



HAL
open science

Contribution à l'étude du problème de transport multimodal dans le cas robuste et multi-objectif

Abderrahman Abbassi

► **To cite this version:**

Abderrahman Abbassi. Contribution à l'étude du problème de transport multimodal dans le cas robuste et multi-objectif. Modélisation et simulation. Normandie Université; Université Sidi Mohamed ben Abdellah (Fès, Maroc). Faculté des Sciences et Techniques, 2018. Français. NNT: 2018NORMLH35 . tel-02165506

HAL Id: tel-02165506

<https://theses.hal.science/tel-02165506>

Submitted on 26 Jun 2019

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

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



Normandie Université

THESE

Pour obtenir le diplôme de doctorat

Spécialité : Informatique

Préparée au sein de l'Université du Havre Normandie

En partenariat international avec la FST de Fès, Maroc

Contribution à l'étude du problème de transport multimodal dans le cas robuste et multi-objectif

Présentée et soutenue par

Abderrahman ABBASSI

**Thèse soutenue publiquement le 25 décembre 2018
devant le jury composé de**

Mr. RACHID Ahmed	Professeur des universités/ Université de Picardie Jules Verne, France	Rapporteur
Mme. EL BERNOUSSI Souad	Professeure des universités/ Université Mohammed V de Rabat, Maroc	Rapporteur
Mr. EL MHAMEDI Abderrahman	Professeur des universités/ Université Paris 8, France	Rapporteur
Mme. MHADA Fatima-Zohra	Professeure Habilité/ ENSIAS de Rabat, Maroc	Examinatrice
Mme. EZZAKI Fatima	Professeure des Universités / Faculté de Sciences et Techniques de Fès, Maroc	Examinatrice
Mr. BENAINI Abdelhamid	Professeur des Universités / Université du Havre Normandie, France	Examineur
Mr. EL HILALI ALAOUI Ahmed	Professeur des Universités / Faculté de Sciences et Techniques de Fès, Maroc	Co-directeur de thèse
Mr. BOUKACHOUR Jaouad	HDR / Université du Havre Normandie, France	Directeur de thèse

Thèse dirigée par Jaouad Boukachour et Ahmed El Hilali Alaoui

Laboratoire des Mathématiques Appliquées du Havre (LMAH) & Laboratoire de Modélisation et Calcul Scientifique (MCS) de la FST Fès



Remerciements

J'aimerais tout d'abord témoigner ma gratitude à mon professeur et directeur de thèse Monsieur Ahmed El Hilali Alaoui pour l'aide précieuse et la confiance qu'il m'a accordé durant ces années de thèse. Qu'il reçoit le témoignage de ma profonde reconnaissance pour la confiance qu'il a fait à mon égard. Je le remercie très chaleureusement pour les conseils précieux, la disponibilité permanente, l'encouragement et pour ses qualités humaines. Je veux également exprimer toute ma gratitude à Monsieur Jaouad Boukachour, professeur à l'Université du Havre pour avoir codirigé ces travaux, pour ses conseils qui m'ont été très bénéfiques, je le remercie infiniment pour l'encouragement et pour ses qualités scientifiques et humaines.

Je remercie Monsieur Abdelhamid Benaini, professeur des universités à l'Université du Havre, qui m'a fait l'honneur de présider le jury de ma thèse. Mes remerciements vont à Monsieur Ahmed Rachid, professeur à l'université de Picardie ainsi que Madame Souad El Bernoussi, professeure à l'université Mohammed V de Rabat qui m'ont fait l'honneur d'être des rapporteurs de cette thèse. Je tiens à remercier également Madame Fatima Ezzaki de la Faculté des Sciences et Techniques de Fès, pour avoir accepté de rapporter et de commenter ce travail, pour tous ses encouragements et ses efforts en tant que directrice du laboratoire.

J'exprime ma reconnaissance à Monsieur Abderrahman El Mhamedi, professeur à l'université de Paris 8, et Madame Fatima-Zohra Mhada, professeure à l'université Mohammed V de Rabat. Je les remercie infiniment d'avoir accepté d'examiner cette thèse.

Mes sincères remerciements à toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à la réussite de cette étude. Sans oublier mes professeurs et mes collègues au laboratoire de Modélisation et Calcul Scientifique (MCS) de la FST de Fès et au laboratoire des Mathématiques Appliquées du Havre (LMAH).

Un remerciement sans pareil à tous les membres de ma famille et mes parents en particulier, pour leur soutien inconditionnel et pour l'encouragement tout au long de mes années d'étude.

Merci à tous

Avant-propos

Les travaux de recherche présentés dans cette thèse sont déroulés dans le cadre d'une convention de cotutelle entre l'Université Sidi Mohammed Ben Abdellah de Fès au Maroc et l'Université du Havre Normandie en France. Ils sont préparés au sein de Laboratoire de modélisation et Calcul Scientifique de la Faculté des Sciences et Techniques de Fès et du Laboratoire de Mathématiques Appliquées du Havre (LMAH), sous la direction des Professeurs Ahmed El Hilali Alaoui et Jaouad Boukachour.

Nos travaux de recherche ont été financés par une bourse d'excellence du Centre National pour la Recherche Scientifique et Technique du Maroc (CNRST).

Résumé

Ce travail porte sur la modélisation et la résolution des problèmes d'optimisation robuste et multi-objectifs du transport multimodal. Après une synthèse des travaux de la littérature et une présentation des concepts de base de l'optimisation robuste et l'optimisation multi-objectif, nous proposons un nouveau modèle d'optimisation multi-objectif du transport multimodal des produits agricoles marocains vers des clients européens. L'objectif est de déterminer la meilleure stratégie d'exportation qui minimise simultanément le coût total de transport multimodal et l'overtime maximal en prenant en considération des contraintes réalistes. Nous proposons également des nouvelles approches de résolution avec une application sur un réseau de transport multimodal réel.

Nous avons étudié une autre problématique du transport multimodal avec localisation de terminaux intermodaux. Outre la version déterministe, une optimisation robuste qui tient compte des incertitudes sur les capacités, les coûts d'utilisation et les coûts de transport. Deux approches de résolution ont été utilisées : une version développée du recuit simulé et une méthode hybride combinant une approche exacte et une métaheuristique.

Dans ces contributions, des modèles et des méthodes sont présentés, des remarques et des interprétations sont tirées à propos de l'impact de la périssabilité des produits et de la robustesse sur les flux, le choix des ports, des trajets et des modes de transport.

Nos travaux de recherches ont été financés par une bourse d'excellence du Centre National pour la Recherche Scientifique et Technique du Maroc (CNRST).

Mots-clés :

Transport multimodal, Modélisation, Optimisation multi-objectif, Optimisation robuste, Méta-heuristique, Chaîne logistique, Export, Import, Produits périssables.

Abstract

Because of the importance of multimodal transport for goods importation and exportation from Morocco to international customers, our goals are modeling and solving multimodal freight transportation problems by more focusing on some issues confronted by our country. After presenting the required mathematical background on robust and multiobjective optimization and surveying the literature works on multimodal transport problems, its variants and solution approaches; and instead of testing them only on traditional benchmarks; we dealt with new variants and methods.

A multi-objective mathematical model is proposed to optimize the multimodal transport of agricultural products from Morocco to Europe. To solve this model adapted to a real network, two multiobjective version algorithms are presented in order to optimize simultaneously the total transportation cost and the over-time.

Given the complexity of the global logistics chain by various operations and several stakeholders, the data of the problem may sometimes be ignored or uncompleted. That's why we have developed a mathematical model for multimodal terminal location problem by integrating uncertainties of the transportation costs, the capacities and the using costs of terminals. A population based simulated annealing and a hybrid method combining an exact and a metaheuristic approaches are proposed to effectively solving the problem. The test is then performed on a real intermodal network.

These contributions are concluded by remarks and highlights about the impact of perishability and robustness on flows, location strategies of ports, the choice of paths and the transportation modes.

Keywords :

Multimodal transport, Modeling, Multi-objective optimization, Robust optimization, Metaheuristics, Logistics supply chain, Export, Import, Perishable products.

