optimale parmi tous les ordonnancements unidirectionnels possibles. Une heuristique d'approximation simple et une méthode de recuit simulé ont été conçues pour résoudre le problème. Un algorithme génétique a été proposé dans [\(Lee et al., 2008\)](#) pour résoudre le QCSP avec baies. La performance de cet algorithme a été testée sur un grand nombre d'instances. Les résultats ont montré que l'algorithme génétique est très efficace puisque les déviations par rapport aux bornes inférieures ne dépassent pas 0.9% dans toutes les instances.

Peu d'articles dans la littérature ont été consacrés à l'étude du QCSP avec zone de baies. [Steenken et al. \(2001\)](#) ont traité le problème dans le but d'équilibrer les charges de travail des grues. Les auteurs ont montré que, pour les instances de taille pratique, le problème peut être réduit à un problème de partitionnement qui peut être facilement résolu par une énumération simple. [Lu et al. \(2012\)](#) ont proposé une heuristique efficace basée sur le principe de mouvement unidirectionnel des grues pour résoudre le problème. Les résultats ont montré que l'heuristique proposée offre un bon compromis entre la qualité des solutions et le temps de calcul.

Le QCSP avec groupe de conteneurs représente la variante la plus complexe et la plus réaliste du QCSP dans la littérature. Cette variante a été introduite par [Kim and Park \(2004\)](#). Dans ce travail, une tâche a été définie comme une collection de conteneurs situés les uns à côté des autres et qui partagent les mêmes caractéristiques, à savoir : le même port d'origine ou de destination, le même poids, et le même type d'opération. Les auteurs ont proposé une formulation linéaire du problème, avec l'objectif de minimiser la date de fin de la dernière tâche sur le navire. Cette formulation prend en compte les contraintes d'interférence entre les grues de quai, les contraintes de précédence entre les opérations de manutention des tâches et la date de disponibilité des grues de quai. Une méthode de *Branch and Bound* et un algorithme de type *GRASP (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure)* ont été proposés pour résoudre le problème. Les résultats ont montré que la méthode de *Branch and Bound* est meilleure sur les instances de petite taille, tandis que *GRASP* la surpasse sur les grandes instances. Cette formulation a été révisée ultérieurement dans [Moccia et al. \(2006\)](#), pour corriger certains cas où les interférences entre les grues ne peuvent pas être détectées. Les auteurs ont résolu le problème par une méthode de *Branch and Cut*. Les tests numériques ont montré que la méthode proposée améliore significativement les résultats trouvés par [Kim and Park \(2004\)](#). [Sammarrà et al., \(2007\)](#) ont étudié le QCSP avec les mêmes hypothèses faites dans les deux travaux précédents. Ils ont montré que le problème peut être séparé en un problème de tournées et un problème d'ordonnancement. Une recherche tabou a été appliquée pour la résolution du

problème de tournées, et une technique de recherche locale a été utilisée pour résoudre le problème d'ordonnancement. Les résultats ont révélé que l'algorithme proposé surpasse la méthode de *Brunch and Cut* (Moccia et al., 2006) en termes de temps de calcul, mais conduit à une légère baisse au niveau de la qualité des solutions dans les grandes instances. Bierwirth and Meisel (2009) ont également amélioré le modèle proposé dans (Kim and Park, 2004) et ont présenté une heuristique basée sur le principe de mouvement unidirectionnel des grues (*Unidirectional Scheduling (UDS)*) pour résoudre le problème. Les tests ont révélé que la performance de cette heuristique surpasse tous les algorithmes proposés précédemment en termes de qualité des solutions et de temps de calcul. Un algorithme génétique a été proposé par (Chung and Choy, 2012) pour traiter le QCSP avec groupes de conteneurs. Les expériences ont été réalisées sur les jeux de données proposés par Kim and Park (2004), et les résultats ont montré que l'algorithme génétique est compétitif par rapport aux algorithmes existants. Monaco and Sammarra (2011) ont étudié le QCSP avec un groupe de conteneurs en supposant que les grues de quai ne peuvent effectuer que des déplacements unidirectionnels et que les disponibilités des grues sont données par des fenêtres de temps. Une recherche tabou a été développée pour résoudre le problème, et son efficacité a été testée sur une version modifiée des jeux de données de Kim and Park (2004) et sur une application réelle dans le terminal italien de *Gioia Tauro*. Dans (Wang and Kim, 2011), le QCSP a été combiné avec le problème de gestion des zones de stockage dans le but de minimiser le temps passé par les navires dans le port et un GRASP algorithme a été proposé pour la résolution du problème. Dans les travaux de Nguyen et al. (2013), deux approches évolutionnaires basées sur la programmation génétique et l'algorithme génétique ont été proposées pour résoudre le QCSP. Les résultats numériques ont montré que les méthodes proposées offrent des meilleures solutions que les algorithmes existants dans littérature sur plusieurs instances.

Meisel et Bierwirth (2011) ont proposé des nouveaux jeux de données pour les QCSP, qui se composent de 400 instances allant de 10 à 100 tâches et de 2 à 6 grues. Ces jeux de données ont été largement utilisés dans certains travaux récents comme (Kaveshgar et al., 2012), (Unsal et Oguz, 2011), (Chen et al., 2014) et (Rouky et al., 2015).

Bien qu'une attention considérable ait été accordée dans la littérature aux différentes variantes du QCSP, à notre connaissance, très peu de travaux ont étudié le QCSP avec des incertitudes. Legato et al. (2010) ont été les premiers à aborder le QCSP tout en prenant en compte les incertitudes. Ils ont pris en considération les incertitudes sur les temps de manutention et ont proposé un algorithme de recuit simulé pour résoudre le QCSP et une simulation à événements discrets pour évaluer les solutions. Dans un travail récent, AL-Dhaheri et al. (2016) ont étudié le problème conjoint d'ordonnancement de grues (QCSP) avec baies et de tournées des chariots cavaliers (*Straddle Carriers Routing Problem (SCRIP)*) dans le but d'améliorer la compétitivité d'un terminal à conteneurs. Le caractère aléatoire et dynamique du processus de déchargement de conteneurs a été considéré et un algorithme génétique basé sur la simulation a été proposé pour la résolution. Les tests numériques ont démontré l'importance de l'utilisation de la simulation pour obtenir des solutions plus réalistes.

Notre contribution dans ce chapitre est différente des travaux antérieurs de [Legato et al. \(2010\)](#) et [AL-Dhaheiri et al. \(2016\)](#) ; puisque, d'une part, notre procédure de simulation est utilisée à l'intérieure de l'approche d'optimisation pour évaluer toutes les solutions possibles obtenues par l'algorithme d'optimisation plutôt que d'évaluer uniquement la meilleure solution trouvée, comme c'est le cas dans ([Legato et al., 2010](#)). D'autre part, ce travail est consacré à l'étude du QCSP avec un groupe de conteneurs, qui est connu pour être plus complexe que le QCSP avec baies étudiées dans ([AL-Dhaheiri et al., 2016](#)). De plus, à notre connaissance, c'est la première fois dans la littérature que l'intégration d'un algorithme d'optimisation par colonies de fourmis (ACO) avec une procédure de simulation est considérée pour résoudre un problème de QCSP sous incertitudes.

3. Description du Problème

Comme il a été expliqué dans la première section, le QCSP consiste à planifier les opérations de déchargement et de chargement des conteneurs par un ensemble de grues de quai affectées à un navire. Par extension, le QCSP incertain peut être défini comme une variante du QCSP dans laquelle les temps de manutention des tâches et les temps de déplacement des grues entre les positions de ces tâches (i.e. entre les baies) sont supposés être incertains et leurs valeurs sont données par des probabilités de distribution. Formellement, dans le problème de QCSP incertain, un navire est repartitionné en un ensemble de zones de stockages $B = \{1, \dots, |B|\}$ appelées baies. Ces baies sont destinées au stockage d'un ensemble de tâches $T = \{T_1, \dots, T_N\}$, qui représentent des opérations de chargement et de déchargement de conteneurs qui doivent être exécutées par un ensemble de grues de quai $Q = \{Q_1, \dots, Q_C\}$ affectées au navire. Chaque tâche T_i est caractérisée par sa position l_i , qui représente le numéro de la baie où elle est (ou sera) contenue. Les grues de quai et les baies sont toutes les deux supposées indexées par ordre croissant de gauche à droite. Le temps de manutention des tâches et le temps de déplacement des grues de quai entre les baies sont supposés être des variables aléatoires indépendantes avec des probabilités de distribution connues ; le temps de manutention incertain \tilde{P}_i associé à la tâche T_i suit une loi 32-Erlang avec une moyenne P_i , et le temps de déplacement incertain \tilde{t} entre deux baies adjacentes suit une loi triangulaire avec une borne inférieure égale à une minute, un mode de 1.5 minute et une borne supérieure de 2.5 minutes. Des contraintes de précédence sont définies entre les tâches pour respecter le plan de chargement initial des conteneurs sur le navire. En effet, dans le QCSP avec groupe de conteneurs, plusieurs tâches peuvent être contenues dans une même baie. Ainsi, les tâches de déchargement doivent précéder les tâches de chargement, les opérations de déchargement depuis le pont du navire doivent précéder le déchargement depuis la cale et les opérations de chargement sur la cale du navire doivent être effectuées avant les opérations de chargement sur le pont. On note par ϕ l'ensemble de tous les couples de tâches liées par des relations de précédences, et par e_i l'ensemble de toutes les tâches qui doivent être exécutées avant la tâche T_i . Les grues de quai sont montées sur un ensemble commun de voies et par conséquent elles ne sont pas autorisées à se croiser (contraintes d'interférence). De plus, pour éviter les collisions entre les grues, certaines tâches situées dans des baies adjacentes ne peuvent pas être traitées simultanément. On note par ψ l'ensemble de couples de tâches qui sont

liées par des relations de non-simultanéité et par E_i l'ensemble des tâches qui ne peuvent pas être effectuées simultanément avec la tâche T_i . Enfin, pour chaque grue de quai Q_c , une position initiale l_c^0 et une date de disponibilité r_c^0 sont données.

Tableau V.1 Exemple de données d'entrée pour le QCSP incertain

Numéro de la tâche	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Position (l_i)	2	10	3	2	6	2	7	7	3	5
Type de l'opération	L	L	U	U	U	L	U	L	U	U
Type de la tâche	H	D	D	H	D	D	D	H	H	H
Valeur initiale du temps de manutention (P_i)	41	19	6	12	37	34	48	10	56	3
Relation de précédence	$\phi = \{(T_4, T_1), (T_4, T_6), (T_1, T_6), (T_3, T_9), (T_7, T_8)\}$									
Relation de non-simultanéité	$\psi = \{(T_4, T_3), (T_4, T_9), (T_1, T_3), (T_1, T_9), (T_6, T_3), (T_6, T_9), (T_{10}, T_5), (T_5, T_7), (T_5, T_8)\} \cup \phi$									
Grues de Quai	1	2								
Position initiale	1	6								
Date de disponibilité	0	0								
Distribution de probabilité pour \tilde{P}_i	32-Erlang									
Distribution de probabilité pour \tilde{t}	Triangulaire									

L: Opération de chargement (Loading) ; U : Opération de déchargement (Unloading); H : Cale (Hold) ; D : Pont (Deck)

Le **Tableau V.1** présente un exemple d'instance du QCSP avec incertitudes. Cette instance est composée de 2 grues de quai destinées à la manutention de 10 tâches dans un navire divisé en 10 baies. Les lignes de 2 à 5 représentent les attributs de chaque tâche à savoir : sa position dans le navire (donnée par le numéro de baie), la nature de l'opération qu'elle représente (i.e. chargement (Loading (L)) ou déchargement (Unloading (U))), si la tâche est placée sur le pont du navire (Deck (D)) ou dans sa cale (Hold (H)) et enfin la valeur initiale de son temps de manutention prévu P_i . Les relations de présidence et de non-simultanéité sont rapportées dans les lignes 6 et 7. Les deux grues de quai sont supposées être disponibles dès le début de l'horizon de planification et sont initialement situées dans la baie 1 et la baie 6, respectivement. La **Figure V.2.(a)** donne une illustration de cette instance, et la **Figure V.2.(b)** fournit une représentation simple des relations de précédence.

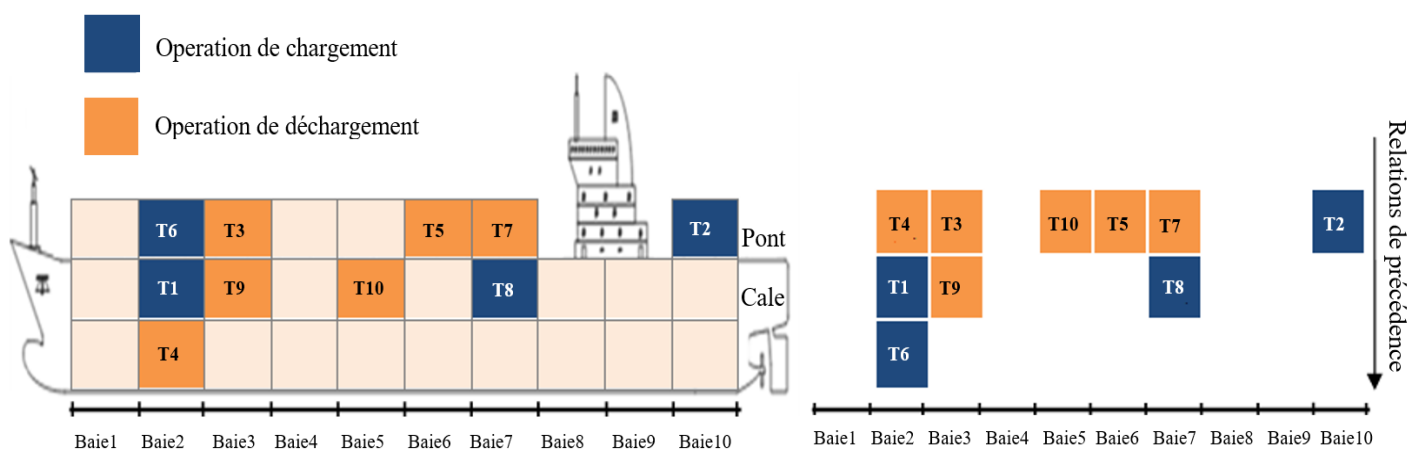


Figure V. 2 (a) Illustration d'une instance du QCSP incertain et (b) Représentation des relations de précédence entre les tâches

Dans cette instance, trois tâches sont situées dans la baie 2 ; une opération de déchargement T4 et deux opérations de chargement T6 et T1. Ainsi, T4 doit être exécutée avant les tâches T6 et T1, et la tâche T1 doit précéder T6, car le chargement sur la cale précède le chargement sur le pont.

Le QCSP peut être vu comme un problème d'ordonnancement à machines identiques parallèles, connu comme étant NP-difficile (Michael, 1995). Par conséquent, nous proposerons dans la section suivante une approche de couplage Simulation-Optimisation basée sur un algorithme d'optimisation par colonies de fourmis pour résoudre le problème sous incertitudes.

4. Résolution par Simulation-Optimisation

Les approches de couplage Simulation-Optimisation ont été appliquées avec succès à un large éventail de problèmes liés à la logistique portuaire (Abourraja et al., 2017 ; Benghalia et al., 2016), au transport ferroviaire (Tréfond et al., 2017), à la gestion des risques (Better et al., 2008) et aux systèmes de production (Lim et al., 2006), entre autres. En particulier, elles ont montré leur plus grand avantage lorsqu'elles étaient appliquées à des problèmes hautement dynamiques et incertains, comme la gestion de la chaîne de transport sous des incertitudes sur la demande (Jung et al., 2004), les problèmes de localisation et des tournées stochastiques (Herazo-Padilla et al., 2015) et le problème de conception des terminaux à conteneurs avec incertitudes (Zhou et al., 2016).

Dans cette section, nous proposons une nouvelle approche de couplage Simulation-Optimisation (S-O) basée sur un algorithme d'optimisation par colonies de fourmis pour résoudre le QCSP sous incertitudes. L'objectif est de minimiser la date de fin de la dernière tâche exécutée (connue sous le nom de makespan). La section 4.1 présente la structure générale de l'approche de couplage proposée, tandis que les étapes des différentes méthodes d'optimisation et de simulation implémentées sont entièrement décrites dans les sections de 4.2 à 4.5.

4.1. Structure Générale du Couplage

Comme le montre la Figure V.3, l'approche S-O commence par charger les données d'entrée depuis le fichier d'instance. Les données d'entrée représentent le nombre de tâches, le nombre de grues de quai affectées au navire, les positions des tâches (i.e. les numéros de baies), le type des tâches et leur emplacement dans le pont ou dans la cale du navire. Une itération I de l'approche S-O commence par attribuer à la position l_c de chaque grue de quai et à sa date de disponibilité r_c leurs valeurs initiales. Une procédure d'optimisation par colonies de fourmis est ensuite exécutée pour déterminer un ensemble d'ordonnements réalisables pour le QCSP. Dans cette procédure, nous utilisons une colonie composée de m fourmis $\{f^1, f^2, \dots, f^m\}$, chaque fourmi f^k est responsable de trouver un ordonnancement réalisable $X_0(I, f^k)$ qui détermine une affectation initiale des tâches aux grues de quai et la séquence d'exécution des tâches par les grues de quai, tout en respectant les contraintes de précédence, d'interférence et de non-simultanéité. L'ordonnement initial est calculé en n'utilisant que

les valeurs nominales sur les temps de manutention des tâches et sur les temps de déplacement des grues entre les baies. Ensuite, un algorithme de descente à voisinages variables (VND), utilisé comme une recherche locale, est exécuté pour améliorer l'ordonnement initial $X_0(I, f^k)$ trouvé par la procédure d'optimisation par colonies de fourmis. L'ordonnement obtenu après l'application de la recherche locale est noté $X_1(I, f^k)$. La simulation est utilisée pour évaluer chaque ordonnancement sur des scénarios réalistes générés en concordance avec les probabilités de distribution des temps de déplacement et des temps de manutention. À la fin de la simulation, la valeur en espérance de la fonction objectif (i.e. espérance du makespan sur tous les scénarios) de chaque ordonnancement est calculée et comparée, et une mise à jour globale est exécutée pour renforcer la trace de phéromone sur les arcs de la meilleure solution trouvée à l'itération I . L'approche s'arrête lorsqu'un nombre maximal d'itérations est atteint et la meilleure solution X_{best} sur toutes les itérations est retournée.