Table des matières

Introduction générale	16
1 Généralités sur le transport multimodal	22
1.1 Introduction	22
1.2 Infrastructures et réseaux de transport : Cas du Maroc	24
1.2.1 Mode routier	24
1.2.2 Mode maritime	24
1.2.3 Mode aérien	27
1.2.4 Mode ferroviaire	28
1.2.5 Autres modes de transport	28
1.3 Transport multimodal	29
1.3.1 Formes de combinaison de modes	29
1.4 Problèmes stratégiques, opérationnelles et tactiques	31
1.4.1 Problèmes stratégiques	31
1.4.2 Problèmes tactiques	38
1.4.3 Problèmes opérationnels	41
1.5 Problèmes du plus court chemin multimodal	43
1.6 Modèles multi-objectifs du transport multimodal	45
1.6.1 Coût de transport	46
1.6.2 Temps de transport	47

1.6.3	Coûts de pénalités	48
1.6.4	Émission des gaz à effet de serre	48
1.6.5	Consommation d'énergie	49
1.7	Transport multimodal sous incertitudes	51
1.8	Approches de résolution des problèmes de transport multimodal	52
1.8.1	Algorithmes génétiques	52
1.8.2	Recuit simulé	53
1.8.3	Recherche Tabu	54
1.8.4	Algorithme de colonies de fourmis	54
1.8.5	Méthode de deux phases	56
1.9	Applications et enjeux	56
1.10	Conclusion	59
2	Optimisation multi-objectif du transport multimodal des produits agricoles	61
2.1	Introduction	61
2.2	Chaine logistique Agricole	62
2.2.1	Récolte	63
2.2.2	Préparation et emballage	63
2.2.3	Transport	64
2.2.4	Livraison des produits	64
2.3	Concepts de base de l'optimisation multi-objectif	65
2.3.1	Formulation générale des problèmes multi-objectif	65
2.3.2	La dominance	65
2.3.3	Ensemble de solutions non-dominées	66
2.3.4	Point idéal et point nadir	66
2.3.5	Formes des fronts de Pareto	67
2.3.6	Conditions nécessaires et suffisante de Pareto optimalité	67
2.4	Méthodes de résolution des problèmes d'optimisation multi-objectifs	68

2.4.1	Méthodes à posteriori, à priori et interactives	68
2.4.2	La méthode des sommes pondérées	69
2.4.3	Méthode de ϵ -contrainte	70
2.4.4	Méthode de Benson	71
2.4.5	Méthode de Min-Max	73
2.4.6	Méthode lexicographique	73
2.4.7	La méthode MOGA	74
2.4.8	La méthode NSGA-II	75
2.4.9	La méthode MOSA (recuit simulé multi-objectif)	76
2.4.10	Essaims de particules multi-objectif (MPSO)	77
2.5	Modélisation du transport multimodal multi-objectif des produits agricoles vers l'Europe	78
2.5.1	Modèle bi-objectif proposé	79
2.5.2	Instances générées aléatoirement	83
2.5.3	Comparaison avec les modèles de la littérature	83
2.6	Étude comparative de deux approches de résolution proposées	85
2.6.1	Représentation des solutions	85
2.6.2	La méthode NSGA-II Hybride proposée	86
2.6.3	Approche de résolution Grasp-ILS proposée	89
2.6.4	Effets des paramètres de l'algorithme	91
2.6.5	Analyse comparative des solutions du problème bi-objectif	94
2.7	Application réelle	96
2.8	Conclusion	101
3	Optimisation robuste du transport multimodal	102
3.1	Introduction	102
3.2	Optimisation sous incertitudes	103
3.3	Notions d'optimisation robuste	105
3.3.1	Optimisation linéaire robuste	106

3.3.2	Ensembles d'incertitudes	107
3.3.3	Formulation de Soyster	109
3.3.4	Formulation de Kouvellis et Yu	111
3.3.5	Procédure d'optimisation robuste	112
3.4	Optimisation robuste multi-objectif	112
3.4.1	Formulation du problème robuste multi-objectif	112
3.4.2	Caractérisation des solutions de compromis robustes	113
3.4.3	Conditions nécessaires et suffisantes d'optimalité	114
3.5	Problème déterministe du transport intermodal avec localisation de terminaux	114
3.6	Modèles d'optimisation robuste du transport intermodal	118
3.6.1	Optimisation robuste de l'ITLP avec des coûts d'utilisation incertains	118
3.6.2	Optimisation robuste de l'ITLP avec des capacités incertaines . . .	119
3.6.3	Optimisation robuste de l'ITLP avec des coûts de transport incertains	120
3.7	Méthodes PBSA et PBSA-Exact	121
3.7.1	Méthode de recuit simulé à base de population PBSA	121
3.7.2	Méthode PBSA combinée avec une approche exacte	126
3.7.3	Description des instances de test	127
3.8	Résultats expérimentaux	127
3.8.1	Étude comparative des approches de résolution	127
3.8.2	Étude d'un réseau réel	129
3.9	Conclusion	133
	Conclusion générale	134
	Liste des publications	136

Table des figures

1.1	Évolution du trafic portuaire marocain 2003-2016 (en milliers de tonnes)	25
1.2	Répartition du trafic maritime par modes de conditionnement	26
1.3	Description des trafics gérés par les ports principaux	27
1.4	Conteneurs largement utilisés	30
1.5	Formes de combinaison de modes	30
1.6	Formes des réseaux de transport multimodal	31
1.7	Affectation simple et affectation multiple aux hubs	32
1.8	Réseau du plus court chemin multimodal	44
1.9	Schéma général des algorithmes génétiques	53
1.10	Impact des conditions climatiques sur le transport multimodal	58
2.1	Structure des exportations marocaines des produits agricoles par continent et par pays	62
2.2	Illustration de la notion de dominance pour un cas bi-objectif	66
2.3	Formes usuelles des fronts de Pareto de deux fonctions	67
2.4	Illustration de la méthodes des sommes pondérées	70
2.5	Solutions non-dominées obtenues par la méthode de compromis	71
2.6	Illustration de la méthode de Benson	72
2.7	Illustration de la méthode Min-Max	73
2.8	Illustration du principe de dominance entre les individus	75

2.9	Principe de la méthode NSGA-II	75
2.10	Illustration de la méthode PSO multi-objectifs	78
2.11	Exemple d'un réseau de transport intermodal	78
2.12	Illustration du codage proposé	85
2.13	Heuristique H1 proposée	88
2.14	Heuristique H2 proposée	88
2.15	Positions géographiques des nœuds au réseau réel	97
2.16	Illustration des meilleures solutions du problème étudié	99
2.17	Pourcentage des flux exportés avec différents life-times : long, moyen et court	100
3.1	Illustration de la Pareto optimalité robuste	113
3.2	Exemple d'un réseau de transport multimodal avec localisation de terminaux	115
3.3	Description de l'heuristique Path-swap	122
3.4	Description de l'heuristique Mode-Swap	123
3.5	Description de l'heuristique Relocate	123
3.6	Description de l'heuristique Open-Additional	124
3.7	Description de l'heuristique Eliminate	124
3.8	Un réseau international du transport intermodal	129
3.9	Flux transportés unimodalement et intermodalement dans le cas determi- niste et robuste	131
3.10	Déviations des meilleures solutions robustes obtenues	132

Liste des tableaux

1	Des accords avec des partenaires africains	17
2	Principaux produits importés et exportés	18
1.1	Capacités et budgets d'investissement aux ports de commerce marocains	26
1.2	Tailles de différents modèles proposés pour les HLPs	34
1.3	Classification de quelques travaux selon le niveau de décision	42
1.4	Quantités des principaux gaz émis par chaque mode	49
1.5	Consommation unitaire d'énergie par chaque mode de transport	50
1.6	Principales applications de la multi-modalité	57
2.1	Notations des données utilisées dans le modèle	80
2.2	Comparaison avec des travaux de la littérature	84
2.3	Paramètres de croisement et de mutation étudiés	91
2.4	Valeurs des paramètres associés aux meilleures solutions	92
2.5	Les résultats obtenus par la méthode classique NSGA-II et les approches proposées HNSGA-II et Grasp-ILS	93
2.6	Les mesures de performance de chaque méthode	95
2.7	Durées de vies des produits	97
2.8	Mesures de performance de chaque méthode dans le cas réel	98
3.1	Notations des paramètres nécessaires pour le problème ITLP	116
3.2	Caractéristiques de quelques travaux sur l'ITLP	118

3.3	Résultats obtenus par Cplex, recuit simulé SA, PBSA et PBSA-Exact . . .	128
3.4	Résultats obtenus par les approches proposées pour le cas déterministe et robuste	130
3.5	Terminaux sélectionnés par les meilleures solutions du problème déterministe et robuste	131

Introduction générale

le Maroc a intensifié ses relations économiques avec ses partenaires afin d'avoir un accès aux marchés internationaux. La force du commerce marocain extérieur se résume dans ses liens de partenariat forts avec plusieurs pays, plus développés, émergents et en cours de développement.