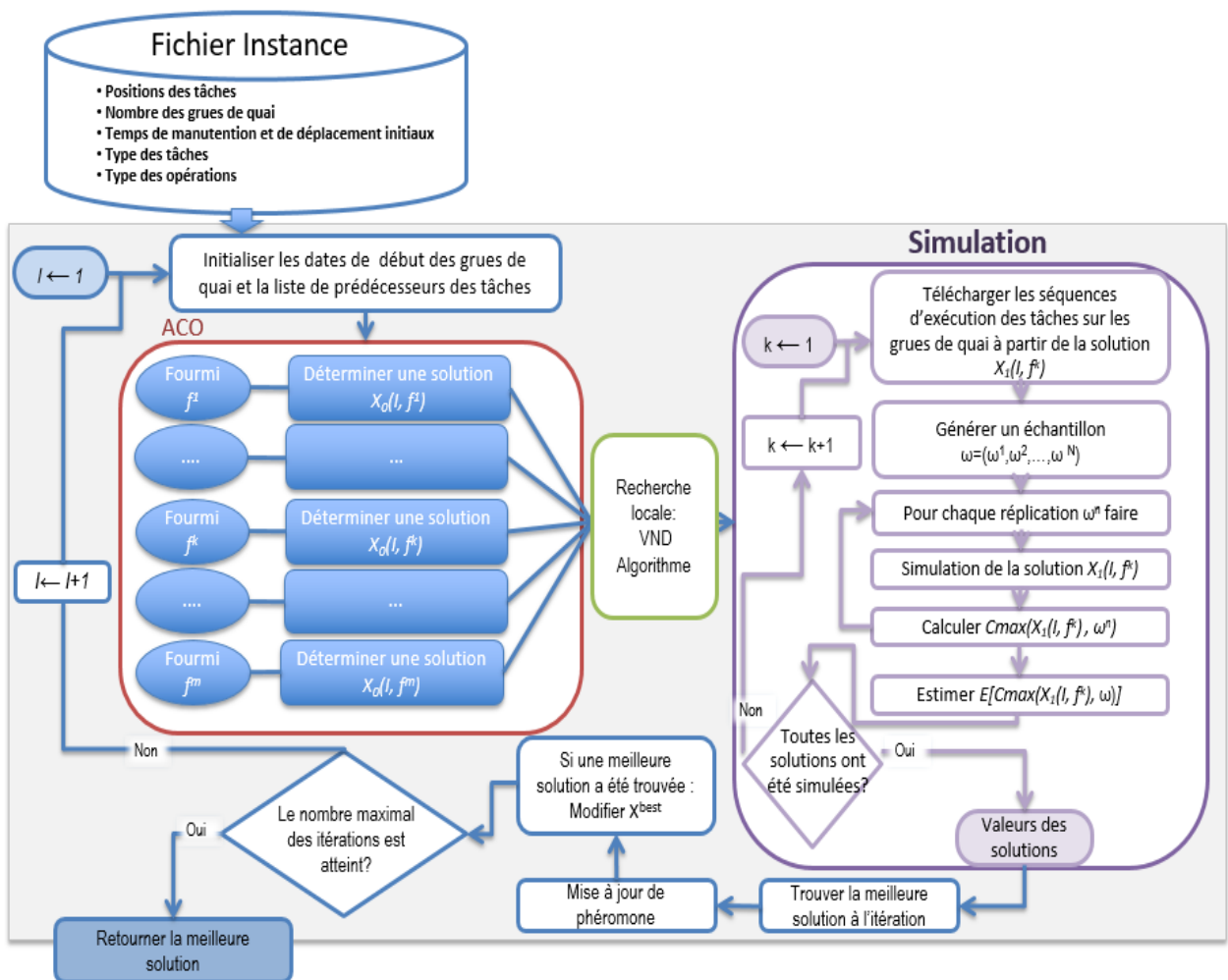


Figure V. 3 Structure générale de l'approche de couplage Simulation-Optimisation

4.2. Procédure d'Optimisation par Colonies de Fourmis

L'algorithme d'optimisation par colonies de fourmis (ACO) est considéré comme l'un des meilleurs choix pour résoudre les problèmes d'ordonnement, car la littérature sur ces problèmes a démontré son efficacité pour donner de bonnes solutions (Rajendran et al., 2004 ; Hirsch et al., 2012 ; Thiruvady et al., 2016 ; Bencheikh et al., 2016 ; El Khoukhi et al. 2017).

4.2.1. Représentation Graphique

Dans chaque itération I de l'approche du couplage S-O une structure ACO qui se compose de m fourmis $\{f^1, f^2, \dots, f^m\}$ est utilisée. Chaque fourmi f^k construit un ordonnancement initial $X_0(I, f^k)$ tout en considérant les attributs des tâches et des grues de quai, et en utilisant que les valeurs nominales sur les temps de manutention des tâches et sur les temps de déplacement des grues de quai. Les fourmis se déplacent durant les étapes de recherche de solutions suivant un graphe biparti (Figure V.4). Les sommets du premier niveau de ce graphe représentent les grues de quai tandis que les sommets du deuxième niveau représentent les tâches. Deux sommets fictifs S et F sont ajoutés à ce graph pour représenter le début et la fin de déplacement d'une fourmi.

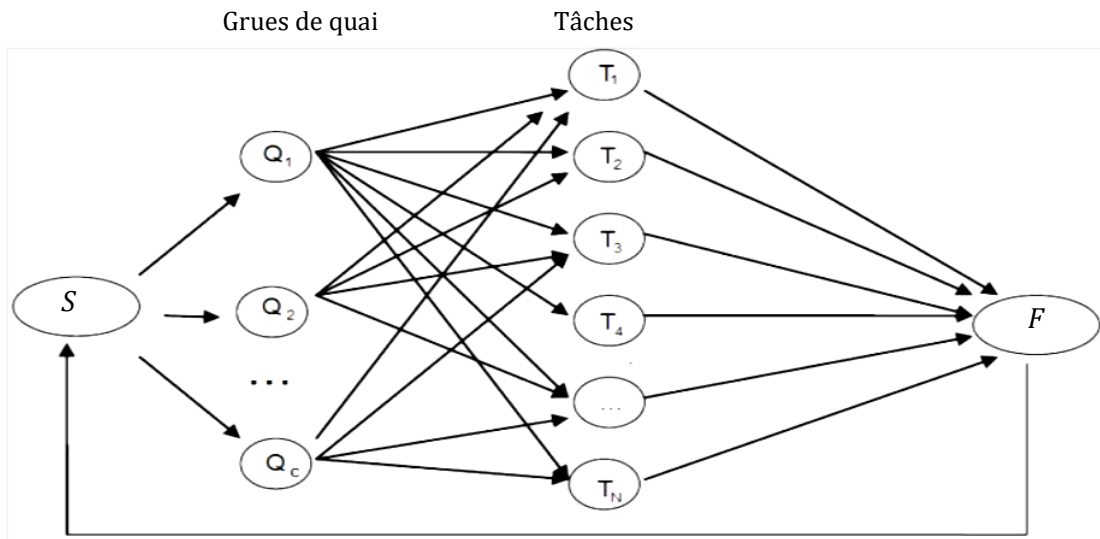


Figure V. 4 Graphe de déplacement des fourmis

4.2.2. Choix d'une Grue de Quai

Chaque fourmi commence à construire un ordonnancement réalisable à partir de la position initiale S . Elle sélectionne la première grue de quai Q_c à utiliser selon la règle de transition définie dans l'équation (V.1), où q un nombre réel choisi aléatoirement dans l'intervalle $[0, 1]$, et q_0 est un paramètre de l'algorithme. Ainsi, en fonction de la valeur de q , nous exécutons soit une stratégie qui favorise le choix de la grue de quai avec la date de disponibilité r_c la plus proche, ou une stratégie où nous sélectionnons une grue de quai aléatoire Q_0 .

$$P_{Sc}^k = \begin{cases} \operatorname{argmin}_{c=1..C} r_c & \text{si } q < q_0 \\ Q_0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{V.1})$$

4.2.3. Liste des Tâches Candidates

Une fois qu'une grue de quai Q_c est sélectionnée, la fourmi définit un ensemble de tâches candidates pouvant être exécutées par la grue actuelle. L'ensemble des tâches candidates d'une fourmi est noté J^k et contient toutes les tâches T_i qui ne sont pas encore affectées à une grue

de quai (i.e. les tâches qui ne sont pas dans l'ensemble des tâches déjà sélectionnées O^k par la fourmi f^k) et que leur liste de prédécesseurs e_i est vide.

$$T_i \in J^k \text{ si } \begin{cases} e_i = \emptyset \\ T_i \notin O^k \end{cases} \quad (V.2)$$

4.2.4. Choix d'une Tâche

Ensuite, la fourmi choisit parmi les tâches candidates de l'ensemble J^k , la tâche suivante T_i à affecter à la grue actuelle Q_c conformément à la seconde règle de transition définie dans l'équation (V.3).

$$P_{ci}^k = \begin{cases} \frac{(\tau_{ci})^\alpha (\eta_{ci})^\beta}{\sum_{j \in J^k} (\tau_{cj})^\alpha (\eta_{cj})^\beta} & \text{si } i \in J^k \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (V.3)$$

Où, τ_{ci} représente la quantité de phéromone sur l'arc (c, i) . La trace de phéromone représente la mémoire de l'ACO et elle est utilisée pour favoriser les déplacements sur les arcs sélectionnés par un grand nombre de fourmis. Cette trace est initialisée au début de l'approche S-O par une petite valeur τ_0 et mise à jour localement dans l'ACO à chaque fois qu'une tâche est sélectionnée (voir section 4.2.6). Une mise à jour globale de la trace de phéromone est également effectuée à la fin de chaque itération de l'approche S-O selon le mécanisme décrit dans la section 4.5. η_{ci} représente l'information heuristique associée à l'affectation de la tâche T_i à la grue actuelle Q_c , η_{ci} fournit des informations utiles sur le problème et guide les fourmis dans la procédure de recherche de solutions. Deux stratégies différentes sont proposées dans la section suivante pour l'information heuristique. Les paramètres α et β sont introduits pour contrôler la direction de recherche en déterminant l'intensité relative à la trace de phéromone et à l'information heuristique.

4.2.5. Information Heuristique

Afin de converger vers des solutions de bonne qualité dans la procédure ACO, nous proposons deux différentes stratégies pour l'information heuristique :

- **Stratégie de la date de début au plus tôt (*Earliest Start Time strategy (EST)*) :** Cette stratégie est basée sur les dates de début d'exécution possibles des tâches candidates. La date de début au plus tôt d'une tâche $T_i \in J^k$ est définie dans l'équation (V.4) comme la première date dans laquelle la grue de quai courante Q_c peut commencer l'exécution de la tâche T_i , sans violations des contraintes de non-simultanéité et d'interférence.

$$EST_i = \max(r_c, \max_{j \in O^k \cap E_i} C_j, \max_{\substack{s < c \\ l_s > l_i}} r_s, \max_{\substack{s > c \\ l_s < l_i}} r_s) \quad (V.4)$$

L'information heuristique associée à la stratégie EST est définie par l'équation (V.5) comme suit :

$$\eta_{ci} = \frac{1}{1 + EST_i} \quad (V.5)$$

- **Stratégie de la charge de travail locale (Local Work Load strategy (LWL)) :** Cette stratégie est basée sur la charge de travail restante au voisinage d'une tâche candidate $T_i \in J^k$. L'équation (V.6) définit la charge de travail locale comme la somme des temps de manutention nominaux P_j des tâches $T_j, j \neq i$ dans un rayon de 2 baies de la position l_i de la tâche T_i .

$$LWL_i = \sum_{j \in L} P_j, L = \{T_j, |l_i - l_j| \leq 2\} \quad (V.6)$$

L'information heuristique associée à la stratégie LWL est définie par l'équation (V.7) comme suit :

$$\eta_{ci} = \frac{P_i + \hat{t}|l_c - l_i|}{1 + LWL_i} \quad (V.7)$$

Où P_i est le temps de manutention initial de la tâche candidate T_i et \hat{t} représente le temps de déplacement initial d'une grue de quai entre deux baies adjacentes. $\hat{t}|l_c - l_i|$ fournit ainsi le temps nécessaire pour se déplacer de la position l_c de la grue Q_c à la position l_i de la tâche T_i .

4.2.6. Mise à Jour Locale de Phéromone

Une fois qu'une tâche T_i est affectée à la grue Q_c , la fourmi f^k se déplace vers le sommet F et met à jour l'ensemble de ses informations. En effet, la fourmi ajoute la tâche sélectionnée à l'ensemble O^k des tâches déjà sélectionnées et supprime cette tâche des ensembles de tâches prédécesseurs e_j de toutes les autres tâches T_j telles que $T_j \neq T_i$. Ensuite, nous attribuons une date de fin de manutention C_i à la tâche T_i selon la relation (V.8) et nous mettons la date de disponibilité r_c de la grue de quai courante Q_c à C_i .

$$C_i = \max(r_c, \max_{j \in O^k \cap E_i} C_j, \max_{\substack{s < c \\ l_s > l_i}} r_s, \max_{\substack{s > c \\ l_s < l_i}} r_s) + \hat{t}|l_c - l_i| + P_i \quad (V.8)$$

Enfin, nous effectuons une mise à jour locale de phéromone sur l'arc (c, i) suivant la relation (V.9) :

$$\tau_{ci} = \tau_{ci} + (1 - \rho)\tau_0 \quad (V.9)$$

Les étapes de 4.2.2 à 4.2.6 sont répétées jusqu'à ce que toutes les tâches soient sélectionnées par la fourmi courante f^k . Ensuite la fourmi suivante f^{k+1} commence la

construction de son ordonnancement $X_0(I, f^{k+1})$. La procédure ACO est résumée dans l'algorithme V.1.

Algorithme V.1: Procédure ACO

```

1:  Entrées: Itération I; Stratégie Heuristique (HS): EST ou LWL; Trace de phéromone  $\tau$ 
2:  pour  $k \leftarrow 1$  à  $m$  faire
3:      Initialiser les listes des prédécesseurs  $e_i$  des tâches
4:      Pour chaque grue de quai  $Q_c$  : Régler la date de disponibilité  $r_c$  à  $r_c^0$  et la position courante  $l_c$  à  $l_c^0$ 
5:       $X_0(I, f^k) \leftarrow \emptyset$  and  $O^k \leftarrow \emptyset$ 
6:      répéter
7:          Assigner une valeur aléatoire dans l'intervalle  $[0,1]$  au paramètre  $q$ 
8:          si  $q \leq q_0$  alors
9:               $Q_c \leftarrow \underset{c=1..C}{\operatorname{argmin}} r_c$ 
10:         sinon
11:             Sélectionner une grue de quai aléatoire  $Q_c \leftarrow Q_0 \in Q$ 
12:         fin si
13:         pour  $i \leftarrow 1$  à  $N$  faire
14:             si  $((T_i \notin O^k) \wedge (e_i = \emptyset))$  alors
15:                 Insérer  $T_i$  dans la liste des candidats  $J^k$ 
16:             fin si
17:         fin pour
18:         Pour chaque tâche  $T_i \in J^k$  faire
19:             si HS=EST alors
20:                  $EST_i \leftarrow \max(r_c, \max_{j \in O^k \cap E_i} C_j, \max_{\substack{s < c \\ l_s > l_i}} r_s, \max_{\substack{s > c \\ l_s < l_i}} r_s)$ 
21:                  $\eta_{ci} \leftarrow \frac{1}{1 + EST_i}$ 
22:             sinon si HS=LWL alors
23:                  $LWL_i = \sum_{j \in L} P_j, L = \{T_j, |l_i - l_j| \leq 2\}$ 
24:                  $\eta_{ci} \leftarrow \frac{P_i + \hat{t}|l_c - l_i|}{1 + LWL_i}$ 
25:             fin si
26:             fin pour
27:             Sélectionner la tâche  $T_i$  qui va être exécutée par la grue  $Q_c$  suivant la probabilité  $\frac{(\tau_{ci})^\alpha (\eta_{ci})^\beta}{\sum_{j \in J^k} (\tau_{cj})^\alpha (\eta_{cj})^\beta}$ 
28:             Ajouter  $T_i$  à  $O^k$  et la supprimer de toutes les listes de prédécesseurs  $e_j$  des tâches  $T_j$  telles que  $T_i \neq T_j$ 
29:              $C_i \leftarrow \max(r_c, \max_{j \in O^k \cap E_i} C_j, \max_{\substack{s < c \\ l_s > l_i}} r_s, \max_{\substack{s > c \\ l_s < l_i}} r_s) + \hat{t}|l_c - l_i| + P_i$  et assigner la valeur  $C_i$  à  $r_c$ 
30:             Mise à jour locale de phéromone :  $\tau_{ci} = \tau_{ci} + (1 - \rho)\tau_0$ 
31:              $X_0(I, f^k) \leftarrow X_0(I, f^k) \cup \{< Q_c, T_i, C_i >\}$ 
32:         Jusqu'à (toutes les tâches sont sélectionnées)
33:     fin pour
34:     retourner  $(X_0 = \{X_0(I, f^1), \dots, X_0(I, f^m)\})$ 
    
```

4.3. Recherche Locale : Descente à Voisinages Variables

Dans cette section, nous utilisons un algorithme de descente à voisinages variables (*Variable Neighborhood Decent algorithm (VND)*) pour améliorer la qualité des solutions trouvées par la procédure ACO. VND est connue par ses capacités à s'échapper des optimums locaux (Hansen et al., 2010). L'algorithme VND est exécuté sur tous les ordonnancements trouvés par les fourmis, il prend en entrée un ordonnancement initial $X_0(I, f^k)$ et tente

itérativement de l'améliorer en employant un ensemble de structures de voisinage. L'ordre d'exploration des structures de voisinage est généré de manière aléatoire à chaque appel de l'algorithme. VND exécute la première structure de voisinage tant qu'une amélioration est obtenue, et passe à la suivante lorsque la précédente ne parvient plus à améliorer la solution courante. VND s'arrête lorsque toutes les structures de voisinage sont appliquées. Les étapes de l'algorithme VND sont présentées dans l'[Algorithme V.2](#) et les différentes structures de voisinage utilisées sont décrites ci-dessous.