Notre pays est caractérisé par un profit d'exportation ayant une diversité au niveau des produits et de leurs consommateurs. Une liste de biens de différentes natures ; agricole, énergétique, phosphatée et automobiles se mettent à l'export vers des clients du monde entier. Pour satisfaire également les besoins du marché intérieur et pour couvrir suffisamment la capacité limitée de la production nationale, un flux de biens et services est importé au Maroc en prévenance de ses partenaires, surtout les produits pétroliers et alimentaires. La stratégie d'échanges commerciaux menée par le Maroc a conduit à une ouverture économique et à l'élaboration de plusieurs accords afin qu'il puisse exporter et importer des produits. Ces accords sont présentés par la suite en tenant compte de la répartition géographique, des poids et des valeurs de chaque partenariat.

– **Accords avec l'Union Européenne**

Les accords de partenariat entre l'union européenne et notre pays ont contribué au renforcement de ses relations économiques et politiques et à l'amélioration des échanges commerciaux. C'est pourquoi, les pays de l'Europe ont été considérés comme les premiers clients du royaume, consommateurs de 65% des exportations marocaines totales et contributeurs avec 52% des importations totales. Un accord Maroc-UE est entré en vigueur en 2000 pour les échanges agricoles, il a donné un accès à un marché de 512 millions d'habitants consommateurs (27 pays membres).

– **Accords avec les pays arabes**

L'accord de la Grande Zone Arabe de Libre échange (GAFTA) rentré en vigueur en 2005, a rassemblé 18 pays : les pays arabe du Golf, les pays du Maghreb arabe, l'Egypte, l'Irak,

le Liban, le Soudan, la Palestine, et la Syrie. Cette zone de 320 millions d'habitants est un marché très intéressant et une source de consommation. Les importations du Maroc en provenance du conseil de coopération du Golf CCG se limitent aux produits énergétiques, en particulier le pétrole d'Arabie Saoudite.

– Accords avec les pays d'Afrique

Pour renforcer ces échanges, les droits douaniers sur les importations en provenance des pays d'Afrique, surtout de la méditerranée, sont presque négligeables, alors qu'ils étaient en 1993 les plus élevés par rapport aux autres pays. En outre, au cours de l'année 2014, le pourcentage des échanges avec les pays africains a augmenté de 14% alors qu'il n'était que de 4% en 2004. Le tableau 1 résume quelques principaux accords entre le Maroc et les pays partenaires africains.

TABLE 1 – Des accords avec des partenaires africains

Nom de l'accord	Date d'application
Système Global de Préférences commerciales entre Pays en développement (SGPC)	1989
Offre marocaine en faveur des PMA d'Afrique	2000
Zone Panarabe de Libre Echange (PAFTA)	1998
Union du Maghreb Arabe (UMA)	2012
Accord Arabo-Méditerranéen de libre Echange (Accord d'Agadir)	2007
Convention Commerciale et Tarifaire Marocco-Guinéenne	2000
Accord Commercial et Tarifaire Maroc-Mauritanie	1993
Accord Commercial Maroco-Sénégalais	1987

– Accords avec les États-Unis d'Amérique

Le Maroc a également tenu à maintenir des relations économiques avec les États-Unis d'Amérique. L'accord de libre-échange est entré en vigueur en 2006. Il comprend la possibilité de l'accès aux marchés agricoles, industriels et des investissements. Les échanges commerciaux ont atteint 34 milliards dirhams en 2014. Cependant, ce taux ne représente que 6% des échanges commerciaux extérieurs de notre pays.

Finalement, on peut dire que tous ces accords élaborés avec tous ces partenaires ont significativement contribué pour que les échanges commerciaux marocains s'améliorent progressivement. Cependant, ces accords diffèrent en termes du pourcentage d'échanges qu'ils garantissent, les profits qu'ils réalisent et les produits qu'ils visent. On remarque que l'Union Européenne, est la région ayant le volume d'échange le plus élevé. Notons également, que le Maroc est caractérisé par un profil importateur plus qu'exportateur.

En analysant l'évolution des échanges extérieurs de notre pays au cours de la période 2000-2016, et contrairement aux exportations qui ont progressé de 80 milliards en 2000 à 225 milliards de dirhams en 2016, les importations ont augmenté de 120 à 400 milliards de dirhams au cours de la même période. Le tableau 2 présente une comparaison entre les importations et les exportations en termes de valeur et produits ciblés.

TABLE 2 – Principaux produits importés et exportés

	Valeur totale (Dh)	Produits ciblés
Exportations	225 milliards	Produits agricoles
		Phosphate, engrais
		Automobiles et aéronautique
Importations	400 milliards	Produits énergétiques
		Produits mécaniques
		Produits chimiques
		Produits agro-alimentaires
		Produits électriques et électroniques
		Textile et habillement

Les produits agricoles, phosphatés et automobiles sont les principaux secteurs d'exportation. Par exemple, notre pays couvre 52% des importations de l'Afrique en phosphate et toutes ses formes. Il a également satisfait 46% des demandes totales de l'Amérique du nord, 27% de l'Amérique du sud, 30% de l'Europe, 24% de l'Asie de sud et 8% des importations totales de l'Asie de l'est. En contrepartie, le secteur énergétique est le plus concerné par l'importation. Les Etats unis assurent 31,6% du fuel-oil et du Gas-oil. Des parts de 13,3% et 21,5% des importations en gaz et autres carburants proviennent respectivement de la Russie et de l'Espagne. Alors que 52,7% des achats marocains de l'huile brute de pétrole sont principalement d'origine de l'Arabie saoudite. Les produits agro-alimentaires (céréale) proviennent principalement de la France, le Canada et l'Allemagne. La grande part d'habillement et textile est assurée par l'Allemagne avec un taux de 30%, puis la France 15%, la Royaume unie 10%, la Corée du Sud 7% et l'Espagne 6%.

Ces mouvements d'échanges de fret ne peuvent être assurés que grâce à une infrastructure portuaire, aéroportuaire, routière et ferroviaire de fort potentiel en termes de capacité et de services. Ceci entraîne à l'intervention de plusieurs opérateurs et plusieurs moyens de transport lors de l'acheminement des produits importés ou exportés avec une possibilité de combiner plusieurs modes en un seul acheminement. La meilleure gestion de ce transfert

consiste, non seulement à la satisfaction des demandes des partenaires clients, mais aussi à la prise en compte des coûts de transport, des coûts logistiques, des caractéristiques de chaque moyen de transport utilisé, de l'impact environnemental, énergétique, et socio-économique. Souvent, l'étude, l'optimisation et la bonne gestion des ressources et des infrastructures, aboutit à la réalisation des profits intéressants et à la réduction des dépenses le long de la chaîne logistique.

C'est une chaîne logistique internationale dans laquelle le transport multimodal intervient pour assurer l'acheminement des produits importés et exportés. Même si nous ne pouvons pas étudier l'exportation de tous ces produits, nous nous focalisons, dans l'un des chapitres, sur la catégorie des produits agricoles.

La multimodalité, ou en d'autres termes, la combinaison de plusieurs modes de transport, est remarquablement devenue un choix incontestable pour distribuer les marchandises au-delà des frontières [Rondinelli et Berry, 2000]. D'après la commission européenne de 2011, la combinaison du mode routier avec un autre mode différent est la plus demandée. A peu près 50% de la quantité totale des marchandises au niveau mondial sera transportée par multimodalité à partir de 2050 [Reis, 2014]; ce qui justifie l'intérêt remarquable que les pays accordent à la multimodalité au niveau financier, politique, économique et environnemental.