- **Swap1** : Sélectionner au hasard une grue de quai et examiner tous les échanges possibles entre chaque paire de tâches affectées à cette grue, seuls les échanges possibles sont considérés.
- **Swap 2** : Sélectionner au hasard deux grues de quai différentes et examiner tous les échanges de tâches possibles entre les grues sélectionnées, seuls les échanges possibles sont pris en compte.
- **Relocate** : Sélectionnez au hasard une grue de quai et examiner tous les mouvements possibles des tâches actuellement assignées à cette grue de quai à une position différente sur la même grue, seuls les mouvements possibles sont pris en compte.

Algorithme V.2 : Descente à voisinages variables (VND)

```

1: Entrée : Itération I ; un ordonnancement initial  $X_0(I, f^k)$ 
2: Soit  $\Gamma$  le nombre de structures de voisinage (NS)
3: Générer aléatoirement la séquence d'exécution des structures de voisinages
4:  $it \leftarrow 1$ 
5:  $X_1(I, f^k) \leftarrow X_0(I, f^k)$ 
6: faire
7:   Générer un voisinage  $X'(I, f^k)$  de  $X_1(I, f^k)$  en utilisant  $NS_{it}$ 
8:   si  $Cmax(X'(I, f^k)) < Cmax(X_1(I, f^k))$  alors
9:      $X_1(I, f^k) \leftarrow X'(I, f^k)$ 
10:   sinon
11:      $it \leftarrow it + 1$ 
12:   fin si
13: tant que ( $it < \Gamma$ )
14: retourner  $X_1(I, f^k)$ 

```

4.4. Procédure de Simulation

Les expériences de simulation sont effectuées à l'aide de l'outil *Anylogic* ([Multimethod Software, 2015](#)). AnyLogic est un simulateur multi-approches, doté d'une boîte à outils riche et facile à maîtriser, qui permet de combiner efficacement les différentes techniques de simulation (simulation à base d'agents, simulation à événements discrets et dynamique de système). Anylogic est utilisé pour l'analyse, la collecte et la comparaison des résultats ainsi que pour l'extension, la visualisation et l'expérimentation de la simulation.

La procédure de simulation commence par générer un échantillon de scénarios $w = \{w^1, w^2, \dots, w^N\}$, chaque élément de cet échantillon représente une réplique de l'expérience de

simulation. Chaque réplication définit un scénario possible généré en concordance avec les probabilités de distribution des paramètres incertains. Les temps de déplacement des grues de quai entre les baies sont générés selon une distribution triangulaire avec une borne inférieure égale à 1 minute, un mode de 1.5 minute et une borne supérieure de 2.5 minutes. Les temps de manutention des tâches suivent une distribution 32-Erlang avec une moyenne P_i . Une simulation à événements discrets (*Discrete Event Simulation (DES)*) est ensuite utilisée pour évaluer les ordonnancements obtenus lors de la procédure d'optimisation et pour corriger les dates de début et de fin des tâches en fonction de chaque scénario. La simulation commence par lire les séquences d'exécution des tâches sur les grues de quai à partir de la solution $X_1(I, f^k)$ fournie par le processus d'optimisation et les valeurs des paramètres incertains à partir de la réplication w^n . Nous utilisons le statut de chaque grue de quai, i.e. "inactive" "occupée" ou "ne peut pas être sélectionnée" et le nombre de tâches en attente d'exécution par chaque grue de quai comme deux variables pour décrire l'état du système simulé. Les grues de quai sont marquées comme "occupées" jusqu'à ce que leurs dates de disponibilité soient atteintes.

Ensuite, la première grue de quai qui est disponible est sélectionnée, et se déplace à la position de la première tâche dans sa séquence et les opérations de manipulation des conteneurs associées à cette tâche démarrent. Juste après, la grue de quai sélectionnée change son statut de "inactive" à "occupée" et une autre grue disponible est sélectionnée. Dans le cas où plusieurs grues de quai afficheraient des dates de disponibilité similaires, la priorité est donnée à la grue avec l'indice le plus bas. Avant d'effectuer un mouvement d'une grue de quai, nous vérifions tout d'abord si ce déplacement provoque des interférences, si c'est le cas, nous changeons le statut de la grue de quai à "ne peut pas être sélectionnée maintenant" et nous sélectionnons une autre grue libre.

Le statut d'une grue de quai change également à "ne peut pas être sélectionnée maintenant" si la première tâche dans sa séquence ne peut pas être exécutée simultanément avec l'une des tâches en cours d'exécution par d'autres grues de quai. Lorsque les opérations de manutention d'une tâche se terminent, la grue de quai qui exécutait cette tâche change son statut en "inactive" et le nombre de tâches en attente d'exécution par cette grue diminue par 1. Le processus de simulation se termine lorsque le nombre de tâches en attente dans toutes les grues de quai est égal à 0. À la fin de la simulation, la date de fin de la dernière tâche exécutée est retournée.

Cette expérience est réalisée pour tous les ordonnancements $X_1(I, f^1), \dots, X_1(I, f^m)$ obtenus à la fin du processus d'optimisation, et la valeur en espérance du makespan de chaque ordonnancement est calculée par:

$$E(Cmax(X_1(I, f^k), w)) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N Cmax(X_1(I, f^k), w^n) \quad (V.10)$$

La [Figure V.4](#) résume les différentes étapes de la procédure de simulation à événements discrets proposée dans cette section.

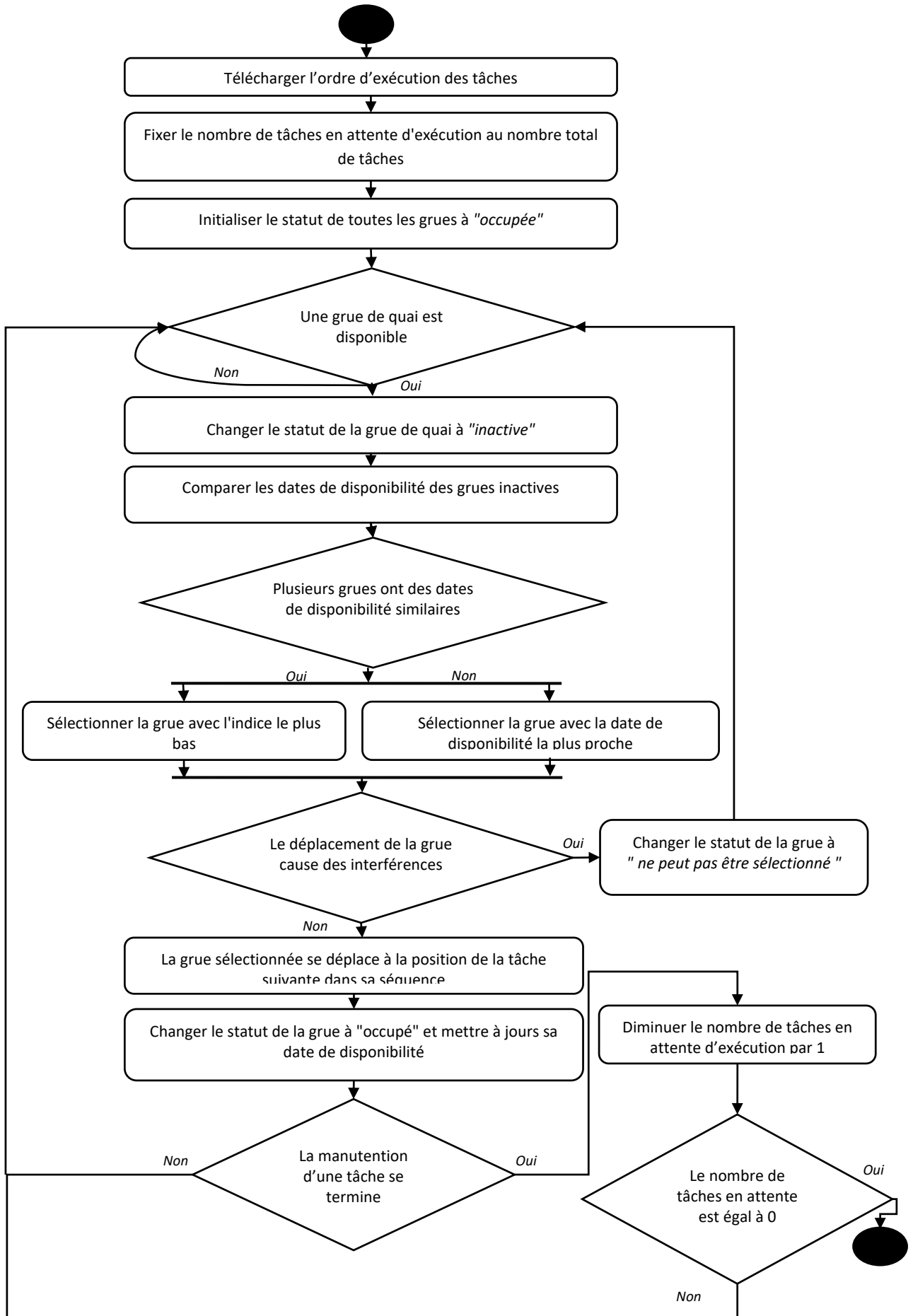


Figure V. 5 Organigramme de la simulation à événements discrets

4.5. Mise à jour Globale de Phéromone

À la fin de chaque itération de l'approche Simulation-Optimisation, les différents ordonnancements obtenus sont comparés, et une mise à jour globale de la trace de phéromone est effectuée sur les arcs constituant l'ordonnancement avec l'espérance de makespan le moins élevé, selon l'équation suivante :

$$\tau_{ci} = (1 - \rho)\tau_{ci} + \rho\Delta\tau_{ci} \quad (V.11)$$

$\Delta\tau_{ci} = 1/E(Cmax(X_{Iterbest}))$ est la quantité de phéromone ajoutée à l'arc (c, i) du meilleur ordonnancement à l'itération I , et ρ est le coefficient d'évaporation de phéromone.

5. Expériences Numériques

Dans cette section, plusieurs expériences numériques sont exécutées pour évaluer la performance de l'approche de couplage S-O proposée. Tout d'abord, le choix des meilleurs paramètres pour l'algorithme ACO et la procédure de simulation est étudié. Ensuite, dans le cas déterministe la performance de la procédure d'optimisation par colonies de fourmis hybrides (HACO) (i.e. l'ACO et l'algorithme VND) est testée sur les jeux de données présentés dans (Kim and Park, 2004). Dans le cas stochastique, deux mesures sont proposées pour comparer la performance de l'approche S-O en utilisant les stratégies EST et LWL. Toutes les expériences sont réalisées sur une machine Intel(R) Core i5-3337U, 1,80 GHz avec 6,00 Go de RAM.

5.1. Réglage des Paramètres de l'Approche Simulation-Optimisation

5.1.1. Paramètres de l'Algorithme d'Optimisation

En général, l'efficacité d'une métaheuristique dépend de ses paramètres. En effet, un bon réglage peut permettre une convergence rapide vers des solutions de haute qualité et un choix aléatoire peut entraîner des mauvaises performances. L'outil irace (López-Ibáñez et al., 2016), déjà présenté dans la section 6.2 du chapitre IV, a été utilisé pour sélectionner la meilleure combinaison des paramètres pour l'algorithme ACO. Le Tableau V.2 présente les résultats obtenus pour chaque paramètre utilisé. Le budget d'optimisation dans l'outil irace a été fixé à 3000 expériences.

Tableau V.2 Meilleure combinaison de paramètres pour l'ACO.

Paramètre	Valeurs testées	Meilleure valeur pour la stratégie EST	Meilleure valeur pour la stratégie LWL
m (nombre de fourmis)	{5,10,25,30,50}	10	10
I_{max} (nombre maximal d'itérations)	{300,500,1000,1500,2000}	1000	1000
τ₀ (quantité initiale de phéromone)	[0,1]	0.01	0.01
q₀ (paramètre de probabilité de transition)	[0,1]	0.8	0.7
α (importance de la trace de phéromone)	{1,2,3,4,5}	1	2
β (importance de l'information heuristique)	{1,2,3,4,5}	2	2
ρ (coefficient d'évaporation de phéromone)	{0.01, 0.02, 0.2, 0.5}	0.2	0.2

5.1.1. Nombre de Réplifications dans la Simulation

Pour déterminer le nombre de réplifications nécessaires dans la simulation nous utilisons l'algorithme proposé dans (Law, 2013, chapitre IX). Cet Algorithme V.2 arrête la procédure de simulation après un nombre minimal de réplifications, lorsqu'un certain niveau de confiance et une erreur relative d'estimation sont atteints. Si le niveau de confiance n'est pas atteint, la simulation se termine après un nombre maximal de réplifications. Le risque α dans le test de Student a été fixé à 0.5 et le niveau de confiance $100(1 - \alpha)$ à 95%. Le nombre minimal et maximal de réplifications a été fixé à 10 et 50, respectivement.

Algorithme V.2 : *Algorithme de Law*

- 1: Réaliser N_0 réplifications initiales de la simulation
- 2: Fixer le nombre de réplifications N à N_0
- 3: Calculer $\overline{Cmax}(N, X_1(I, f^k)) \leftarrow \sum_{n=1}^N \frac{Cmax(X_1(I, f^k), \omega^n)}{N}$ et $\delta(N, \alpha) \leftarrow t_{N-1, 1-\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{S^2(N, X_1(I, f^k))}{N}}$
- 4: **si** $\frac{\delta(N, \alpha)}{\overline{Cmax}(N, X_1(I, f^k))} > \gamma$ **alors**
- 5: Réaliser une réplification supplémentaire de la simulation : $N \leftarrow N + 1$
- 6: **sinon**
- 8: Fixer le nombre de réplifications dans la simulation à N
- 9: Utiliser $\overline{Cmax}(N, X_1(I, f^k))$ comme estimateur de $E[Cmax(X_1(I, f^k), \omega)]$
- 10: **fin si**

$\gamma = \frac{|\overline{Cmax} - E(Cmax)|}{\overline{Cmax}}$ est un paramètre de l'algorithme qui représente l'erreur d'estimation relative qui peut être tolérée dans la simulation, $t_{N-1, 1-\frac{\alpha}{2}}$ est le quantile $1 - \frac{\alpha}{2}$ de la distribution de Student avec $N - 1$ degré de liberté et $S^2(N, X_1(I, f^k))$ est la variance.

5.2. Résultats Déterministes

Afin de tester la performance de l'algorithme d'optimisation, nous effectuons une série de tests en utilisant les jeux de données de Kim and Park (2004). Ces jeux de données sont couramment utilisés dans la littérature sur le QCSP. Ils se composent de 43 instances, de k13 à k49, divisées en 4 groupes. Le premier groupe contient les instances de petite taille composées de 2 grues de quai et de 10 tâches, le deuxième représente les instances de taille moyenne avec 2 grues de quai et 15 tâches et les deux derniers groupes contiennent les instances de grande taille avec respectivement 3 grues de quai 20 tâches et 3 grues de quai 25 tâches.

5.2.1. Analyse de l'Efficacité de l'Algorithme d'Optimisation

Dans cette section, les résultats de l'algorithme d'optimisation par colonies de fourmis hybride (HACO) sont comparés à ceux des algorithmes : GRASP de Kim and Park (2004), la recherche tabu (TS) de Sammarra et al. (2007), l'heuristique de mouvement unidirectionnel (UDS) de Bierwirth and Meisel (2009), l'algorithme génétique (GA) de Chung and Choy (2012), l'algorithme génétique hybride (HGA) et la programmation génétique hybride (HGP) de Nguyen et al. (2013). L'équation (V.12) est utilisée pour calculer les déviations des résultats de chaque algorithme par rapport aux bornes inférieures rapportées dans (Bierwirth and Meisel

, 2009). Pour chaque algorithme le pourcentage de déviation relative (*Relative Percent Deviation (RPD)*) en une instance i est donné par :

$$RPD_i = \frac{Best_i(H) - LB_i}{LB_i} \times 100 \quad (V.12)$$

$Best_i(H)$ est la valeur de la fonction objectif (i.e. $3 \times$ la valeur makespan, voir la modélisation proposée par Bierwirth and Meisel (2009)) obtenue par l'algorithme H sur l'instance i et LB_i la valeur de la borne inférieure sur la même instance.

Le Tableau V.3 présente les résultats des pourcentages de déviation relative obtenus par les différents algorithmes et la Figure V.6 résume ces résultats et rapporte la moyenne des déviations sur chaque groupe d'instances. Les résultats démontrent que les deux stratégies proposées pour la définition de l'information heuristique dans l'algorithme HACO sont très compétitives et efficaces pour résoudre le QCSP. Les résultats révèlent que l'HACO avec la stratégie LWL est le seul algorithme de la littérature capable d'atteindre un pourcentage de déviation de 0% dans les instances de petite et moyenne taille, tout en restant performant sur les grandes instances. D'autre part, l'HACO avec la stratégie EST donne également de bons résultats lorsqu'il est appliqué aux petites et moyennes instances du groupe 1 et 2, puisque le RPD moyen est inférieur à 0.06% dans les instances de groupe 1 et il est égal à 0.04% dans ceux du groupe 2. De plus, le HACO avec la stratégie EST surpasse tous les autres algorithmes sur les grandes instances du groupe 3 avec un RPD moyen égal à 0.39%, et présente des performances assez similaires aux meilleurs algorithmes dans la littérature (i.e. UDS et HGP) sur les grandes instances du groupe 4.

	B&B (kim and Park,2004)	GRASP (kim and Park,2004)	TS (Sammorra et al, 2007)	UDS (Bierwirth and Meisel, 2009)	GA (Chung and Choy, 2012)	HGA (Nguyen et al,2013)	HGP (Nguyen et al,2013)	HACO-EST	HACO-LWL
PRD moyen sur le groupe 1 Instances petite taille	5.96	6.02	0.00	0.06	0.00	0.06	0.06	0.06	0.00
PRD moyen sur le groupe 2 Instances de taille moyenne	0.16	1.84	0.27	0.00	0.42	0.00	0.00	0.04	0.00
PRD moyen sur le groupe 3 Instances de grande taille	5.44	8.51	1.33	0.44	0.99	0.58	0.45	0.39	0.55
PRD moyen sur le groupe 4 Instances de grande taille	6.48	6.48	2.34	0.93	4.43	1.19	1.09	1.19	1.26

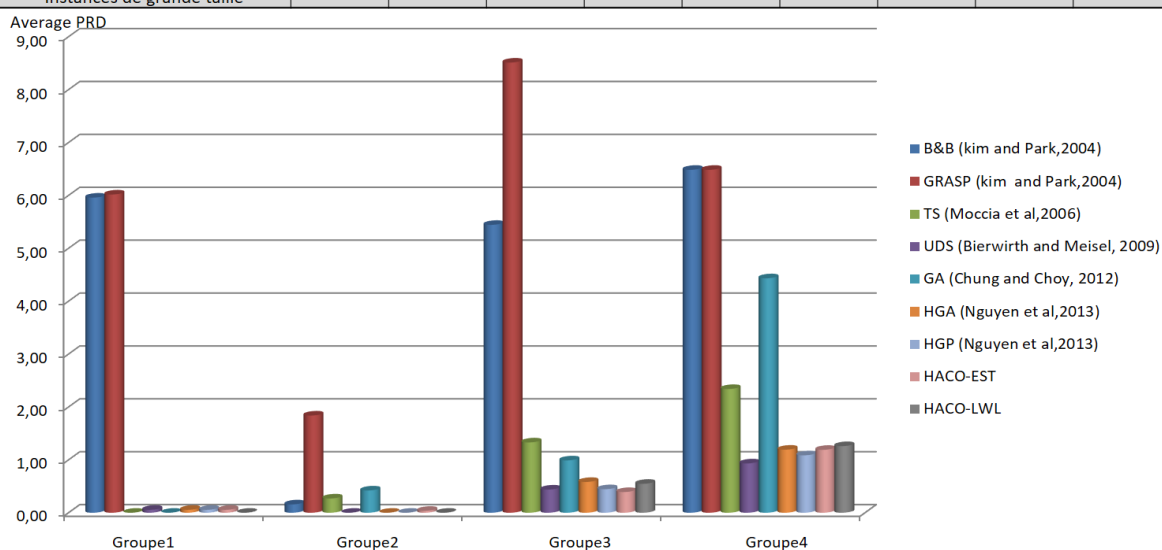


Figure V. 6 Résultats de la comparaison de la performance des algorithmes considérés

Tableau V.3 Résultats des algorithmes : B&B, GRASP, TS, UDS, GA, HGA, HGP, HACO-EST et HACO-LWL.

Groupe	Instance	LB	Kim and Park (2004)		Sammarra et al. (2007)	Bierwirth and Meisel (2009)	Chung and Choy (2012)	Nguyen et al. (2013)		Nos algorithmes	
			B&B	GRASP	TS	UDS	GA	HGA	HGP	HACO-EST	HACO-LWL
Groupe1	K13	453.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	K14	546.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	K15	513.00	0.00	0.58	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	K16	312.00	2.88	2.88	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	K17	453.00	0.66	0.66	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	K18	375.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	K19	543.00	1.66	1.66	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	K20	399.00	20.30	20.30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	K21	465.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	K22	537.00	34.08	34.08	0.00	0.56	0.00	0.56	0.56	0.56	0.56
RPD moyen			5.96	6.02	0.00	0.06	0.00	0.06	0.06	0.06	0.00
Groupe2	K23	576.00	0.00	2.60	1.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	K24	666.00	0.45	1.35	0.45	0.00	0.45	0.00	0.00	0.00	0.00
	K25	738.00	0.00	0.41	0.41	0.00	0.81	0.00	0.00	0.00	0.00
	K26	639.00	0.00	1.88	0.00	0.00	0.94	0.00	0.00	0.00	0.00
	K27	657.00	0.00	4.57	0.46	0.00	0.46	0.00	0.00	0.00	0.00
	K28	531.00	1.13	3.39	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	K29	807.00	0.00	1.49	0.37	0.00	0.37	0.00	0.00	0.37	0.00
	K30	891.00	0.00	1.68	0.00	0.00	0.67	0.00	0.00	0.00	0.00
	K31	570.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	K32	591.00	0.00	1.02	0.00	0.00	0.51	0.00	0.00	0.00	0.00
RPD moyen			0.16	1.84	0.27	0.00	0.42	0.00	0.00	0.04	0.00
Groupe3	K33	603.00	0.00	10.45	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	K34	717.00	0.00	6.28	2.51	0.00	0.00	0.84	0.00	0.00	0.00
	K35	684.00	0.88	2.19	0.88	0.00	0.88	0.00	0.00	0.00	0.00
	K36	678.00	6.19	4.42	0.44	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	K37	510.00	1.18	5.88	1.76	0.00	2.35	0.00	0.00	0.00	0.00
	K38	613.70	3.14	7.54	0.71	0.70	0.70	0.21	0.21	0.21	0.70
	K39	508.40	8.58	13.89	2.09	0.90	2.08	0.90	0.90	0.90	0.90
	K40	564.00	5.85	5.85	0.53	0.00	0.53	0.53	0.00	0.00	0.53
	K41	585.00	9.74	9.74	1.53	0.51	0.51	0.00	0.00	0.00	0.00
	K42	560.30	18.86	18.86	2.80	2.27	2.80	3.34	3.34	2.80	3.34
PRD moyen			5.44	8.51	1.33	0.44	0.99	0.58	0.45	0.39	0.55
Set4	K43	859.30	9.62	9.62	2.29	1.94	4.39	1.59	1.94	1.59	1.94
	K44	820.40	4.58	4.58	1.66	0.20	4.22	1.29	0.20	1.29	1.29
	K45	824.90	5.83	5.83	3.29	1.10	4.74	1.83	1.83	1.83	1.83
	K46	690.00	6.52	6.52	0.00	0.00	4.78	0.00	0.00	0.00	0.00
	K47	792.00	1.89	1.89	0.00	0.00	3.41	0.00	0.00	0.00	0.00
	K48	628.90	6.38	6.38	5.43	1.61	5.42	1.61	1.61	1.61	1.61
	K49	879.20	10.56	10.56	3.73	1.68	4.07	2.02	2.02	2.02	2.14
PRD moyen			6.48	6.48	2.34	0.93	4.43	1.19	1.09	1.19	1.26
Moyenne sur toutes les instances			4.51	5.71	0.99	0.36	1.46	0.46	0.40	0.42	0.45

5.2.2. Temps de Calcul

Il est généralement très difficile de comparer les temps de calcul des algorithmes, puisqu'ils sont souvent implémentés sur des machines avec des configurations différentes. De ce fait, nous adoptons dans cette section une approche basée sur le calcul de *nombre d'opérations arithmétiques flottantes par seconde* dont l'unité est le *Mflops (Million Floating Point Calculation Per Second (Mflops))* (Dongarra, 2014). Cette approche nous permettra de réaliser une comparaison équitable entre les temps de calcul des algorithmes. Le [Tableau V.4](#) montre les valeurs de Mflops relatives aux algorithmes considérés dans l'étude. La ligne 2 du

tableau présente les configurations des machines sur lesquelles chaque algorithme est implémenté. La ligne 3 rapporte les configurations équivalentes à certaines machines qui ne sont pas répertoriées dans le rapport de [Dongarra \(2014\)](#). Les Mflops correspondant à chaque machine sont ensuite donnés dans la ligne 4. Enfin la ligne 5 rapporte le facteur de conversion r qui permettra de mettre les temps de calcul des algorithmes sur la même échelle, ce facteur est défini comme le rapport de la valeur de Mflops de la machine sur laquelle un algorithme a été implémenté et celle de Mflops de la machine sur laquelle nous avons exécuté nos algorithmes.

Tableau V.4 Valeurs de Mflops des différents algorithmes étudiés

Algorithme	Kim and Park (2004)		Sammarra et al. (2007)	Bierwirth and Meisel (2009)	Chung and Choy (2012)	Nguyen et al. (2013)		Nos algorithmes	
	B&B	GRASP	TS	UDS	GA	HGA	HGP	HACO-EST	HACO-LWL
Configuration de la machine utilisée	P2, 466 MHz		P4, 2.5 GHz	P4, 2.8 GHz	i2, 2 GHz	i5, 3.10 GHz		Intel Xeon 2.4 GHz	
configuration équivalente trouvée dans (Dangarra, 2014)	P2, 450 MHz		P4, 2.53 GHz	P4, 2.8 GHz	P4, 2.8 GHz	P4, 3.06 GHz		Intel Xeon 2.4 GHz	
Valeur de <i>Mflops</i>	98		1190	1317	1317	1414		1055	
Facteur de conversion r	0.09289		1.12796	1.24834	1.24834	1.49099		1	

Tableau V.5 Temps de calcul des algorithmes (en minutes)

Groupe d'instances	CPU	Kim and Park (2004)		Sammarra et al. (2007)	Bierwirth and Meisel (2009)	Chung and Choy (2012)	Nguyen et al. (2013)		Nos algorithmes	
		B&B	GRASP	TS	UDS	GA	HGA	HGP	HACO-EST	HACO-LWL
Groupe 1 : Instances de petite taille	Initial	0.44	0.35	1.52	1.12×10^{-5}	0.52	0.01	0.01	0.02×10^{-3}	0.3×10^{-3}
	Après conversion	0.41	0.33	1.71	1.39×10^{-5}	0.65	0.01	0.01	0.02×10^{-3}	0.3×10^{-3}
Groupe 2 : Instance de taille moyenne	Initial	17.53	1.46	5.86	3.86×10^{-5}	0.75	0.04	0.03	0.01	0.01
	Après conversion	1.63	0.13	6.61	4.81×10^{-5}	0.93	0.06	0.04	0.01	0.01
Groupe 3 : Instance de grande taille	Initial	564.47	3.16	21.75	6.26×10^{-4}	1.18	0.18	0.20	0.04	0.03
	Après conversion	52.43	0.29	24.53	7.81×10^{-4}	1.47	0.27	0.29	0.04	0.03
Groupe 4 : Instance de grande taille	Initial	809.73	7.56	48.68	3.43×10^{-3}	1.58	0.57	0.39	0.07	0.09
	Après conversion	75.21	0.70	54.91	4.28×10^{-3}	1.97	0.85	0.58	0.07	0.09

Le [Tableau V.5](#) présente les résultats de comparaison des temps de calcul. Le temps de calcul après conversion correspond au temps de calcul initial de chaque algorithme multiplié par le taux de conversion r . Ce temps indique le temps de calcul qui aurait été affiché par les différents algorithmes de la littérature s'ils étaient exécutés sur notre machine.

Les résultats de ce tableau montrent clairement que l'algorithme HACO avec les deux stratégies EST et LWL est très efficace pour résoudre le QCSP, puisque toutes les instances ont été résolues en moins de 0.1 minute. L'UDS est le seul algorithme dans la littérature qui est plus rapide que notre algorithme.

5.3. Résultats Stochastiques

Les résultats déterministes ont montré que l'algorithme HACO, avec les deux stratégies EST et LWL définies dans l'information heuristique pour la sélection d'une tâche, est très efficace pour résoudre le QCSP. Cette performance de l'algorithme d'optimisation est très recommandée au niveau du couplage Simulation-Optimisation (S-O), car le choix d'un algorithme d'optimisation à utiliser dans le couplage dépend de son efficacité ([Kelly, 2002](#)). Dans cette section, nous comparons les résultats des deux stratégies EST et LWL lorsqu'elles sont appliquées dans l'approche S-O pour gérer les incertitudes. Ensuite, nous démontrons l'importance de l'utilisation de l'approche S-O pour obtenir des solutions plus réalistes dans un environnement incertain.

Le [Tableau V.6](#) présente les résultats des tests de simulation effectués en utilisant les deux stratégies EST et LWL. Pour comparer ces stratégies et sélectionner la plus appropriée pour l'approche S-O, nous proposons deux mesures :

- $Gap1 = \frac{MaxValue[Cmax(LWL,w)] - MaxValue[Cmax(EST,w)]}{MaxValue[Cmax(EST,w)]} \times 100$: la déviation entre la valeur maximale de la fonction objectif (i.e. makespan maximal) obtenue par la stratégie LWL et la valeur maximale de la fonction objectif obtenue par la stratégie EST, parmi toutes les répliques de l'approche S-O (i.e. parmi les scénarios de l'échantillon w).
- $Gap2 = \frac{E[Cmax(LWL,w)] - E[Cmax(EST,w)]}{E[Cmax(EST,w)]} \times 100$: la déviation entre la valeur de l'espérance de la fonction objectif (i.e. espérance du makespan) obtenue par la stratégie LWL et la valeur de l'espérance de la fonction objectif obtenue par la stratégie EST, sur toutes les répliques de l'approche S-O (i.e. sur tous les scénarios de l'échantillon w).

Tableau V.6 Résultats de la simulation

Groupe	Instance	Valeur maximale			Espérance de Cmax			CPU (s)	
		HACO-EST	HACO-LWL	Gap1	HACO-EST	HACO-LWL	Gap2	HACO-EST	HACO-LWL
Groupe1	K13	188.20	192.09	2.07	172.76	175.63	1.66	8.26	5.11
	K14	211.36	228.79	8.25	199.36	209.53	5.10	3.51	3.66
	K15	213.55	206.89	-3.12	198.05	206.89	4.46	3.27	2.63
	K16	136.25	142.25	4.40	119.67	125.69	5.03	6.24	5.21
	K17	190.50	191.50	0.52	173.79	176.94	1.81	3.92	3.36
	K18	151.71	161.24	6.28	143.63	148.32	3.27	3.02	3.32
	K19	233.88	231.87	-0.86	207.38	212.28	2.36	4.95	3.77
	K20	181.70	182.70	0.55	155.63	157.27	1.05	6.96	5.85
	K21	197.57	200.57	1.52	180.87	182.94	1.14	5.16	3.34
	K22	230.16	276.55	20.16	211.76	241.58	14.08	5.48	3.62
Groupe2	K23	243.24	249.16	2.43	226.73	232.95	2.74	7.26	7.64
	K24	274.29	278.25	1.44	260.78	266.63	2.14	6.84	6.28
	K25	316.99	351.68	10.94	286.03	282.63	-1.19	9.00	8.21
	K26	269.33	278.31	3.33	250.72	261.78	4.41	7.26	8.30
	K27	269.71	274.62	1.82	254.93	263.92	3.53	4.31	5.14
	K28	225.67	234.37	3.86	206.90	214.58	3.71	8.26	8.69
	K29	333.77	335.47	0.51	313.17	317.76	1.47	4.85	5.56
	K30	350.31	362.22	3.40	340.35	355.10	4.33	6.80	6.31
	K31	240.45	253.39	5.38	221.36	232.84	5.19	9.58	8.04
	K32	241.35	268.00	11.04	229.75	235.95	2.70	7.27	9.23
Groupe3	K33	259.69	262.71	1.16	237.55	248.05	4.42	18.05	20.46
	K34	298.12	315.42	5.80	285.51	299.31	4.83	16.40	21.79
	K35	290.55	312.45	7.54	269.58	284.14	5.40	15.79	22.42
	K36	282.18	349.79	23.96	267.97	284.89	6.31	14.92	20.58
	K37	220.22	235.56	6.97	201.49	218.54	8.46	18.17	22.01
	K38	250.07	259.81	3.89	237.74	248.17	4.39	12.36	19.65
	K39	213.34	231.94	8.72	202.05	219.34	8.56	16.48	26.60
	K40	240.64	240.47	-0.07	222.23	229.84	3.42	13.02	21.22
	K41	244.00	248.00	1.64	230.04	235.85	2.53	14.73	21.99
	K42	244.00	249.58	2.29	230.04	233.03	1.30	12.94	19.54
Groupe4	K43	371.45	380.70	2.49	346.29	369.22	6.62	25.23	38.00
	K44	349.47	382.61	9.48	327.69	363.63	10.97	24.16	42.24
	K45	351.43	359.17	2.20	334.23	338.90	1.40	22.48	42.50
	K46	295.49	319.54	8.14	275.35	296.91	7.83	22.50	36.54
	K47	333.76	398.95	19.53	320.32	345.35	7.81	21.66	40.36
	K48	276.84	289.19	4.46	255.13	272.51	6.81	17.34	33.56
	K49	358.08	402.91	12.52	351.02	377.80	7.63	21.04	35.03
Moyenne sur toutes les instances				5.53		4.53	11.61	16.55	

La Figure V.7.(a) résume les valeurs de Gap1 et montre que la stratégie EST surpasse la stratégie LWL sur les scénarios les plus défavorables (i.e. le pire scénario possible), puisque la valeur maximale du makespan observée sur LWL et plus grande que celle observée sur la stratégie EST (i.e. Gap1 positif), sauf dans les instances k15 et k19 où des écarts négatifs de -3.12% et -0.86% sont respectivement observés.