Le transport multimodal est un problème d'optimisation combinatoire intéressant qui a attiré l'attention de plusieurs chercheurs motivés par de nombreuses applications pratiques à savoir l'exportation, l'importation, la distribution des matières dangereuses et le transport international de passagers. Dans le cas du transport de fret, le problème consiste à gérer les infrastructures (ports et aéroports), les ressources (modes) et les flux afin de minimiser le coût total de distribution multimodale. Vu la globalité de la chaîne logistique et l'intervention de plusieurs opérateurs ayant des objectifs conflictuels, l'étude du transport multimodal multi-objectif est devenue indispensable afin de proposer des solutions de compromis en tenant compte des préférences, des contraintes et des données de chaque intervenant. L'aspect multi-objectif, une des contributions de cette thèse, n'a été abordé que très rarement dans la littérature.

Les produits transportés ne sont pas de la même nature. Contrairement aux produits non périssables qui gardent longuement leur qualité et qui ne dépendent pas fortement des conditions climatiques externes, les produits périssables perdent rapidement leur qualité. Par exemple, la qualité des fruits et légumes dépend du goût, de la couleur, la taille, la

fraicheur et la saveur. Tous ces critères sont affectés par le temps de transport, la distance parcourue ainsi que le mode choisi. Vu la concurrence accrue aux marchés internationaux, il n'est pas du tout rentable de livrer un produit de mauvaise qualité. Ces contraintes sont également prises en considération dans les études que nous avons menées.

Dans ces problèmes, comme dans la plupart des travaux de la littérature, les données sont supposées nominales et avec des valeurs connues précisément. Cette hypothèse n'est pas toujours vérifiée en réalité et le problème de transport multimodal devient plus difficile lorsque les données sont incertaines.

Cette thèse s'inscrit dans les travaux de recherche sur l'optimisation multi-objectif et l'optimisation robuste des problèmes de transport multimodal. Nous visons à trouver des solutions permettant de bien planifier et gérer les opérations liées au transport multimodal des produits. Pour ce faire, nous proposons de nouveaux modèles mathématiques, de nouvelles approches de résolution et de nouvelles applications réelles.

Le premier chapitre expose différentes variantes du problème de transport multimodal pour comprendre ce qui a été déjà fait dans la littérature et savoir comment ces problématiques ont été étudiées, modélisées et résolues. Nous les classifions selon des niveaux de planification stratégique, opérationnelle et tactique. Nous présentons les caractéristiques des infrastructures, des réseaux et des modes de transport qui interagissent avec la multimodalité. Ce chapitre est également consacré à l'étude des formulations mathématiques proposées et les méthodes de résolution adaptées à ces problèmes. Pour finir, les applications de la multimodalité, les enjeux et les défis auxquels il faut faire face sont également présentés.

Le deuxième chapitre traite le problème du transport multimodal des fruits et légumes marocains vers des clients européens. Dans un premier lieu, nous présentons, suite aux principales étapes de la chaîne logistique agricole au Maroc, les concepts de base de l'optimisation multi-objectif. Nous décrivons la particularité de ces problèmes, leurs formulations, les notions de Pareto optimalité, les conditions nécessaires et suffisantes d'efficacité ainsi que les approches de résolution permettant de trouver les solutions de compromis. C'est un background assez intéressant pour la formulation du problème étudié. Ensuite, nous étudions l'exportation des produits agricoles marocains et nous proposons un nou-

veau modèle d'optimisation multi-objectif en considérant les fenêtres de temps des clients et les qualités des produits exportés. Le modèle vise à minimiser le coût total d'exportation qui représente un intérêt des opérateurs du transport ainsi que minimiser le temps de la livraison qui représente l'intérêt des clients. Nous présentons deux approches pour résoudre le problème en question ; la première est une méthode NSGA-II hybride et la deuxième est une version multiobjectif de l'algorithme GRASP. La validation du modèle et des méthodes est effectuée en se basant sur des benchmarks générés aléatoirement afin de mesurer leurs performances. Finalement, nous les adaptions encore à un réseau Maroc-Europe réel. Nous analysons l'impact de la durée de vie et des demandes sur le choix des modes, des trajets, des ports et des flux acheminés.

Le dernier chapitre est consacré à l'étude du problème de transport multimodal avec localisation de terminaux qui consiste à distribuer les marchandises d'un ensemble de sites de production vers un ensemble de clients en utilisant des services de transport unimodal direct ou des services de transport intermodal via des terminaux intermédiaires. Les différents travaux de la littérature sur cette problématique n'ont considéré que le cas où toutes les données sont nominales. Nous l'aborderons en introduisant les incertitudes sur les données. Pour ce faire, nous rappelons la théorie et l'application de l'optimisation robuste et nous proposons trois formulations mathématiques afin de trouver des meilleures solutions robustes faces aux incertitudes sur les coûts de transport, les coûts d'utilisation et les capacités des terminaux respectivement. Nous proposons deux approches de résolution efficaces, une méthode développée du recuit simulé et une méthode hybride combinant une métaheuristique et une approche exacte. L'efficacité de ces méthodes sera prouvée et justifiée par les résultats. Le test de ces méthodes ainsi que les modèles d'optimisation déterministe et robuste est effectué sur des benchmarks générées aléatoirement. Pour finir, le test est refait sur un réseau international du transport multimodal. Ceci nous permet de tirer plusieurs remarques à propos de l'importance d'intégrer des incertitudes aux modèles et de comprendre l'impact de la robustesse et le type d'incertitudes sur les meilleures solutions et leurs valeurs, les décisions stratégiques et opérationnelles du problème étudié.

Nous terminons cette thèse par une conclusion générale. Nous résumons les principaux résultats et nous exposons les leçons apprises et les difficultés rencontrées. Nous présentons également quelques perspectives pour les futurs travaux.

Généralités sur le transport multimodal

1.1 Introduction

Le transport multimodal joue un rôle intéressant dans la chaîne logistique. À cause de la mondialisation et le développement rapide du commerce international, il est devenu beaucoup plus demandé. La commission européenne [Commission, 2010] prévoit le transport de 50% du flux mondial de marchandise par combinaison de plusieurs modes à partir de 2050. L'importance de la multimodalité est justifiée également par les nombreuses applications pratiques et l'intérêt économique, politique et financier que les pays lui accordent.

Les chercheurs à leurs tours se sont intéressés à de nombreuses études et ont proposé des solutions aux différents problèmes liés à la multimodalité. Ce chapitre porte sur une synthèse de leurs travaux.

On peut parfois remarquer que la combinaison de différents modes de transport lors de l'acheminement des marchandises, est exprimée en plusieurs termes dans le domaine de l'industrie et de la littérature ; à savoir la multimodalité, l'intermodalité et la synchronodalité. Même si on les utilise parfois d'une manière synonyme pour dire la même chose, ce qui est également le cas dans cette thèse, pourtant de tous petits détails sur l'infrastructure et la gestion des opérations, permettent de distinguer chacun avec sa propre définition et son contexte particulier.

Le transport de fret est dit multimodal lorsqu'au moins deux modes de transport différents sont utilisés en une séquence pour acheminer les marchandises et avec un seul contrat [CEE-ONU, 2009]. Dans ce cas, il n'y a aucune condition sur l'unité de transport dédiée au chargement, elle peut être un conteneur de n'importe quel type, des boîtes de bois, des cartons ou des véhicules. Le transport intermodal est considéré comme un cas particulier

du transport multimodal. Dans ce cas, les marchandises sont transportées de l'origine vers la destination, chargées dans la même unité de transport qui est souvent un conteneur. La manipulation et la modification de l'état du fret lors du changement de mode ou de transport n'est allouée sous aucune condition [Crainic et Kim, 2007]. Ceci permet d'avantage de garantir une souplesse et une rapidité et de réduire la manutention de la cargaison, le coût et le temps de quelques services des intermédiaires surtout pour les courtes distances. En outre, il améliore ainsi la sécurité et il réduit également les pertes, les dommages et la déformation du fret.

Le transport synchronomodal de marchandise est un nouveau concept de la multimodalité. Il est considéré par les chercheurs et les industriels comme une opportunité d'efficacité et de durabilité ayant un rôle central dans la logistique. La synchronomodalité implique une combinaison structurée et efficace de plusieurs modes de transport en passant d'un mode à l'autre à n'importe quel moment. Autrement dit, les opérateurs transporteurs ont la possibilité de choisir de manière indépendante le meilleur et convenable mode à tout moment selon les circonstances opérationnelles et les exigences des clients [Verweij, 2011]. Ceci permet d'avantage de combiner les forces de chaque mode de transport et de combler toute rupture de chaîne d'un mode en faisant appel à un autre mode disponible. Arriver à ce niveau précis de flexibilité et d'acheminement de marchandise en temps réel nécessite un contrat clair entre les partenaires permettant au transporteur de diriger toutes les opérations de l'acheminement en lui donnant la possibilité de changer les modes de transport à tout moment.