De plus, en regard de la minimisation de l'espérance du makespan, les résultats de Gap2 (Figure V.7.(b)) montrent clairement que l'utilisation de la stratégie EST dans la procédure d'optimisation donne les meilleurs résultats pour l'approche S-O sur toutes les instances puisque le seul écart négatif a été observé dans l'instance k25 avec une faible valeur de -1,19%.

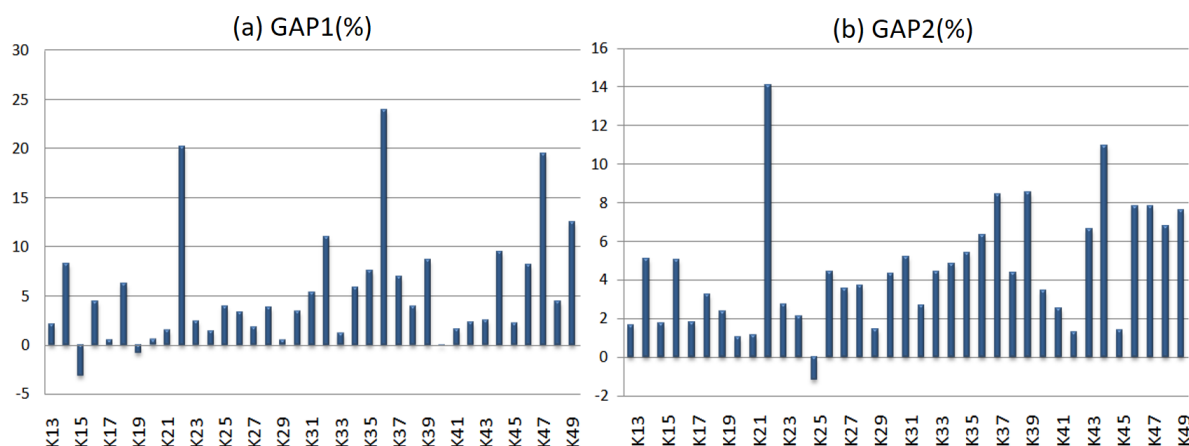


Figure V. 7 (a) Pourcentage de déviation entre les valeurs maximales et (b) Pourcentage de déviation entre les espérances

Par conséquent, il est évident, d'après les résultats présentés dans la Figure V.7, que l'utilisation de la stratégie EST est plus efficace que l'utilisation de la stratégie LWL pour faire face aux incertitudes, même si les deux stratégies avaient montré des performances presque similaires dans le cas déterministe.

Pour démontrer l'importance de l'utilisation de l'approche S-O pour gérer les incertitudes, nous comparons ces résultats avec ceux des solutions déterministes lorsqu'elles sont mises en œuvre sur des scénarios identiques. Pour les solutions S-O, nous utilisons celles obtenues en appliquant la stratégie EST, et pour les solutions déterministes, nous considérons sur chaque instance la meilleure solution obtenue entre les stratégies EST et LWL. Chaque solution est ensuite simulée sur 1000 scénarios avec des temps de déplacement de grues et des temps de manutention des tâches stochastiques. Les pourcentages d'amélioration que les solutions S-O offrent par rapport aux solutions déterministes sont illustrés dans la Figure V.8.

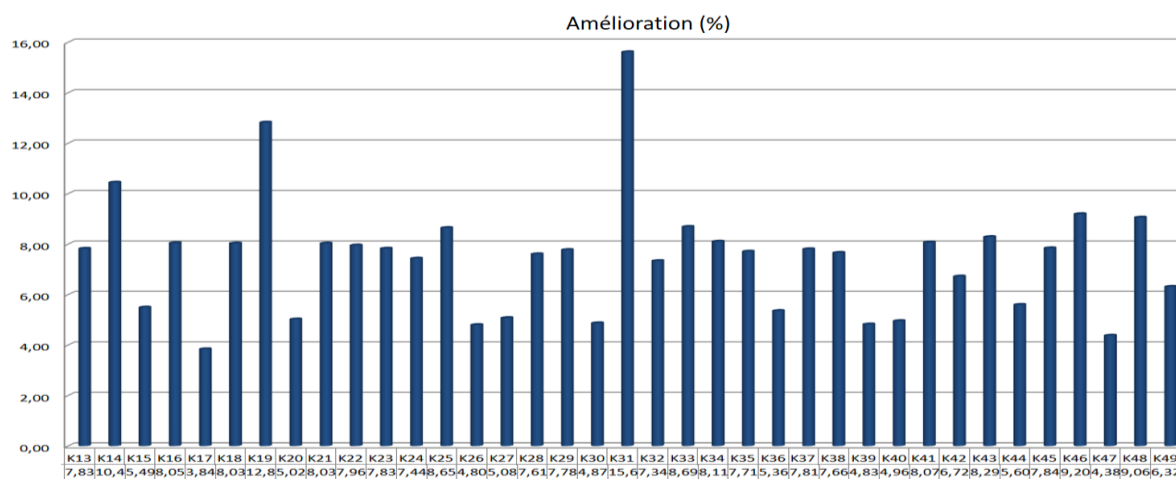


Figure V. 8 Pourcentages d'amélioration que les solutions S-O offrent par rapport aux solutions déterministes

La valeur de l'amélioration moyenne est égale à 7.43% et l'amélioration maximale est de 15.6%. Par conséquent, nous pouvons conclure que l'utilisation de l'approche SO est très utile pour obtenir des solutions plus robustes contre les incertitudes.

6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié le problème d'ordonnancement de grues de quai (QCSP) sous des hypothèses stochastiques, où nous avons supposé que les temps de déplacements des grues de quai et les temps de manutention des tâches sont incertains. Le problème a été résolu avec une approche de couplage Simulation-Optimisation dont l'objectif est de profiter simultanément des grandes possibilités offertes par la simulation pour modéliser les détails du problème étudié et de la capacité de l'optimisation à trouver des solutions de bonne qualité. Dans la procédure d'optimisation, nous avons implémenté un algorithme hybride d'optimisation par colonies de fourmis (HACO) qui inclut un algorithme de colonies de fourmis et un algorithme de descente à voisinages variables. Dans l'algorithme de colonies de fourmis nous avons proposé deux stratégies différentes pour la sélection des tâches, à savoir : la stratégie de la date de début au plus tôt (EST) et la stratégie de charge de travail locale (LWL). Une simulation à événement discret (DES) a été utilisée pour évaluer les solutions obtenues selon différents scénarios générés en concordance avec la distribution de probabilité des paramètres incertains.

Comme la performance des approches S-O dépend de l'efficacité de l'algorithme d'optimisation sélectionné, nos premiers tests numériques ont été consacrés à la comparaison, dans le cas déterministe, entre l'algorithme HACO et les autres algorithmes existants dans la littérature sur le QCSP. Les résultats ont montré que l'algorithme HACO, avec les deux stratégies proposées, est très efficace pour résoudre le QCSP déterministe. Ensuite, une série de tests numériques a été réalisée sur le cas stochastique en utilisant l'approche S-O pour tester l'efficacité des deux stratégies EST et LWL en présence des incertitudes. Les tests ont révélé que l'utilisation de la stratégie EST dans l'HACO est plus utile pour gérer les incertitudes que la stratégie LWL.

Conclusion Générale et Perspectives

Nous avons étudié dans cette thèse quelques problèmes d'optimisation au niveau du transport multimodal de conteneurs avec prise en compte des incertitudes. En particulier, nous nous sommes intéressés aux problèmes de planification des opérations de transfert et manutention de conteneurs dans le nouveau terminal multimodal du port du Havre.

Dans le [Chapitre II](#), nous avons présenté un tour d'horizon sur le concept de transport multimodal et sur la littérature relative aux problèmes de décision liés à la planification et la gestion des différentes composantes de la chaîne logistique multimodale, en mettant en exergue les différentes configurations de réseaux de transport possibles, les principaux types de terminaux intermodaux utilisés dans la conception de ces réseaux et les principaux problèmes de décision auxquels sont confrontés les opérateurs multimodaux. Ces éléments introductifs nous ont permis d'établir le concept général de cette thèse et de positionner les problèmes traités dans les chapitres suivants par rapport à la littérature existante.

Ensuite, dans le [Chapitre III](#), nous avons fourni un état de l'art sur les différents paradigmes et approches d'optimisation utilisés dans la littérature pour étayer la prise de décision face aux incertitudes.

Le [Chapitre IV](#) a porté sur la résolution du problème de transfert de conteneurs par navettes ferroviaires entre le terminal multimodal du port du Havre et ses terminaux maritimes, en prenant en considération les incertitudes sur les temps de déplacement à vide des locomotives et sur les temps de transfert des rames. Les contributions suivantes peuvent être distinguées dans ce chapitre :

- Le chapitre introduit un nouveau problème qui se pose au niveau des terminaux à conteneurs maritimes. Ainsi, il contribuera à enrichir la littérature sur la gestion des terminaux de conteneurs et pourrait inspirer d'autres chercheurs.
- Le travail présenté dans ce chapitre fait partie des rares travaux consacrés à l'application des approches d'optimisation robuste pour la résolution des problèmes réels. Ce type de contribution a été fortement recommandé dans l'état de l'art sur l'optimisation robuste présenté par [Roy \(2010\)](#).
- Nous avons transformé le problème original en un problème de VRPTW, et nous avons présenté les différents liens entre les deux problèmes ; ceci est très intéressant pour les futures recherches, car il offrira la possibilité d'adapter les modèles et les algorithmes classiques pour le VRPTW et le VRP robuste afin de trouver des solutions plus efficaces pour le problème de transfert de conteneurs.
- En regard de la littérature sur le VRP robuste, cette étude est, à notre connaissance, la première qui traite un problème de VRP robuste avec fenêtres de temps, en

considérant que les temps de déplacement et les temps de service sont tous les deux incertains.

- La combinaison du pool de solutions et des tests statistiques, présentés dans la section 6.5 du chapitre, pour déterminer le niveau d'incertitudes le plus pertinent, peut être vue également comme une autre contribution de ce travail.

Le [Chapitre V](#) a été consacré au problème d'ordonnancement de grues de quai (QCSP), qui vise à planifier les opérations de chargement/déchargement des conteneurs dans un navire, en considérant que les temps de déchargement/chargement de conteneurs et les temps de déplacement des grues sont incertains. Notre contribution dans ce chapitre a porté sur les points suivants :

- Proposition d'un nouvel algorithme d'optimisation par colonies de fourmis (ACO) pour la résolution du QCSP déterministe. Les résultats numériques ont montré que l'algorithme proposé est très efficace pour résoudre le QCSP déterministe.
- Proposition d'une approche de couplage Simulation-Optimisation pour la résolution du QCSP stochastique. À notre connaissance, c'est la première fois dans la littérature que l'intégration d'un algorithme d'optimisation par colonies de fourmis (ACO) avec une procédure de simulation est considérée pour résoudre un problème de QCSP sous incertitudes.

Les travaux que nous avons accomplis sont encourageants, mais il nous reste quand même un travail important à mener. En effet, cette thèse ouvre plusieurs perspectives que nous allons nous efforcer de présenter dans ce qui suit :

- **Problème de tournées de navettes ferroviaires avec contraintes de synchronisation** : dans la version du problème que nous avons étudié dans cette thèse, seules les tournées de locomotives devaient être déterminées. Les dates de disponibilité des rames ont été considérées comme des données du problème qui sont calculées statistiquement en se basant sur les flux en import et en export des conteneurs. Cependant, il nous semble plus judicieux d'étudier le problème avec l'objectif de déterminer les tournées des deux types de véhicules. En effet, dans cette nouvelle variante du problème nous aurons deux types de véhicules. Des véhicules autonomes, qui sont les locomotives, capables de se déplacer entre les terminaux à conteneurs avec leurs propres moyens, et des rames considérées comme des véhicules non autonomes qui nécessitent d'être attelées à une locomotive pour se déplacer dans l'espace, ceci donne lieu à des contraintes de synchronisation de mouvements et des opérations ([Drexl, 2012](#)). Nous avons proposé un modèle mathématique et une première approche de résolution par métaheuristique pour cette variante dans ([Rouky et al., 2018](#)).

- **Pareto Robustesse** : le concept de la Pareto robustesse présenté dans la section 3.3 est très intéressant. Avec le stagiaire Paulin Couzon (actuellement doctorant à l'UTT de Troyes) nous avons entamé quelques travaux sur le sujet qui ont donné des résultats satisfaisants, nous envisageons de continuer ces travaux dans nos futures recherches.
- **Problème d'ordonnement de grues de quai avec prise en considération de chargement/déchargement direct de conteneurs depuis et sur les navettes ferroviaires** : au niveau du problème d'ordonnement de grues de quai, nous envisageons de prendre en considération le chargement et le déchargement direct sur les navettes ferroviaires au lieu de passer par l'intermédiaire des buffers de stockage, l'objectif est de réduire le nombre des doubles manutentions et minimiser le temps passé par les conteneurs dans le terminal.

Listes des Publications

Nos travaux de recherche ont fait l'objet de plusieurs publications dans des manifestations scientifiques et dans des revues internationales avec comité de lecture :

Articles de revues internationales

1. **A Robust Metaheuristic for The Rail Shuttle Routing Problem with Uncertainty: A Real Case Study in the Le Havre port**, Naoufal Rouky, Jaouad Boukachour, Dalila Boudebous, Ahmed El Hilali Alaoui. *The Asian Journal of Shipping and Logistics*. Vol.34, no (2), pp. 171-187. DOI: 10.1016/j.ajsl.2018.06.014
2. **Simulation optimization based ant colony algorithm for the uncertain quay crane scheduling problem**, Naoufal Rouky, Mohamed Nezar ABOURRAJA, Jaouad Boukachour, Dalila Boudebous, Ahmed El Hilali Alaoui & El Khoukhi Fatima. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, Vol.10, no (1), pp. 111-132. DOI: 10.5267/j.ijiec.2018.2.002
3. **A multi-agent based simulation model for rail-rail transshipment: an engineering approach for gantry crane scheduling**, Mohamed Nezar Abourraja, Mustapha Oudani, Mohamed Yassine Samiri, Dalila Boudebous, Abdelaziz El Fazziki, Abdelhadi Bouain, Mehdi Najib & Naoufal Rouky. *IEEE Access*, Vol. 5, pp. 13142-13156, 2017. DOI: 10.1109/ACCESS.2017.2713246

Articles de conférences avec comité de lecture

1. **Optimization of Containers Transfer in Le Havre Port: a New Algorithm for the Railway Transportation System**, Naoufal Rouky, Paulin Couzon, Jaouad Boukachour, Dalila Boudebous & Ahmed El Hilali Alaoui. INCOM'18, June 10-13, 2018, Bergamo, Italy. IFAC-PapersOnLine, 51(11), 1676-1681.
2. **An Ant Colony Algorithm for the Railway Traffic Management in Le Havre Port**, Naoufal Rouky, Paulin Couzon, Jaouad Boukachour, Dalila Boudebous & Ahmed El Hilali Alaoui. in *The 4th International IEEE conference on Logistics Operations Management (GOL'18)*, April 10-12, 2018, Le Havre, France.
3. **Optimization and Simulation for the Quay Crane Scheduling Problem under Uncertainty**, Naoufal Rouky, Mohamed Nezar ABOURRAJA, Jaouad Boukachour, Dalila Boudebous, Ahmed El Hilali Alaoui & El Khoukhi Fatima. in *The 4th International IEEE conference on Logistics Operations Management (GOL'18)*, April 10-12, 2018, Le Havre, France.
4. **Simulation Optimization approach for the stochastic quay crane scheduling problem**, Naoufal Rouky, Mohamed Nezar ABOURRAJA, Jaouad Boukachour, Dalila Boudebous & Ahmed El Hilali Alaoui. at *The 21st Conference of the*

International Federation of Operational Research Societies, July 17-21, 2017, Quebec City, Quebec, Canada.

5. **Une approche robuste pour l'optimisation du transfert de conteneurs dans le port du Havre**, Naoufal Rouky, Jaouad Boukachour, Dalila Boudebous & Ahmed El Hilali Alaoui. in *The 3rd International IEEE conference on Logistics Operations Management (GOL'16)*, May 23-25, 2016, Fez, Morocco.
6. **Optimisation des tournées de navettes ferroviaires sous incertitudes dans le port du Havre**, Naoufal Rouky, Jaouad Boukachour, Dalila Boudebous & Ahmed El Hilali Alaoui. *ROADEF'2016*, 10-12 Février,2016. Compiègne, France.
7. **Un algorithme d'optimisation par colonies de fourmis pour l'ordonnancement des grues de quai**, Naoufal Rouky, Jaouad Boukachour, Ahmed El Hilali Alaoui, Dalila Boudebous & El Khoukhi Fatima. *JD-JN-MACS'2015*, 18-19 juin, 2015, Bourges, France.

Bibliographie

- Abourraja, M. N. (2018). Gestion multi-agents d'un terminal à conteneurs (Doctoral dissertation, Normandie).
- Abourraja, M. N., Oudani, M., Samiri, M. Y., Boudebous, D., El Fazziki, A., Najib, M., ... & Rouky, N. (2017). A multi-agent based simulation model for rail-rail transshipment: An engineering approach for gantry crane scheduling. *IEEE Access*, 5, 13142-13156.
- Agra, A., Christiansen, M., Figueiredo, R., Hvattum, L. M., Poss, M., & Requejo, C. (2013). The robust vehicle routing problem with time windows. *Computers & Operations Research*, 40(3), 856-866.
- Al-Dhaheri, N., & Diabat, A. (2015). The quay crane scheduling problem. *Journal of Manufacturing Systems*, 36, 87-94.
- Al-Dhaheri, N., Jebali, A., & Diabat, A. (2016). A simulation-based Genetic Algorithm approach for the quay crane scheduling under uncertainty. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 66, 122-138.
- Aloulou, M. A., Kalai, R., & Vanderpooten, D. (2005). Une nouvelle approche de robustesse: α -robustesse lexicographique. *Bulletin du Groupe de Travail Européen Aide Multicritère à la Décision*.
- Ammeri, A. (2011). A comprehensive Literature review of mon-objective simulation optimizations methods. *Advances in Production Engineering & Management*, 6(4).
- Andersen, J., & Christiansen, M. (2009). Designing new European rail freight services. *Journal of the Operational Research Society*, 60(3), 348-360.
- Anghinolfi, D., Caballini, C., & Sacone, S. (2014). Optimizing train loading operations in innovative and automated container terminals. *IFAC Proceedings Volumes*, 47(3), 9581-9586.
- Appriou A. (1991). Probabilités et incertitudes en fusion de données multi-senseurs. *Revue Scientifique et Technique de la Défense*, 11, 27-40.
- Ayar, B., & Yaman, H. (2012). An intermodal multicommodity routing problem with scheduled services. *Computational optimization and applications*, 53(1), 131-153.
- Ballis, A., & Golias, J. (2002). Comparative evaluation of existing and innovative rail-road freight transport terminals. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 36(7), 593-611.
- Bandeira, D. L., Becker, J. L., & Borenstein, D. (2009). A DSS for integrated distribution of empty and full containers. *Decision Support Systems*, 47(4), 383-397.
- Banks, J. (1998). Principles of simulation. *Handbook of simulation: Principles, methodology, advances, applications, and practice*, 3-30.

- Bencheikh, G., Boukachour, J., & Alaoui, A. E. H. (2016). A memetic algorithm to solve the dynamic multiple runway aircraft landing problem. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, 28(1), 98-109.
- Benghalia, A. (2015). Modélisation et évaluation de la performance des terminaux portuaires (Doctoral dissertation, Le Havre).
- Benghalia, A., Boukachour, J., & Boudebous, D. (2013). Évaluation de la performance du trafic des conteneurs maritimes. In *9th International Conference on Integrated Design and Production*, CPI (pp. 21-23).
- Benghalia, A., Oudani, M., Boukachour, J., Boudebous, D., & Alaoui, A. E. H. (2014). Optimization-simulation for maritime containers transfer. *International Journal of Applied Logistics (IJAL)*, 5(2), 50-61.
- Benna, T., & Gronalt, M. (2008, December). Generic simulation for rail-road container terminals. In *Proceedings of the 40th Conference on Winter Simulation*, Winter Simulation Conference, 2656-2660.
- Ben-Tal, A., & Nemirovski, A. (1999). Robust solutions of uncertain linear programs. *Operations research letters*, 25(1), 1-13.
- Bertsimas, D., & Sim, M. (2004). The price of robustness. *Operations research*, 52(1), 35-53.
- Better, M., Glover, F., Kochenberger, G., & Wang, H. (2008). Simulation optimization: Applications in risk management. *International Journal of Information Technology & Decision Making*, 7(04), 571-587.
- Bianchi, L., Birattari, M., Chiarandini, M., Manfrin, M., Mastrolilli, M., Paquete, L., ... & Schiavinotto, T. (2006). Hybrid metaheuristics for the vehicle routing problem with stochastic demands. *Journal of Mathematical Modelling and Algorithms*, 5(1), 91-110.
- Bierwirth, C., & Meisel, F. (2009). A fast heuristic for quay crane scheduling with interference constraints. *Journal of Scheduling*, 12(4), 345-360.
- Bierwirth, C., & Meisel, F. (2010). A survey of berth allocation and quay crane scheduling problems in container terminals. *European Journal of Operational Research*, 202(3), 615-627.
- Bierwirth, C., & Meisel, F. (2015). A follow-up survey of berth allocation and quay crane scheduling problems in container terminals. *European Journal of Operational Research*, 244(3), 675-689.
- Birattari, M., Yuan, Z., Balaprakash, P., & Stützle, T. (2010). F-Race and iterated F-Race: An overview. In *Experimental methods for the analysis of optimization algorithms*. Springer, Berlin, Heidelberg, 311-336.
- Birge, J. R., & Louveaux, F. (2011). Introduction to stochastic programming. *Springer Science & Business Media*.

- Bock, S. (2010). Real-time control of freight forwarder transportation networks by integrating multimodal transport chains. *European Journal of Operational Research*, 200(3), 733-746.
- Bontekoning, Y. M. (2006). Hub exchange operations in intermodal hub-and-spoke networks. A performance comparison of four types of rail-rail exchange facilities.
- Bose, J., Reiners, T., Steenken, D., & Voß, S. (2000, January). Vehicle dispatching at seaport container terminals using evolutionary algorithms. In *System Sciences, 2000. Proceedings of the 33rd Annual Hawaii International Conference on (pp. 10-pp)*. IEEE.
- Boske, L.B. (1998) Multimodal/Intermodal Transportation in the United States, Western Europe, and Latin America: Governmental Policies, Plans and Programs. Policy Research Report No. 130, L.B. Johnson School of Public Affairs, University of Texas, Austin.
- Boysen, N., Briskorn, D., & Meisel, F. (2017). A generalized classification scheme for crane scheduling with interference. *European Journal of Operational Research*, 258(1), 343-357.
- Boysen, N., Fliedner, M., Jaehn, F., & Pesch, E. (2013). A survey on container processing in railway yards. *Transportation Science*, 47(3), 312-329.
- Bray, S., Caggiani, L., & Ottomanelli, M. (2015). Measuring transport systems efficiency under uncertainty by fuzzy sets theory based Data Envelopment Analysis: theoretical and practical comparison with traditional DEA model. *Transportation Research Procedia*, 5, 186-200.
- Bruns, F., Goerigk, M., Knust, S., & Schöbel, A. (2014). Robust load planning of trains in intermodal transportation. *OR spectrum*, 36(3), 631-668.
- Bruzzone, A., Longo, F., Nicoletti, E., & Montanari, R. (2012). Simulation, analysis and optimization of container terminals processes. *International Journal of Modeling, Simulation, and Scientific Computing*, 3(04), 1240006.
- Buckley, J. J., & Eslami, E. (2002). An introduction to fuzzy logic and fuzzy sets (Vol. 13). *Springer Science & Business Media*.
- Campbell, J. F., & O'Kelly, M. E. (2012). Twenty-five years of hub location research. *Transportation Science*, 46(2), 153-169.
- Caris, A., & Janssens, G. K. (2010). A deterministic annealing algorithm for the pre-and end-haulage of intermodal container terminals. *International Journal of Computer Aided Engineering and Technology*, 2(4), 340-355.
- Carlo, H. J., Vis, I. F., & Roodbergen, K. J. (2015). Seaside operations in container terminals: literature overview, trends, and research directions. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 27(2-3), 224-262.
- Carson, Y., & Maria, A. (1997, December). Simulation optimization: methods and applications. In Proceedings of the 29th conference on Winter simulation. *IEEE Computer Society*, 118-126.

- CCI Normandie (2014), La Normandie en chiffres et en cartes : Panorama économique 2014. Publication économique de CCI Normandie, une réalisation du Pôle Etudes et Aménagement Territorial, directeur de publication : Désormeaux, J.P., www.sie-hn.com.
- CEC (2006). Keep europe moving – Sustainable mobility for our continent. ISBN: 92-79-02312-8.
- CER (2013). Rail Freight Status Report 2013; rail freight after a decade of EU rail policy.
- Chang, D., Yan, W., Chen, C. H., & Jiang, Z. (2008). A berth allocation strategy using heuristics algorithm and simulation optimisation. *International Journal of Computer Applications in Technology*, 32(4), 272-281.
- Chang, H., Jula, H., Chassiakos, A., & Ioannou, P. (2008). A heuristic solution for the empty container substitution problem. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 44(2), 203-216.
- Chen, J. H., Lee, D. H., & Goh, M. (2014). An effective mathematical formulation for the unidirectional cluster-based quay crane scheduling problem. *European Journal of Operational Research*, 232(1), 198-208.
- Chen, X., He, S., Li, T., & Li, Y. (2018). A Simulation Platform for Combined Rail/Road Transport in Multiyards Intermodal Terminals. *Journal of Advanced Transportation*, 2018.
- Chen, X., Zhu, Z., He, X., & Zhang, L. (2015). Surrogate-based optimization for solving a mixed integer network design problem. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, (2497), 124-134.
- Cheung, R. K., & Chen, C. Y. (1998). A two-stage stochastic network model and solution methods for the dynamic empty container allocation problem. *Transportation science*, 32(2), 142-162.
- Chung, S. H., & Choy, K. L. (2012). A modified genetic algorithm for quay crane scheduling operations. *Expert Systems with Applications*, 39(4), 4213-4221.
- Cichenski, M., Jaehn, F., Pawlak, G., Pesch, E., Singh, G., & Blazewicz, J. (2017). An integrated model for the transshipment yard scheduling problem. *Journal of Scheduling*, 20(1), 57-65.
- Coco, A. A., Solano-Charris, E. L., Santos, A. C., Prins, C., & de Noronha, T. F. (2014). Robust optimization criteria: state-of-the-art and new issues. *Technical Report UTT-LOSI-14001*, ISSN: 2266-5064.
- Correia, I., & da Gama, F. S. (2015). Facility location under uncertainty. *In Location science*. Springer, Cham. pp. 177-203.
- Costa, A. M. (2005). A survey on benders decomposition applied to fixed-charge network design problems. *Computers & operations research*, 32(6), 1429-1450.
- Crainic, T. G. (2000). Service network design in freight transportation. *European Journal of Operational Research*, 122(2), 272-288.

- Crainic, T. G. (2003). Long-haul freight transportation. *In Handbook of transportation science*. Springer, Boston, MA, pp. 451-516.
- Crainic, T. G., Frangioni, A., & Gendron, B. (2001). Bundle-based relaxation methods for multicommodity capacitated fixed charge network design. *Discrete Applied Mathematics*, 112(1-3), 73-99.
- Crainic, T. G., Gendreau, M., & Farvolden, J. M. (2000). A simplex-based tabu search method for capacitated network design. *INFORMS journal on Computing*, 12(3), 223-236.
- Crainic, T. G., Gendreau, M., & Potvin, J. Y. (2009). Intelligent freight-transportation systems: Assessment and the contribution of operations research. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 17(6), 541-557.
- Crainic, T. G., Hewitt, M., Toulouse, M., & Vu, D. M. (2016). Scheduled service network design with resource acquisition and management. *EURO Journal on Transportation and Logistics*, 1-33.
- Crainic, T. G., Li, Y., & Toulouse, M. (2006). A first multilevel cooperative algorithm for capacitated multicommodity network design. *Computers & Operations Research*, 33(9), 2602-2622.
- Daganzo, C. F. (1989). The crane scheduling problem. *Transportation Research Part B: Methodological*, 23(3), 159-175.
- Dang, Q. V., Yun, W. Y., & Kopfer, H. (2012). Positioning empty containers under dependent demand process. *Computers & Industrial Engineering*, 62(3), 708-715.
- Dantzig G. B. (1955), Linear programming under uncertainty. *Management Science*, 1, pp 179–206.
- De Camargo, R. S., de Miranda, G., & Løkketangen, A. (2013). A new formulation and an exact approach for the many-to-many hub location-routing problem. *Applied Mathematical Modelling*, 37(12-13), 7465-7480.
- Dempster J A.P. (1967). Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping. *Annals of Mathematical Statistics*, 38, 325–339.
- Di Francesco, M., Lai, M., & Zuddas, P. (2013). Maritime repositioning of empty containers under uncertain port disruptions. *Computers & Industrial Engineering*, 64(3), 827-837.
- Ding, D., & Chou, M. C. (2015). Stowage planning for container ships: a heuristic algorithm to reduce the number of shifts. *European Journal of Operational Research*, 246(1), 242-249.
- Ding, H., Benyoucef, L., & Xie, X. (2005). A simulation optimization methodology for supplier selection problem. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 18(2-3), 210-224.
- Ding, J. F., & Chou, C. C. (2013). An evaluation model of quantitative and qualitative fuzzy multi-criteria decision-making approach for location selection of transshipment ports. *Mathematical Problems in Engineering*, 2013.

- Dong, J. X., & Song, D. P. (2009). Container fleet sizing and empty repositioning in liner shipping systems. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 45(6), 860-877.
- Dongarra, J. J. (2014). Performance of various computers using standard linear equations software. *Electrical Engineering and Computer Science Department University of Tennessee, Knoxville*.
- Dorigo M, Di Caro G (1999) Ant colony optimization: a new meta-heuristic. *In: Evolutionary Computation. CEC 99. Proceedings of the 1999 Congress, IEEE, Vol. 2,1470–1477*.
- Dorigo, M., & Stützle, T. (2003). The ant colony optimization metaheuristic: Algorithms, applications, and advances. *In Handbook of metaheuristics*. Springer, Boston, MA, pp. 250-285.
- Dürr, E., & Giannopoulos, G. A. (2003). SITS: a system for uniform intermodal freight transport information exchange. *International Journal of Transport Management*, 1(3), 175-186.
- Ebery, J. (2001). Solving large single allocation p-hub problems with two or three hubs. *European Journal of Operational Research*, 128(2), 447-458.
- Economie Commission. f. E. (2001). Terminologie en transports combinés. New York, Genève. *In United Nations, Economie Comission for Europe, Conférence Européenne des Ministres des Transports (Vol. 11)*.
- Eksioglu, B., Vural, A. V., & Reisman, A. (2009). The vehicle routing problem: A taxonomic review. *Computers & Industrial Engineering*, 57(4), 1472-1483.
- El Khoukhi, F., Boukachour, J., & Alaoui, A. E. H. (2017). The “Dual-Ants Colony”: A novel hybrid approach for the flexible job shop scheduling problem with preventive maintenance. *Computers & Industrial Engineering*, 106, 236-255.
- Elhedhli, S., & Merrick, R. (2012). Green supply chain network design to reduce carbon emissions. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 17(5), 370-379.
- Engström R. (2013), Introduction à la co-modalité, Routes-Roads, N°368.
- Erera, A. L., Morales, J. C., & Savelsbergh, M. (2005). Global intermodal tank container management for the chemical industry. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 41(6), 551-566.
- Erera, A. L., Morales, J. C., & Savelsbergh, M. (2009). Robust optimization for empty repositioning problems. *Operations Research*, 57(2), 468-483.
- Expósito-Izquierdo, C., González-Velarde, J. L., Melián-Batista, B., & Moreno-Vega, J. M. (2013). Hybrid estimation of distribution algorithm for the quay crane scheduling problem. *Applied Soft Computing*, 13(10), 4063-4076.