Dans ce chapitre, nous présentons les modèles mathématiques proposés dans la littérature et les différentes variantes, y compris le problème du plus court chemin multimodal. Vu que la chaîne logistique est entrée dans une ère où les décisions doivent satisfaire plusieurs intervenants, elle est impactée par l'aspect économique, environnemental et social. Nous présentons ainsi les principaux critères pris en compte par la communauté scientifique et nous décrivons brièvement leurs formulations mathématiques. Nous introduisons ensuite les travaux où les incertitudes sur les données des problèmes de transport multimodal ont été prises en compte. Après, nous présentons les principales méthodes développées pour résoudre les problèmes de multimodalité et nous exposons finalement ses enjeux et ses différentes applications.

1.2 Infrastructures et réseaux de transport : Cas du Maroc

Le Maroc a porté dernièrement un intérêt particulier à ses infrastructures et à ses réseaux de transport pour renforcer ses capacités logistiques en matière de compétitivité. La position géostratégique de notre pays et la portion de fret passant via ses ports et aéroports lui permet de jouer un rôle extrêmement intéressant dans les échanges mondiaux. Dans cette section, nous présentons cet éventail intéressant que notre pays dispose au niveau des réseaux de transport et d'infrastructures.

1.2.1 Mode routier

Le transport routier, avec 573340 km, est le premier mode contributeur à la mobilité des personnes et de marchandises au niveau national. Sa part de 75% qu'il représente du total du flux de marchandise acheminée ainsi que le taux de 25% au déplacement de personnes, justifient clairement sa forte dominance.

Le mode routier est connu par sa flexibilité, sa souplesse et sa capacité de s'adapter à des trajets et des zones d'accès difficile à savoir les milieux interurbains, les régions montagneuses et les routes non goudronnées. Il est convenable pour les longues et courtes distances et également efficace pour acheminer les marchandises en petite quantité et les produits regroupés. Cependant, malgré ses avantages il est souvent critiqué d'être parmi les modes les plus polluants que ce soit par des gaz à effet de serre ou par des nuisances sonores.

1.2.2 Mode maritime

Le mode maritime est l'un des moyens de transport facilitant les exportations et les importations marocaines. Au niveau mondial, il est connu par sa force d'acheminer des marchandises en grande masse et des produits divers : produits alimentaires, produits chimiques, charbon, céréale, etc. En analysant l'évolution du commerce maritime mondiale, on constate une croissance de 1.5 milliards de tonnes en 1970 à 12 milliards de tonnes en 2016 d'après l'organisation mondiale du commerce. Au niveau national, le trafic maritime de marchandises a également progressé de 55 millions de tonnes à près de 120 millions de tonnes en 2016 (Figure 1).

Ce mode est d'avantage moins coûteux, sécurisé et moins polluant par rapport aux

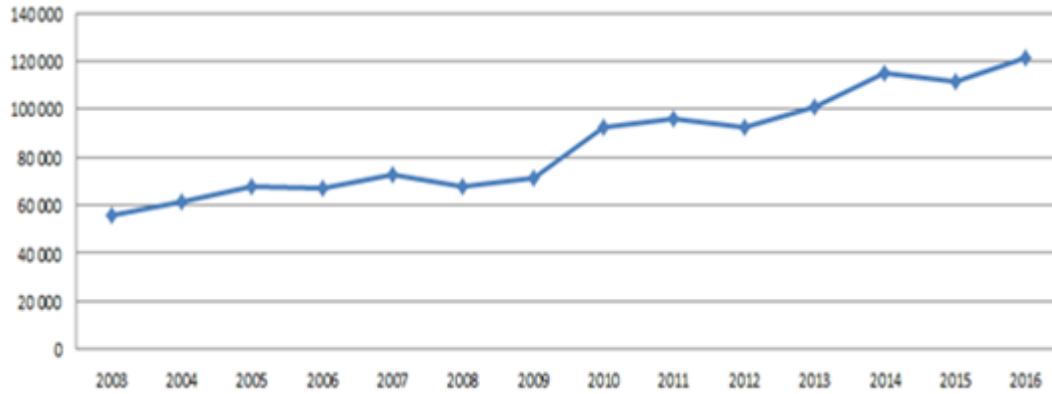


FIGURE 1.1 – Évolution du trafic portuaire marocain 2003-2016 (en milliers de tonnes)

autres modes de transport. Cependant, sa vitesse lente, ses délais importants de livraison et ses problèmes de stabilité de navires font les inconvénients majeurs surtout en cas d'intempéries.

Plusieurs types de conditionnement sont utilisés par les transporteurs : les vrac liquides, les vrac solides, les conteneurs domestiques et les rouliers.

Un vrac correspond à toute sorte de marchandise ne pouvant être arrimée ou emballée. Les vrac liquides désignent les produits alimentaires ou chimiques comme l'huile et la mélasse ainsi que les hydrocarbures, le gaz naturel liquéfié et les produits pétroliers. Ces produits sont transportés souvent par des navires citernes. Les vrac solides correspondent à des produits comme les engrais, les minerais ferreux, du charbon, ciment et sable ainsi que les produits alimentaires (céréales, sucre brut et les farines). Ces catégories de produits sont transportées par des navires spécialisés dites vraquiers. Le dernier type est les rouliers appelés également les RO-RO. Il correspond à des navires transportant des véhicules routiers pour une traversée maritime. Autrement dit, transporter des camions, des remorques ou des poids-lourds le long d'une traversée d'océan par ces bateaux spéciaux rouliers. La figure 2 montre l'évolution et la répartition du trafic maritime marocain par modes de conditionnement.

Rappelons que la stratégie de notre pays est de répondre aux besoins et aux attentes des transporteurs et des clients ainsi que de développer le commerce extérieur et faire du Maroc un hub international.

Atteindre ces objectifs nécessite la prise en compte des facteurs de nature économique et géographique tels que les limites des infrastructures, la localisation, les demandes des clients, les coûts de transport et les contraintes de connexion des modes de transport. Ces

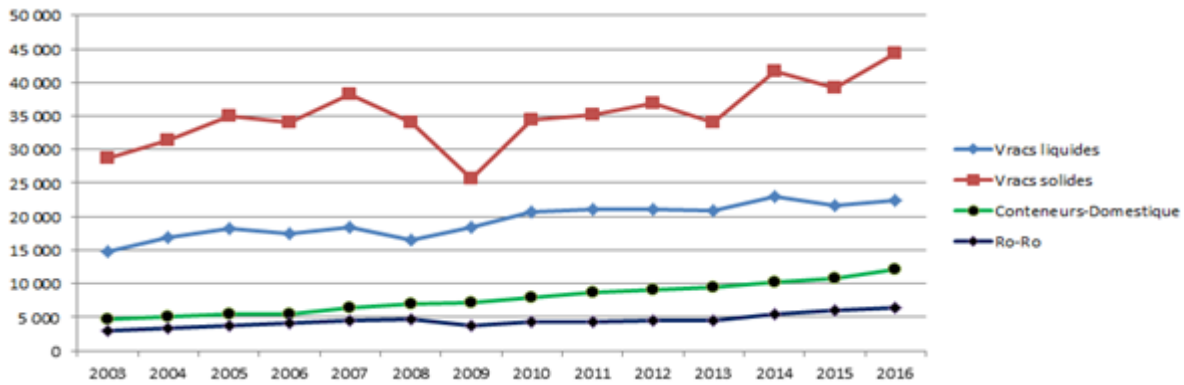


FIGURE 1.2 – Répartition du trafic maritime par modes de conditionnement

considérations font l’objet des chapitres suivants. Pour simplifier la description des ports marocains, nous nous focalisons juste sur les principaux ports avec un fort trafic (tableau 1). On définit la capacité théorique d’un port par le nombre maximal d’unités que le port peut gérer dans les meilleures conditions et avec une exploitation optimale.