- Expósito-Izquiero, C., Lalla-Ruiz, E., Lamata, T., Melián-Batista, B., & Moreno-Vega, J. M. (2016). Fuzzy optimization models for seaside port logistics: berthing and quay crane scheduling. *In Computational Intelligence* Springer, Cham, 323-343.
- Farahani, R. Z., Hekmatfar, M., Arabani, A. B., & Nikbakhsh, E. (2013). Hub location problems: A review of models, classification, solution techniques, and applications. *Computers & Industrial Engineering*, 64(4), 1096-1109.
- Feki, M. F. (2010). Optimisation distribuée pour la recherche des itinéraires multi-opérateurs dans un réseau de transport co-modal (Doctoral dissertation, Ecole Centrale de Lille).
- Ferrucci, F., Bock, S., & Gendreau, M. (2013). A pro-active real-time control approach for dynamic vehicle routing problems dealing with the delivery of urgent goods. *European Journal of Operational Research*, 225(1), 130-141.
- Figueira, G., & Almada-Lobo, B. (2014). Hybrid simulation–optimization methods: A taxonomy and discussion. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 46, 118-134.
- Fotuhi, F., & Huynh, N. (2017). Reliable intermodal freight network expansion with demand uncertainties and network disruptions. *Networks and Spatial Economics*, 17(2), 405-433.
- Frangioni, A., & Gendron, B. (2009). 0–1 reformulations of the multicommodity capacitated network design problem. *Discrete Applied Mathematics*, 157(6), 1229-1241.
- Fu, M. C. (2002). Optimization for simulation: Theory vs. practice. *INFORMS Journal on Computing*, 14(3), 192-215.
- Gabrel, V., & Murat, C. (2010). Robustness and duality in linear programming. *Journal of the Operational Research Society*, 61(8), 1288-1296.
- Gambardella, L. M., Mastrolilli, M., Rizzoli, A. E., & Zaffalon, M. (2001). An optimization methodology for intermodal terminal management. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 12(5-6), 521-534.
- Gelareh, S., & Nickel, S. (2011). Hub location problems in transportation networks. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 47(6), 1092-1111.
- Ghaderi, A., & Rahmaniani, R. (2016). Meta-heuristic solution approaches for robust single allocation p-hub median problem with stochastic demands and travel times. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 82(9-12), 1627-1647.
- Ghaffarinasab, N., Motallebzadeh, A., Jabarzadeh, Y., & Kara, B. Y. (2018). Efficient simulated annealing based solution approaches to the competitive single and multiple allocation hub location problems. *Computers & Operations Research*, 90, 173-192.
- Ghamlouche, I., Crainic, T. G., & Gendreau, M. (2004). Path relinking, cycle-based neighbourhoods and capacitated multicommodity network design. *Annals of Operations research*, 131(1-4), 109-133.

- Goel, A. (2010). The value of in-transit visibility for supply chains with multiple modes of transport. *International Journal of logistics: research and Applications*, 13(6), 475-492.
- Gounaris, C. E., Repoussis, P. P., Tarantilis, C. D., & Floudas, C. A. (2011). A hybrid branch-and-cut approach for the capacitated vehicle routing problem. *In Computer Aided Chemical Engineering*, 29, 507-511.
- Gounaris, C. E., Repoussis, P. P., Tarantilis, C. D., Wieseemann, W., & Floudas, C. A. (2014). An adaptive memory programming framework for the robust capacitated vehicle routing problem. *Transportation Science*, 50(4), 1239-1260.
- Gounaris, C. E., Wieseemann, W., & Floudas, C. A. (2013). The robust capacitated vehicle routing problem under demand uncertainty. *Operations Research*, 61(3), 677-693.
- Grossmann, I. E., Apap, R. M., Calfa, B. A., García-Herreros, P., & Zhang, Q. (2016). Recent advances in mathematical programming techniques for the optimization of process systems under uncertainty. *Computers & Chemical Engineering*, 91, 3-14.
- Han, J., Lee, C., & Park, S. (2013). A robust scenario approach for the vehicle routing problem with uncertain travel times. *Transportation science*, 48(3), 373-390.
- Hansen, P., Mladenović, N., & Pérez, J. A. M. (2010). Variable neighbourhood search: methods and applications. *Annals of Operations Research*, 175(1), 367-407.
- Harris, I., Wang, Y., & Wang, H. (2015). ICT in multimodal transport and technological trends: Unleashing potential for the future. *International Journal of Production Economics*, 159, 88-103.
- He, J., Zhang, W., Huang, Y., & Yan, W. (2013). A simulation optimization method for internal trucks sharing assignment among multiple container terminals. *Advanced Engineering Informatics*, 27(4), 598-614.
- Heggen, H., Braekers, K., & Caris, A. (2017). An efficient heuristic for multi-objective train load planning: a parameter sensitivity analysis.
- Herazo-Padilla, N., Montoya-Torres, J. R., Nieto Isaza, S., & Alvarado-Valencia, J. (2015). Simulation-optimization approach for the stochastic location-routing problem. *Journal of Simulation*, 9(4), 296-311.
- Hirsch, P., Palfi, A., & Gronalt, M. (2012). Solving a time constrained two-crane routing problem for material handling with an ant colony optimisation approach: an application in the roof-tile industry. *International Journal of Production Research*, 50(20), 6005-6021.
- Hoff, A., Lium, A. G., Løkketangen, A., & Crainic, T. G. (2010). A metaheuristic for stochastic service network design. *Journal of Heuristics*, 16(5), 653-679.
- Holmberg, K., & Yuan, D. (1998). A Lagrangean approach to network design problems. *International Transactions in Operational Research*, 5(6), 529-539.
- Iancu, D. A., & Trichakis, N. (2013). Pareto efficiency in robust optimization. *Management Science*, 60(1), 130-147.

- Ilvarez Serrano, J. F. (2006). A heuristic for vessel planning in a reach stacker terminal. *Journal of Maritime Research*, 3(1), 3-16.
- Irnich, S., & Desaulniers, G. (2005). Shortest path problems with resource constraints. *In Column generation* Springer, Boston, MA., pp. 33-65.
- Jalilvand-Nejad, A., Shafaei, R., & Shahriari, H. (2016). Robust optimization under correlated polyhedral uncertainty set. *Computers & Industrial Engineering*, 92, 82-94.
- Jaržemskiene, I. (2007). The evolution of intermodal transport research and its development issues. *Transport*, 22(4), 296-306.
- Jin, J. G., Lee, D. H., & Hu, H. (2015). Tactical berth and yard template design at container transshipment terminals: A column generation based approach. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 73, 168-184.
- Jung, J. Y., Blau, G., Pekny, J. F., Reklaitis, G. V., & Eversdyk, D. (2004). A simulation based optimization approach to supply chain management under demand uncertainty. *Computers & chemical engineering*, 28(10), 2087-2106.
- Kara, B. Y., & Tansel, B. C. (2000). On the single-assignment p-hub center problem. *European Journal of Operational Research*, 125(3), 648-655.
- Kaveshgar, N., Huynh, N., & Rahimian, S. K. (2012). An efficient genetic algorithm for solving the quay crane scheduling problem. *Expert Systems with Applications*, 39(18), 13108-13117.
- Kelly, J. P. (2002). Simulation optimization is evolving. *INFORMS Journal on Computing*, 14(3), 223- 225.
- Kenyon, A. S., & Morton, D. P. (2003). Stochastic vehicle routing with random travel times. *Transportation Science*, 37(1), 69-82.
- Kim, K. H., & Park, Y. M. (2004). A crane scheduling method for port container terminals. *European Journal of operational research*, 156(3), 752-768.
- Ko, H. J., Ko, C. S., & Kim, T. (2006). A hybrid optimization/simulation approach for a distribution network design of 3PLS. *Computers & Industrial Engineering*, 50(4), 440-449.
- Kouvelis, P., & Yu, G. (2013). Robust discrete optimization and its applications (Vol. 14). *Springer Science & Business Media*.
- Kreutzberger, E., & Konings, R. (2016). The challenge of appropriate hub terminal and hub-and-spoke network development for seaports and intermodal rail transport in Europe. *Research in Transportation Business & Management*, 19, 83-96.
- Laganá, D., Legato, P., Pisacane, O., & Vocaturo, F. (2006). Solving simulation optimization problems on grid computing systems. *Parallel Computing*, 32(9), 688-700.
- Lam, S. W., Lee, L. H., & Tang, L. C. (2007). An approximate dynamic programming approach for the empty container allocation problem. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 15(4), 265-277.

- Law, A. M. (2013). Simulation modeling and analysis (Vol. 5).
- Lee, B. K., Jung, B. J., Kim, K. H., Park, S. O., & Seo, J. H. (2006, December). A simulation study for designing a rail terminal in a container port. In Simulation Conference, 2006. WSC 06. *Proceedings of the Winter*. IEEE, 1388-1397.
- Lee, C., Lee, K., & Park, S. (2012). Robust vehicle routing problem with deadlines and travel time/demand uncertainty. *Journal of the Operational Research Society*, 63(9), 1294-1306.
- Lee, D. H., Wang, H. Q., & Miao, L. (2008). Quay crane scheduling with non-interference constraints in port container terminals. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 44(1), 124-135.
- Lee, Y., & Rim, S. C. (2016). Quantitative Model for Supply Chain Visibility: Process Capability Perspective. *Mathematical Problems in Engineering*, 2016.
- Legato, P., Mazza, R. M., & Gulli, D. (2014). Integrating tactical and operational berth allocation decisions via simulation–optimization. *Computers & Industrial Engineering*, 78, 84-94.
- Legato, P., Mazza, R. M., & Trunfio, R. (2010). Simulation-based optimization for discharge/loading operations at a maritime container terminal. *OR spectrum*, 32(3), 543-567.
- Leriche, D., Oudani, M., Cabani, A., Hoblos, G., Mouzna, J., Boukachour, J., & Alaoui, A. E. H. (2015). Simulating new logistics system of Le Havre Port. *IFAC-PapersOnLine*, 48(3), 418-423.
- Li, L., Negenborn, R. R., & De Schutter, B. (2017). Distributed model predictive control for cooperative synchromodal freight transport. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 105, 240-260.
- Lim, A., Rodrigues, B., & Xu, Z. (2007). A m-parallel crane scheduling problem with a non-crossing constraint. *Naval Research Logistics (NRL)*, 54(2), 115-127.
- Lim, A., Rodrigues, B., Xiao, F., & Zhu, Y. (2004). Crane scheduling with spatial constraints. *Naval Research Logistics (NRL)*, 51(3), 386-406.
- Lim, S. J., Jeong, S. J., Kim, K. S., & Park, M. W. (2006). A simulation approach for production-distribution planning with consideration given to replenishment policies. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 27(5-6), 593-603.
- Lin, C. C., & Chen, S. H. (2008). An integral constrained generalized hub-and-spoke network design problem. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 44(6), 986-1003.
- Liu, C. I., Jula, H., Vukadinovic, K., & Ioannou, P. (2004). Automated guided vehicle system for two container yard layouts. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 12(5), 349-368.
- Lodwick, W. A., & Untiedt, E. (2010). Introduction to fuzzy and possibilistic optimization. In *Fuzzy Optimization Springer*, Berlin, Heidelberg, pp. 33-62.

- López-Ibáñez, M., Dubois-Lacoste, J., Cáceres, L. P., Birattari, M., & Stützle, T. (2016). The irace package: Iterated racing for automatic algorithm configuration. *Operations Research Perspectives*, 3, 43-58.
- Lowe, D. (2006). Intermodal freight transport. *Routledge*.
- Lu, B., & Park, N. K. (2013). Sensitivity analysis for identifying the critical productivity factors of container terminals. *Journal of Mechanical Engineering*, 59(9), 536-546.
- Lu, Z., Han, X., Xi, L., & Erera, A. L. (2012). A heuristic for the quay crane scheduling problem based on contiguous bay crane operations. *Computers & Operations Research*, 39(12), 2915-2928.
- Luatkep, P., Sumalee, A., Lam, W. H., Li, Z. C., & Lo, H. K. (2011). Global optimization method for mixed transportation network design problem: a mixed-integer linear programming approach. *Transportation Research Part B: Methodological*, 45(5), 808-827.
- Luhandjula, M. K., & Gupta, M. M. (1996). On fuzzy stochastic optimization. *Fuzzy Sets and Systems*, 81(1), 47-55.
- Macharis, C., & Bontekoning, Y. M. (2004). Opportunities for OR in intermodal freight transport research: A review. *European Journal of operational research*, 153(2), 400-416
- Magnanti, T. L., & Wong, R. T. (1984). Network design and transportation planning: Models and algorithms. *Transportation science*, 18(1), 1-55.
- Marín, A. (2005). Formulating and solving splittable capacitated multiple allocation hub location problems. *Computers & operations research*, 32(12), 3093-3109.
- Meisel, F. (2009). Operational Planning Problems. In *Seaside Operations Planning in Container Terminals*, Physica-Verlag HD, 17-30.
- Meisel, F., & Bierwirth, C. (2011). A unified approach for the evaluation of quay crane scheduling models and algorithms. *Computers & Operations Research*, 38(3), 683-693.
- Meng, Q., & Wang, T. (2010). A chance constrained programming model for short-term liner ship fleet planning problems. *Marit. Pol. Mgmt.*, 37(4), 329-346.
- Meng, Q., Wang, T., & Wang, S. (2012). Short-term liner ship fleet planning with container transshipment and uncertain container shipment demand. *European Journal of Operational Research*, 223(1), 96-105.
- Meraklı, M., & Yaman, H. (2016). Robust intermodal hub location under polyhedral demand uncertainty. *Transportation Research Part B: Methodological*, 86, 66-85.
- Messaoud, E., Alaoui, A. E. H., & Boukachour, J. (2013). Hybridation de l'algorithme de colonie de Fourmis avec l'algorithme de recherche à grand Voisinage pour la résolution du VRPTW statique et dynamique. *INFOR: Information Systems and Operational Research*, 51(1), 41-51.

- Meyer, P. (1999). Entwicklung eines Simulationsprogramms für Umschlagterminals des kombinierten Verkehrs. Shaker.
- Michael, P. (1995). Scheduling, theory, algorithms, and systems. Englewood Cliffs, New Jersey.
- Min, H. (1991). International intermodal choices via chance-constrained goal programming. *Transportation Research Part A: General*, 25(6), 351-362.
- Minoux, M. (1989). Networks synthesis and optimum network design problems: Models, solution methods and applications. *Networks*, 19(3), 313-360.
- Mirjalili, S., & Lewis, A. (2016). Obstacles and difficulties for robust benchmark problems: A novel penalty-based robust optimisation method. *Information Sciences*, 328, 485-509.
- Moccia, L., Cordeau, J. F., Gaudioso, M., & Laporte, G. (2006). A branch-and-cut algorithm for the quay crane scheduling problem in a container terminal. *Naval Research Logistics (NRL)*, 53(1), 45-59.
- Moccia, L., Cordeau, J. F., Laporte, G., Ropke, S., & Valentini, M. P. (2011). Modeling and solving a multimodal transportation problem with flexible-time and scheduled services. *Networks*, 57(1), 53-68.
- Moghadam, B., & Seyedhosseini, S. (2010). A particle swarm approach to solve vehicle routing problem with uncertain demand: A drug distribution case study. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 1(1), 55-64.
- Moghaddam, B. F., Ruiz, R., & Sadjadi, S. J. (2012). Vehicle routing problem with uncertain demands: An advanced particle swarm algorithm. *Computers & Industrial Engineering*, 62(1), 306-317.
- Monaco, M. F., & Sammarra, M. (2011). Quay crane scheduling with time windows, one-way and spatial constraints. *International Journal of Shipping and Transport Logistics*, 3(4), 454-474.
- Monaco, M. F., Sammarra, M., & Sorrentino, G. (2014). The terminal-oriented ship stowage planning problem. *European Journal of Operational Research*, 239(1), 256-265.
- Montemanni, R., Gambardella, L. M., Rizzoli, A. E., & Donati, A. V. (2005). Ant colony system for a dynamic vehicle routing problem. *Journal of Combinatorial Optimization*, 10(4), 327-343.
- Mudchanatongsuk, S., Ordóñez, F., & Liu, J. (2008). Robust solutions for network design under transportation cost and demand uncertainty. *Journal of the Operational Research Society*, 59(5), 652-662.
- Munim, Z. H., & Haralambides, H. (2018). Competition and cooperation for intermodal container transshipment: A network optimization approach. *Research in Transportation Business & Management*, 26, 87-99.
- Nagy, G., & Salhi, S. (1998). The many-to-many location-routing problem. *Top*, 6(2), 261-275.

- Nguyen, S., Zhang, M., Johnston, M., & Tan, K. C. (2013). Hybrid evolutionary computation methods for quay crane scheduling problems. *Computers & Operations Research*, 40(8), 2083-2093.
- Noorizadegan, M., Galli, L., & Chen, B. (2012). On the heterogeneous vehicle routing problem under demand uncertainty.
- Noteboom, T. (2009, July). Les Ports Maritimes et leur arrière-pays intermodal: Relations dans le cadre des chaînes d'approvisionnement internationales-Les défis pour l'Europe,". In Forum International des Transports, Table Ronde: Concurrence entre les ports et liaisons terrestres avec l'arrière-pays, 27-81.
- O'Kelly, M. E. (2009). Rectilinear minimax hub location problems. *Journal of Geographical Systems*, 11(3), 227-241.
- Ordóñez, F., & Zhao, J. (2007). Robust capacity expansion of network flows. *Networks: An International Journal*, 50(2), 136-145.
- Oudani, M. (2016). Optimisation des problèmes de transport multimodal (Doctoral dissertation, Le Havre).
- Oudani, M., Leriche, D., Boukachour, J., Cabani, A., Hoblos, G., & Alaoui, A. E. H. (2015). Optimisation et simulation d'un problème d'affectation des trains aux voies dans le Terminal Multimodal du Havre. In *16ème conférence ROADEF de la Société Française de Recherche Opérationnelle et Aide à la Décision*, Marseille, France.
- Pazour, J. A., Meller, R. D., & Pohl, L. M. (2010). A model to design a national high-speed rail network for freight distribution. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 44(3), 119-135.
- Pearce, R. H., & Forbes, M. (2018). Disaggregated Benders decomposition and branch-and-cut for solving the budget-constrained dynamic uncapacitated facility location and network design problem. *European Journal of Operational Research*.
- Peterkofsky, R. I., & Daganzo, C. F. (1990). A branch and bound solution method for the crane scheduling problem. *Transportation Research Part B: Methodological*, 24(3), 159-172.
- Pishvae, M. S., Rabbani, M., & Torabi, S. A. (2011). A robust optimization approach to closed-loop supply chain network design under uncertainty. *Applied Mathematical Modelling*, 35(2), 637-649.
- Prins, C. (2004). A simple and effective evolutionary algorithm for the vehicle routing problem. *Computers & Operations Research*, 31(12), 1985-2002.
- Rajendran, C., & Ziegler, H. (2004). Ant-colony algorithms for permutation flowshop scheduling to minimize makespan/total flowtime of jobs. *European Journal of Operational Research*, 155(2), 426-438.
- Reis, V., Meier, J. F., Pace, G., & Palacin, R. (2013). Rail and multi-modal transport. *Research in Transportation Economics*, 41(1), 17-30.