TABLE 1.1 – Capacités et budgets d’investissement aux ports de commerce marocains

Port	Capacité opérationnelle (KT)	Capacité théorique (KT)	Investissement
Agadir	4 254	6 000	3930
Casablanca	30 621	38 100	9540
Dakhla Atlantique	412	422	6540
Jorf	19 615	38 210	17824
Kénitra Atlantique	305	867	5930
Laâyoune	1 960	1 960	1210
Mohammedia	17 400	24 200	2430
Nador	5 152	13 200	9320
Safi Ville	8 847	8 200	11600
Tan Tan	225	225	1910
Tanger Med	108 000	108 000	2340

Les parts les plus élevées du budget d’investissement sont destinées à des ports jeunes, en construction ou pour des travaux d’expansion et d’aménagement. Le port de Jorf-Lasfar, Safi, Casablanca, Nador et Tanger se positionnent prioritairement. Par contre et en termes de flux, le port de Tanger-Med, le port de Casablanca et le port de Jorf-Lasfar ont le privilège d’accueillir et de gérer les grandes parts du trafic maritime en comparaison avec les autres ports.

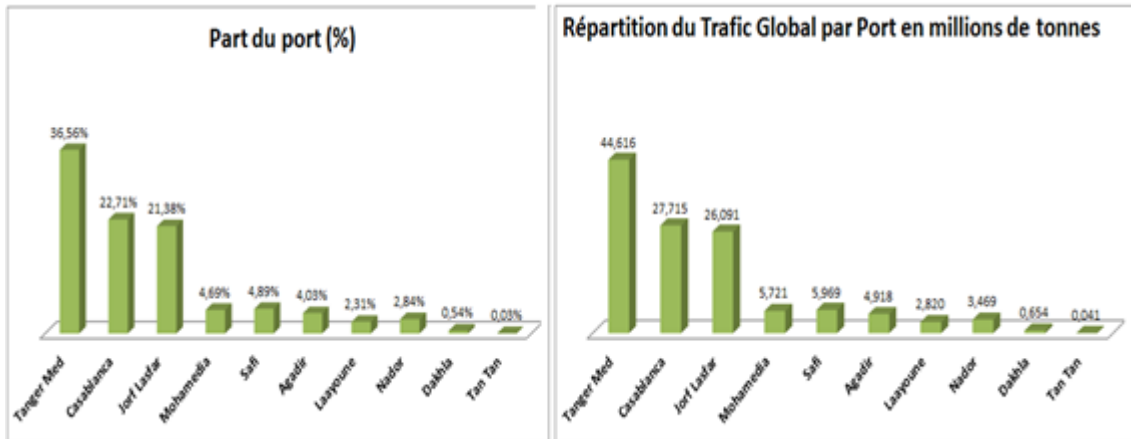


FIGURE 1.3 – Description des trafics gérés par les ports principaux

La figure 3 montre qu'ils ont assurés respectivement des trafics de 44 millions de tonnes, 27 millions de tonnes et 26 millions de tonnes en 2016 avec des taux respectifs de 36.56% puis 22.71% et 21.38% du trafic maritime globale. C'est grâce à leur capacité qui leur permet de jouer le rôle des ports leaders en matière du trafic maritime.

1.2.3 Mode aérien

D'après l'association internationale du transport aérien, le mode aérien n'a représenté que 5% du trafic globale de fret avec un poids total de 54 millions de tonnes et une recette de 48 milliards de dollars en 2016. C'est un très faible taux de flux mondial en comparaison avec le mode maritime qui demeure un concurrent majeur.

Malgré sa faible part de contribution au fret, il a quelques avantages incontestables. C'est un mode rapide et prépondérant sur d'autres modes pour transporter les demandes urgentes, les fleurs, les radiatifs et les denrées consommables ayant une durée de vie très limitée. Il est également connu par sa fiabilité et sa sécurité. En effet, il a enregistré un nombre très bas d'accidents et il exige de nombreuses réglementations. Le fret aérien est sérieusement contrôlé avec des accès limités et strictement surveillés. C'est pourquoi il a connu dernièrement un développement non négligeable surtout grâce aux cargos qui sont des unités de chargement convenable pour ce mode et à des capacités de soutes d'avions qui sont devenus plus améliorés. Ces avantages n'empêchent pas de le critiquer d'être polluant et coûteux.

1.2.4 Mode ferroviaire

C'est un mode coûteux vu l'intervention de plusieurs opérateurs et mains d'œuvre et vu des risques de perte de marchandises, des retards et d'accidents.

Au Maroc, le mode ferroviaire assure le transport de fret massifié surtout dans les régions industrielles. Le réseau ferroviaire marocain est composé des lignes de 2109 km de longueur, de 120 gares, de 5496 wagons pour le transport de marchandise et de 3 ports secs. Un port sec est un terminal construit et connecté à un réseau de transport pour effectuer des transbordements, du stockage, de la maintenance, de la massification des marchandises et parfois des services douaniers.

Notons également que les phosphates et les produits chimiques sont les principaux produits transportés par le mode ferroviaire au Maroc.

1.2.5 Autres modes de transport

D'autres modes de transport peuvent être utilisés pour acheminer les marchandises. Le mode fluvial est un mode compétitif, surtout pour les petites distances, qui permet de réduire les nuisances sonores, d'économiser de l'énergie et de limiter les risques d'accidents ainsi que l'acheminement massifié. Ce mode peut être assuré par des navires automoteurs, des barges porte-conteneurs ou des péniches.

Les pipelines représentent également un mode de transport par canalisation dédié aux matières fluides. Le nom que porte chaque pipeline indique la nature du produit transporté. Il peut être un gaz naturel (gazoduc), de l'eau (aqueducs), des hydrocarbures liquides (oléoduc) ou de l'oxygène (oxygénoducs). La vitesse de transfert pour ce mode dépend de la pression, de la force des pompes ou des compresseurs ainsi que du diamètre des tubes.

Ce mode a récemment attiré l'attention de plusieurs pays y compris le Maroc. Il est utilisé pour relier les mines phosphatées de Khouribga et le central industriel de Jorf-Lasfar. C'est un linéaire de 235 km qui a absorbé près de 4.5 milliards de dirhams d'investissement, mais qui a réduit environ 45% du coût de transport de ce qu'était acheminé auparavant par le train. Il permet aussi de réduire 90% des coûts logistiques, 930 milles tonnes de CO_2 par an, 3 millions m^3 d'économie en eau et d'acheminer 38 millions de tonnes de phosphates au lieu de 18 millions de tonnes pour le ferroviaire.

1.3 Transport multimodal

Le choix du moyen de transport dépend de plusieurs facteurs à savoir la capacité, le coût, le temps de transport, la quantité de gaz à effets de serre émise et l'énergie consommée. Il dépend également de la quantité totale que le transporteur veut acheminer et de la massification des marchandises. En termes de capacité, ce qu'on peut transporter par une barge nécessite 4 trains ou 220 camions. Le mode routier est caractérisé par un coût et un temps de transport raisonnables, cependant, la pollution et le risque d'accidents sont ses inconvénients majeurs ainsi que les nuisances sonores qui sont de moins en moins supportées par les populations. Malgré sa lente vitesse et ses limites du temps de livraison, le mode maritime est plus avantageux en termes de coût de transport et de massification, en volume, en poids et en nombre d'unités acheminées. Quant au mode aérien, bien qu'il soit rapide, sécurisé et exigeant, il est limité en termes de capacité en volume et en poids.

De nombreuses contraintes, de nature géographique, d'accessibilité, et de dispersion des unités de marchandises, exigent une combinaison de différents modes pour bénéficier des qualités de chacun avec une meilleure coordination et gestion des flux à toutes les étapes de distribution, de production, de stockage et de livraison. Le passage d'un mode à l'autre est dit transbordement ou transfert modal, et le choix des points de ce changement de mode dépend de la problématique étudiée et de la connectivité des réseaux.

1.3.1 Formes de combinaison de modes

Les conteneurs sont des unités de transport (*UT*) qui simplifient le chargement et l'acheminement des marchandises et leurs performances dans la chaîne logistique et garantissent une souplesse des opérations de transport et de manutention. Les types de conteneurs et les dimensions ont été normalisés pour unifier l'utilisation au niveau international. La figure 4 montre quelques types de conteneurs. Ceux de 20 et 40 pieds sont largement utilisés par les transporteurs [Abourraja, 2018].

On distingue différentes façons de combiner les modes de transport [Oudani, 2016]. La connectivité des réseaux de transport, la disponibilité des modes (routier, rail, maritime,...), la position des plateformes concernées (usines ou sites de production) ainsi que la



FIGURE 1.4 – Conteneurs largement utilisés

nature géographique des infrastructures influent sur le choix de la forme de combinaisons des modes. La liaison rail-route, par exemple, consiste à charger les marchandises des usines ou des sites de production dans les *UTs* et de les acheminer par mode routier vers un terminal pour les transporter ensuite par train vers un autre terminal de destination. Un autre mode routier se charge ensuite de la distribution à partir de ce terminal vers les clients destinataires (Figure 5-a). Le transport combiné fleuve-route permet, quant à lui, d’acheminer les conteneurs entre un port maritime et un port fluvial à l’aide des camions et des barges. Les camions interviennent lors du post et prè-acheminement (Figure 5-b). Quant au roulier (RO-RO) qui signifie « roule dedans, roule dehors », il permet l’acheminement de véhicules routiers pour une traversée maritime (Figure 5-c).



FIGURE 1.5 – Formes de combinaison de modes

Finalement le *feeding maritime* (noté *Lo – Lo*) consiste à acheminer les conteneurs entre des ports de petites tailles et des grands ports internationaux. Les *feeders* signi-

fient des navires collecteurs ou distributeurs. Cette forme de combinaison de modes est représentée dans la Figure 5-d.

Nous présentons dans la section suivante les variantes et les formulations mathématiques du transport multimodal largement connues dans la littérature.

1.4 Problèmes stratégiques, opérationnelles et tactiques

Pour simplifier, on définit dans ce qui suit, le transport multimodal comme toute combinaison de plusieurs modes de transport, indépendamment des autres caractéristiques.

1.4.1 Problèmes stratégiques

Les problèmes stratégiques du transport multimodal concernent la construction des plateformes, les investissements et les décisions à long terme. Dans la plupart des cas rencontrés en pratique et dans les problèmes de la littérature, se sont souvent des problèmes de localisation de terminaux (terminal location *TLP*), de hubs (hub location *HLP*), ou de plateformes (Facility location *FLP*). L'acheminement de marchandises entre la zone d'origine (*O*) et la zone de destination (*D*) peut être assuré par un transport direct *O* – *D*, dite porte à porte (Door to Door). Dans la plupart des cas réels et pour utiliser efficacement le réseau, les flux de marchandises sont regroupés et consolidés via des terminaux intermédiaires.

La figure 6 illustre les principaux réseaux du transport multimodal étudiés dans la littérature. Cependant, en termes de variantes on distingue quatre catégories qu'on présente par la suite.

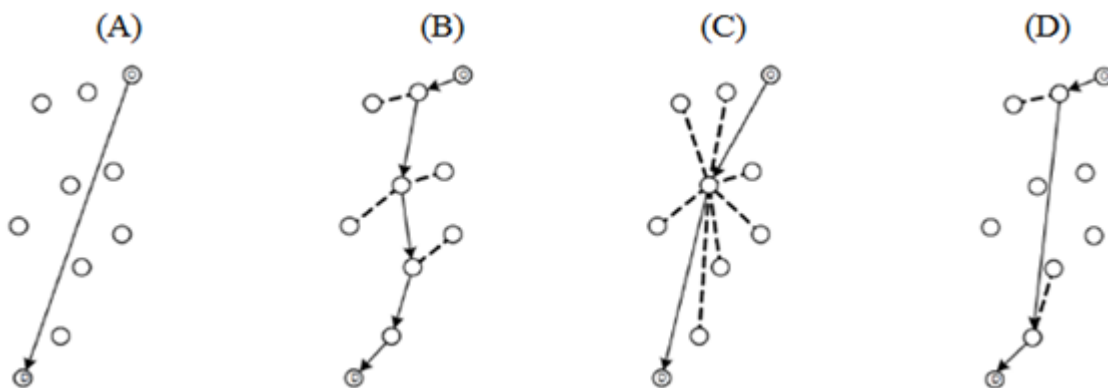


FIGURE 1.6 – Formes des réseaux de transport multimodal

1.4.1.1 p-hub median avec affectation multiple

Le problème de hub median est un problème de localisation de hubs qui consiste à déterminer un sous ensemble de hubs à ouvrir d'un ensemble potentiel et de construire des liaisons entre les clients et les hubs afin de minimiser le coût de transport et de localisation. Lorsque le nombre de hubs à ouvrir est limité, il est dit p-hub median avec affectation multiple (Figure 7-a). Or, dans le cas particulier où chaque nœud non-hub (client) ne peut expédier qu'à un seul hub, le problème devient un p-hub median avec affectation simple (Figure 7-b).

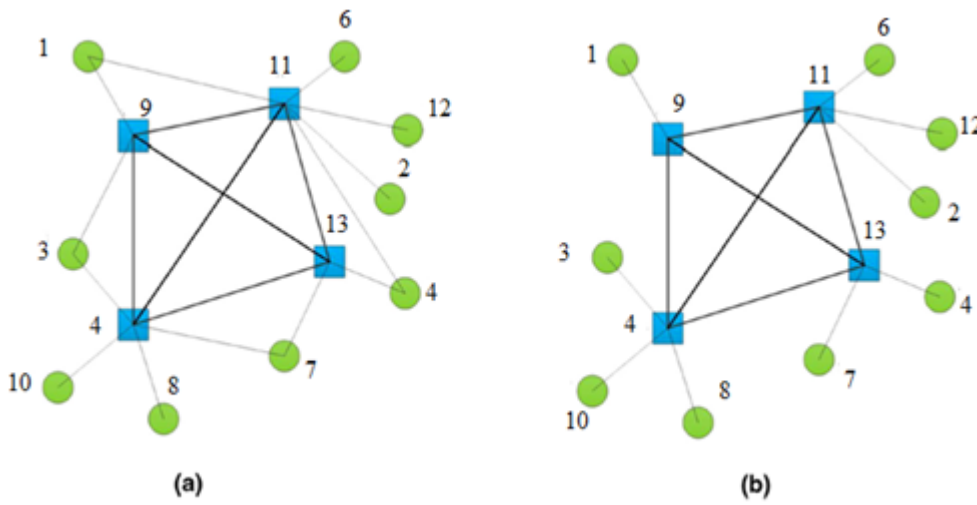


FIGURE 1.7 – Affectation simple et affectation multiple aux hubs

Étant donné un ensemble de nœuds S , des flux W_{ij} à transporter entre chaque paire de nœuds origine-destination (i, j) , un nombre p de hubs à ouvrir et des coûts de transport C_{ij} entre les nœuds du réseau. La modélisation du problème exige une variable de décision y_k qui vaut 1 si le nœud k est un hub ouvert et 0 sinon; ainsi qu'une variable binaire X_{ij}^{km} qui représente le transport du flux origine-destination (i, j) via chaque paire de hubs (k, m) . Le modèle mathématique du problème p-hub median avec affectation multiple a pour objectif de minimiser le coût total de distribution (1) qui représente la somme du coût total de transport via tous les hubs ouverts.

$$\sum_{i,j,k,m \in S} W_{ij} (C_{ik} + \alpha C_{km} + C_{mj}) \cdot X_{ij}^{km} \quad (1.1)$$

Le nombre de hubs à ouvrir est déterminé par la contrainte (2).

$$\sum_{k \in S} y_k = p \quad (1.2)$$

La contrainte (3) garantit que le flux entre chaque pair origine-destination est assuré par deux hubs intermédiaires k et m .

$$\sum_{k, m \in S} X_{ij}^{km} = 1 \quad \forall j > i \quad (1.3)$$

La contraintes (4) assure qu'un flux origine-destination ne peut être assuré que par une paire de hubs dont le hub d'origine est ouvert.

$$\sum_{m \in S} X_{ij}^{km} - y_k \leq 0 \quad \forall j > i, k \quad (1.4)$$

Similaire à la formule précédente, la contrainte (5) assure qu'un flux origine-destination ne peut être assuré que par une paire de hubs dont le hub de destination est ouvert.

$$\sum_{k \in S} X_{ij}^{km} - y_m \leq 0 \quad \forall j > i, m \quad (1.5)$$

Ces dernières contraintes impliquent en d'autres termes qu'aucun flux ne peut être transporté via une paire de hubs non ouverts.