- Remli, N. (2011). Robustesse en programmation linéaire (Doctoral dissertation, Paris 9).
- Ries, J., González-Ramírez, R. G., & Miranda, P. (2014, September). A fuzzy logic model for the container stacking problem at container terminals. *In International Conference on Computational Logistics*. Springer, Cham, 93-111.
- Rizzoli, A. E., Fornara, N., & Gambardella, L. M. (2002). A simulation tool for combined rail/road transport in intermodal terminals. *Mathematics and Computers in Simulation*, 59(1-3), 57-71.
- Rodríguez-Martín, I., Salazar-González, J. J., & Yaman, H. (2014). A branch-and-cut algorithm for the hub location and routing problem. *Computers & Operations Research*, 50, 161-174.
- Rondinelli, D., & Berry, M. (2000). Multimodal transportation, logistics, and the environment: managing interactions in a global economy. *European Management Journal*, 18(4), 398-410.
- Ross, T. J. (2009). Fuzzy logic with engineering applications. *John Wiley & Sons*.
- Rouky, N., Abourraja, M., Boukachour, J., Boudebous, D., Alaoui, A., & Khoukhi, F. (2019). Simulation optimization based ant colony algorithm for the uncertain quay crane scheduling problem. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 10(1), 111-132.
- Rouky, N., Boukachour, J., Alaoui, A.E.H, El Khoukhi, F., & Boudebous D. (2015). Un algorithme d'optimisation par colonie de fourmis pour l'ordonnancement des grues de quai. *JD-JN- MACS*, Bourges, France.
- Rouky, N., Boukachour, J., Boudebous, D., & Alaoui, A. E. H. (2018). A Robust Metaheuristic for the Rail Shuttle Routing Problem with Uncertainty: A Real Case Study in the Le Havre Port. *The Asian Journal of Shipping and Logistics*, 34(2), 171-187.
- Rouky, N., Boukachour, J., Boudebous, D., & Alaoui, A. E. H. (2016). Optimisation des tournées des navettes ferroviaires sous incertitudes dans le port du Havre. *17ème congrès de la Société Française de la Recherche Opérationnelle et d'Aide à la Décision. ROADEF*.
- Rouky, N., Couzin, P., Boukachour, J., Boudebous, D., Alaoui, A., & Alaoui, A. E. H. (2018). Optimization of Containers Transfer in Le Havre Port: a New Algorithm for the Railway Transportation System. *IFAC-PapersOnLine*, 51(11), 1676-1681.
- Roy, B. (2010). Robustness in operational research and decision aiding: A multi-faceted issue. *European Journal of Operational Research*, 200(3), 629-638.
- Sahinidis, N. V. (2004). Optimization under uncertainty: state-of-the-art and opportunities. *Computers & Chemical Engineering*, 28(6-7), 971-983.
- Sammarra, M., Cordeau, J. F., Laporte, G., & Monaco, M. F. (2007). A tabu search heuristic for the quay crane scheduling problem. *Journal of Scheduling*, 10(4-5), 327-336.
- Segura, F. G., Segura, E. L., Moreno, E. V., & Uceda, R. A. (2017, September). A fully fuzzy linear programming model to the berth allocation problem. *In Computer Science and Information Systems (FedCSIS), 2017 Federated Conference on (pp. 453-458)*. IEEE.

- Shang, X. T., Cao, J. X., & Ren, J. (2016). A robust optimization approach to the integrated berth allocation and quay crane assignment problem. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 94, 44-65.
- Shapiro, A., & Philpott, A. (2007). A tutorial on stochastic programming. Manuscript. Available at www2.isye.gatech.edu/ashapiro/publications.html, 17.
- Shapiro, A., Dentcheva, D., & Ruszczyński, A. (2009). Lectures on stochastic programming: modeling and theory. *Society for Industrial and Applied Mathematics*.
- Smets, P. (1998). Application of the transferable belief model to diagnostic problems. *International journal of intelligent systems*, 13(2-3), 127-157.
- Smets, P., & Kennes, R. (1994). The transferable belief model. *Artificial intelligence*, 66(2), 191-234.
- Solano-Charris, E., Prins, C., & Santos, A. C. (2015). Local search based metaheuristics for the robust vehicle routing problem with discrete scenarios. *Applied Soft Computing*, 32, 518-531.
- Solano-Charris, E. L., Prins, C., & Santos, A. C. (2016). Solving the bi-objective Robust Vehicle Routing Problem with uncertain costs and demands. *RAIRO-Operations Research*, 50(4-5), 689-714.
- Solomon, M. M. (1987). Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints. *Operations research*, 35(2), 254-265.
- Song, D. P., & Dong, J. X. (2012). Cargo routing and empty container repositioning in multiple shipping service routes. *Transportation Research Part B: Methodological*, 46(10), 1556-1575.
- Soyster, A. L. (1973). Convex programming with set-inclusive constraints and applications to inexact linear programming. *Operations research*, 21(5), 1154-1157.
- Steenken, D., Voß, S., & Stahlbock, R. (2004). Container terminal operation and operations research-a classification and literature review. *OR spectrum*, 26(1), 3-49.
- Steenken, D., Winter, T., & Zimmermann, U. T. (2001). Stowage and transport optimization in ship planning. In *Online optimization of large scale systems* (pp. 731-745). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Sungur, I., Ordóñez, F., & Dessouky, M. (2008). A robust optimization approach for the capacitated vehicle routing problem with demand uncertainty. *IIE Transactions*, 40(5), 509-523.
- Tang, J., Wang, D. W., Fung, R. Y., & Yung, K. L. (2004). Understanding of fuzzy optimization: theories and methods. *Journal of Systems Science and Complexity*, 17(1), 117-136.
- Thiruvady, D., Ernst, A. T., & Singh, G. (2016). Parallel ant colony optimization for resource constrained job scheduling. *Annals of Operations Research*, 242(2), 355-372.

- Toklu, N. E., Gambardella, L. M., & Montemanni, R. (2014). A multiple ant colony system for a vehicle routing problem with time windows and uncertain travel times. *Journal of Traffic and Logistics Engineering*, 2(1).
- Toklu, N. E., Montemanni, R., & Gambardella, L. M. (2013, April). An ant colony system for the capacitated vehicle routing problem with uncertain travel costs. *In Swarm Intelligence (SIS), 2013 IEEE Symposium on* (pp. 32-39). IEEE.
- Tongzon, J., & Heng, W. (2005). Port privatization, efficiency and competitiveness: Some empirical evidence from container ports (terminals). *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 39(5), 405-424.
- Topaloglu, H. (2006). A parallelizable dynamic fleet management model with random travel times. *European Journal of Operational Research*, 175(2), 782-805.
- Topaloglu, H. (2007). A parallelizable and approximate dynamic programming-based dynamic fleet management model with random travel times and multiple vehicle types. *In Dynamic Fleet Management* (pp. 65-93). Springer, Boston, MA.
- Topaloglu, H., & Powell, W. B. (2005). A distributed decision-making structure for dynamic resource allocation using nonlinear functional approximations. *Operations Research*, 53(2), 281-297.
- Topaloglu, H., & Powell, W. B. (2007). Sensitivity analysis of a dynamic fleet management model using approximate dynamic programming. *Operations research*, 55(2), 319-331.
- Tréfond, S., Billionnet, A., Elloumi, S., Djellab, H., & Guyon, O. (2017). Optimization and simulation for robust railway rolling-stock planning. *Journal of Rail Transport Planning & Management*, 7(1-2), 33-49.
- Truong, T. H., & Azadivar, F. (2003, December). Simulation optimization in manufacturing analysis: simulation based optimization for supply chain configuration design. *In Proceedings of the 35th conference on Winter simulation: driving innovation* (pp. 1268-1275). Winter Simulation Conference.
- Tsang, H. T., & Mak, H. Y. (2015). Robust Optimization Approach to Empty Container Repositioning in Liner Shipping. *In Handbook of Ocean Container Transport Logistics* (pp. 209-229). Springer, Cham.
- Unsal, O., & Oguz, C. (2013). Constraint programming approach to quay crane scheduling problem. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 59, 108-122.
- Van Hui, Y., Gao, J., Leung, L., & Wallace, S. (2014). Airfreight forwarder's shipment planning under uncertainty: A two-stage stochastic programming approach. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 66, 83-102.
- Verdonck, L., Caris, A., Ramaekers, K., & Janssens, G. K. (2014). Analysis of the operations of an intermodal barge terminal. *International Journal of Simulation and Process Modelling*, 9(1-2), 3-15.

- Verweij, K. (2011). Synchronic modalities – Critical success factors. In P. J. van der Sterre (Ed.), *Logistics yearbook edition 2011*. Rotterdam (pp. 75–88). ISBN: 978-90-79470-00-6.
- Vidović, M., Zečević, S., Kilibarda, M., Vlajić, J., Bjelić, N., & Tadić, S. (2011). The p-hub model with hub-catchment areas, existing hubs, and simulation: A case study of Serbian intermodal terminals. *Networks and Spatial Economics*, 11(2), 295-314.
- Vis, I. F. (2006). A comparative analysis of storage and retrieval equipment at a container terminal. *International Journal of Production Economics*, 103(2), 680-693.
- Vis, I. F., & De Koster, R. (2003). Transshipment of containers at a container terminal: An overview. *European journal of operational research*, 147(1), 1-16.
- Viswanath, K., & Peeta, S. (2003). Multicommodity maximal covering network design problem for planning critical routes for earthquake response. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, (1857), 1-10.
- Wang, B., & Yang, T. (2012). Stochastic optimization of empty container repositioning of sea carriage. In *Advanced Materials Research. Trans Tech Publications*, (340), 324-330.
- Wang, R., Yang, K., Yang, L., & Gao, Z. (2018). Modeling and optimization of a road–rail intermodal transport system under uncertain information. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 72, 423-436.
- Wang, Y., & Kim, K. H. (2011). A quay crane scheduling algorithm considering the workload of yard cranes in a container yard. *Journal of intelligent manufacturing*, 22(3), 459-470.
- Wiegmans, B. W., Stekelenburg, D. T., Versteegt, C., & Bontekoning, Y. M. (2007). Modeling rail-rail exchange operations: An analysis of conventional and new-generation terminals. *Transportation Journal*, 5-20.
- Woxenius, J. (2002). Conceptual modelling of an intermodal express transport system. *International congress on freight transport automation and multimodality*.
- Wu, Z., Song, T., & Zhao, K. (2006). Selection of Container Shipping Routes [J]. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 3.
- Yu, G., & Yang, J. (1998). On the robust shortest path problem. *Computers & Operations Research*, 25(6), 457-468.
- Yücel, A., & Güneri, A. F. (2011). A weighted additive fuzzy programming approach for multi-criteria supplier selection. *Expert Systems with Applications*, 38(5), 6281-6286.
- Zeng, Q., & Yang, Z. (2009). Integrating simulation and optimization to schedule loading operations in container terminals. *Computers & Operations Research*, 36(6), 1935-1944.
- Zetina, C. A., Contreras, I., Cordeau, J. F., & Nikbakhsh, E. (2017). Robust uncapacitated hub location. *Transportation Research Part B: Methodological*, 106, 393-410.

-
- Zhou, Y., Wang, W., Song, X., & Guo, Z. (2016). Simulation-based optimization for yard design at mega container terminal under uncertainty. *Mathematical Problems in Engineering*, 2016.
- Zhu, E., Crainic, T. G., & Gendreau, M. (2014). Scheduled service network design for freight rail transportation. *Operations research*, 62(2), 383-400.
- Zhu, Y., & Lim, A. (2006). Crane scheduling with non-crossing constraint. *Journal of the Operational Research Society*, 57(12), 1464-1471.

Webbliographie :

“ASLOG” Guide Pratique du Transport Multimodal. <http://www.faq-logistique.com/ASLOG-Publications-Guide-Pratique-Transport-Multimodal.htm>

AIPCR (2013), Les terminaux intermodaux de marchandises : défis et bonnes pratiques. Comité technique B.4 de l’AIPCR – Transport de marchandises et intermodalité. www.piarc.org

AGORA (2016) Intermodal terminals in Europe. <http://www.intermodal-terminals.eu>

Garnier C. (2015). La bataille du port du Havre se joue sur terre. Usine Nouvelle [online]. www.usinenouvelle.com/article/la-bataille-du-port-du-havre-se-joue-sur-terre.N359024

Multimethod Simulation Software and Solutions, accessed on, Nov. 22, 2015. [Online]. Available: <http://www.anylogic.com/>

SNRP (2013) Stratégie nationale de relance portuaire

http://www.port.fr/sites/default/files/fichiers/pj5-annexe_1-2013-05-strategie_nationale.pdf

UNCTAD (2014) Review of Maritime Transport 2014. United Nations Conference on Trade and Development (UNCTAD), New York and Geneva. http://unctad.org/en/PublicationsLibrary/rmt2014_en.pdf

Optimisation et Simulation de la massification du transport multimodal de conteneurs

Résumé : Les ports maritimes se confrontent aujourd'hui à des exigences rigoureuses imposées par l'évolution de la taille de la flotte mondiale des porte-conteneurs, l'accroissement de la concurrence et des zones de stockage qui arrivent à des niveaux de saturation très élevés. Pour répondre à ces défis, plusieurs ports ont décidé de créer des terminaux multimodaux qui jouent le rôle de méga-hubs pour les terminaux maritimes, en vue de libérer les zones de stockage de ces terminaux, de développer la part du transport massifié de conteneurs et de réduire les émissions des gaz à effet de serre en utilisant des modes alternatifs à la route. Néanmoins, la gestion de ces nouveaux schémas logistiques est laborieuse. Cela s'explique par plusieurs facteurs, entre autres, la nature dynamique et distribuée de ces systèmes, la diversité des opérations, et l'incertitude et le manque des informations nécessaires au contrôle de flux. En effet, les opérateurs portuaires se trouvent face à plusieurs problèmes de décision complexes, tels que : les problèmes de tournées et les problèmes d'ordonnancement. La finalité de cette thèse est de développer des approches capables de répondre aux besoins des opérateurs portuaires dans un terminal multimodal, avec prise en compte des différentes sources d'incertitudes. Deux problèmes d'optimisation sont principalement considérés dans cette thèse, à savoir : l'optimisation de tournées de navettes ferroviaires (en anglais : the Rail Shuttle Routing Problem (RSRP)) et l'ordonnancement de grues de quai (en anglais : the Quay Crane Scheduling Problem (QCSP)). En vue d'aborder la complexité et l'aspect incertain de ces problèmes, nous proposerons des modélisations mathématiques, ainsi que des approches de résolution basées sur l'optimisation par colonies de fourmis, l'optimisation robuste et le couplage Simulation-Optimisation. Les différents tests numériques effectués dans ce travail ont prouvé l'efficacité des algorithmes proposés et leur robustesse face aux différentes sources d'incertitudes.

Mots clés. Logistique portuaire, Transport multimodal, Méta-heuristiques, Simulation-Optimisation ; Optimisation robuste.

Optimization and Simulation of Consolidated Multimodal Containers Transport

Abstract: Today, seaports face increasingly stringent requirements imposed by the considerable growth of goods transited by sea. Indeed, the organization of the port sector has evolved rapidly and has caused several negative impacts, including pollution and congestion of terminals, which constitute today the major concerns of port operators. To address those challenges, several ports have decided to build multimodal terminals that act as mega-hubs for maritime terminals, in order to free the storage areas on the maritime terminals, to promote the use of consolidated container modes of transfer and to reduce greenhouse gas emissions by using alternative modes to the road. Nevertheless, the management of these new logistic systems is laborious. This is due to several factors, including the dynamic and distributed nature of these systems, the variety of operations, and the lack of information needed to control flow. The aim of this thesis is to develop approaches capable of meeting the needs of port operators in a multimodal terminal, taking into account the different sources of uncertainty. Two optimization problems are mainly considered in this thesis, namely: the Rail Shuttle Routing Problem(RSRP) and the Quay Crane Scheduling Problem(QCSP). To address the complexity and uncertainties of these problems, we propose new mathematical models, as well as some heuristics approaches based on ant colony optimization, robust optimization and Simulation-Optimization. The various numerical tests carried out proved the effectiveness and the robustness of the proposed algorithms.

Keywords. Port Logistic, Multimodal Transport, Meta-heuristics, Simulation-Optimization, Robust Optimization.