1.4.1.2 p-hub median avec affectation simple

Ce cas particulier consiste à minimiser la même fonction objectif précédente (1). Il garde les mêmes notations des données du problème ainsi que la même variable de décision X_{ij}^{km} ; alors que la variable de décision binaire précédente est remplacée par la variable Z_{ik} qui vaut 1 si le client i est assigné au hub k et 0 sinon. Notons également que $Z_{kk} = 1$ signifie que le hub k est ouvert et 0 sinon. La contrainte (6) limite le nombre de hubs à ouvrir.

$$\sum_k Z_{kk} = p \quad (1.6)$$

La contrainte (7) assigne à chaque nœud client exactement un seule hub, d'où l'affectation simple.

$$\sum_k Z_{ik} = 1 \quad \forall i \quad (1.7)$$

La contrainte (8) assure qu'un nœud ne peut être un hub ouvert que s'il est assigné à un client.

$$Z_{ik} - Z_{kk} \leq 0 \quad \forall i \neq k \quad (1.8)$$

Les dernières contraintes (9) et (10) garantissent qu'un flux origine-destination ne peut être acheminé via deux hubs k, m (suivant cet ordre) que si le nœud client i est associé au hub d'origine k et le client de destination j est assigné au hub de destination m . Autrement dit, seuls les paires de hubs (k, m) assignés respectivement aux nœuds clients (i, j) qui peuvent assurer le transfert des flux de marchandise entre les deux cotés i et j .

$$\sum_{m \in S} X_{ij}^{km} - Z_{ik} = 0 \quad \forall k, j > i \quad (1.9)$$

$$\sum_{k \in S} X_{ij}^{km} - Z_{jm} = 0 \quad \forall m, j > i \quad (1.10)$$

Ces deux variantes ont attiré l'attention de nombreux chercheurs qui les ont améliorées, adaptées à des cas particuliers, ou développées en des cas généraux sous forme des programmes linéaires [Campbell,1992], [Campbell,1994], [Skorin-kapov et Skorin-kapov,1994] et [Skorin-kapov et Okelly, 1996], ou des programmes non linéaires avec fonction convexe [Elhedhli et Hu,2005].

Le tableau 2 présente une comparaison de certaines formulations en termes de contraintes et de variables.

TABLE 1.2 – Tailles de différents modèles proposés pour les HLPs

Formulation		Campbell	Skorin-Kapov	O'Kelly
Affectation simple	N° variables	$n^4 + n$	$n^4 + n$	$\frac{((n^4 - 3n^3 + 5n^2 - n))}{2}$
Affectation simple	N° contraintes	$2n^4 + n^2 + 1$	$2n^3 + n^2 + 1$	$\frac{(2n^3 - n^2 - n + 2)}{2}$
Affectation multiple	N° variables	$n^4 + n^2 + n$	$n^4 + n^2$	$\frac{(n^4 - 3n^3 + 7n^2 - 3n)}{2}$
Affectation multiple	N° contraintes	$3n^2 + 1$	$2n^3 + n^2 + 1$	$n^3 + 1$

Le modèle proposé par [Skorin-kapov et O'Kelly,1996] est préférable à ceux de [Campbell,1994] et [Skorin-kapov,1994] en terme du nombre de variables et du nombre de contraintes, que ce soit pour le cas avec affectation multiple ou simple.

La distinction entre l'ensemble de clients et de hubs

Pour une formulation simple de ces problèmes stratégiques, on distingue parfois entre deux ensembles de nœuds dans un réseau de transport multimodal : un ensemble N de

nœuds clients et un ensemble K de hubs. Dans ce cas, les variables de décision seront donc $y_k, k \in K$ et $x_{ij}^{km}, i, j \in N, k, m \in K$ en gardant leur définition.

La prise en compte du coût d'ouverture des hubs

Vu que ces problèmes sont de nature stratégique, on associe souvent un coût d'utilisation, d'investissement ou d'ouverture à chaque hub. Ce coût affecte la stratégie de distribution et de localisation. En effet, soit F_k le coût d'utilisation du hub $k \in K$. Le coût total d'utilisation des hubs ouverts est décrit par la sommation $\sum_{k \in K} F_k y_k$ à ajouter à la fonction objectif précédente afin de minimiser le coût total de transport et de localisation.

La prise en compte du coût d'expédition direct

L'acheminement de marchandise entre chaque paire de clients (i, j) ne doit pas être forcément assuré via les terminaux. Rien n'empêche de consolider une partie (une fraction) des flux de quelques liens origine-destination par voie direct sans passer via les hubs intermédiaires. Pour représenter cette possibilité dans les formulations mathématiques, une variable de décision entière w_{ij} est introduite pour représenter le transport directement du client i au client j . En effet, soit c_{ij} le coût unitaire de ce transfert entre les deux côtés. La sommation $\sum_{i,j \in N} c_{ij} w_{ij}$ est ajoutée à la fonction objectif précédente pour minimiser le coût total du transport direct et via les hubs ainsi que le coût de localisation.

1.4.1.3 p-hub center

Le problème de p-hub centr consiste à localiser p hubs dans un réseau de transport multimodal et de les allouer aux nœuds clients en cherchant à minimiser le temps ou le coût maximal entre les nœuds de chaque paire de clients origine-destination [Campbell, 1994]. Ce problème est largement rencontré dans des domaines de distribution dépendant des paramètres temporels comme les services express et les services d'urgence. Il permet de garantir à tous les clients le temps le plus minimal possible pour être servis. Le modèle mathématique pour ce problème hérite des contraintes du problème précédent ; alors que sa fonction objectif est représentée par la formule (11). Les contraintes (12) et (13) désactivent les liens (i, k, m, j) si les hubs k ou m ne sont pas sélectionnés.

$$\text{Min} \quad \max_{i,j,k,m} \{X_{ij}^{km} C_{ij}^{km}\} \quad (1.11)$$

(2),(3)

$$X_{ij}^{km} \leq y_k \quad \forall i, j, k, m \quad (1.12)$$

$$X_{ij}^{km} \leq y_m \quad \forall i, j, k, m \quad (1.13)$$

L'avantage est de donner une importance au temps de transport entre l'origine et la destination en traitant chaque lien séparément, ce que la formule de sommation ne peut pas garantir.

Effectivement, il existe différentes variantes de ces problèmes qui diffèrent par les objectifs et les contraintes, des variantes avec et sans capacité et d'autres avec ou sans fenêtre de temps. En outre, la variable X_{ij}^{km} est considérée entière plutôt que binaire. La version stochastique est abordée par [Ernst et al. 2009] et [Sim et al. 2009], la variante avec coût fixe par [Yoon et Current, 2008] alors que différemment à ces cas discrets, la version p-hub continu a été étudiée par [Aykin et Brown, 1992].

1.4.1.4 Recouvrement des hubs

C'est une variante des problèmes de localisation de hubs où les demandes des nœuds clients sont couvertes si et seulement si leur position géographique est à une distance spécifique du hub. On distingue deux cas dans la littérature, le premier consiste à minimiser le coût total d'ouverture des hubs et le deuxième vise à maximiser la demande totale couverte.

Notons par γ_{ij} la distance (le coût) maximale pour couvrir les demandes du lien origine-destination (i, j) . Autrement-dit, le coût c_{ij}^{km} de transport entre le nœud d'origine i et le nœud de destination j via les hubs k et m sélectionnés est inférieur ou égale à γ_{ij} . Quant au premier cas, on considère le coût d'ouverture F_k de chaque hub k et V_{ij}^{km} qui vaut 1 si les hubs k et m peuvent couvrir les demandes du lien origine-destination (i, j) . Soient y_k une variable binaire de localisation similaire à ceux du problème p-hub médian et X_{ij}^{km} une variable de décision binaire qui vaut 1 si le transport est assuré entre l'origine i et la destination j via les terminaux k et m . Le modèle du premier cas consiste à minimiser la fonction (14), c'est le coût total d'ouverture des hubs sélectionnés.

$$Min \quad \sum_k F_k y_k \quad (1.14)$$

La contrainte (15) assure que la demande de chaque origine-destination (i, j) soit couverte au moins une seule fois par une paire de hubs (k, m) .

$$\sum_k \sum_m V_{ij}^{km} X_{ij}^{km} \geq 1 \quad \forall i, j \quad (1.15)$$

Les autres contraintes sont exactement identiques aux contraintes (12) et (13) du problème p-hub centre.

Concernant le deuxième cas, c'est un problème de couverture maximale. En gardant les mêmes notations V_{ij}^{km} , X_{ij}^{km} et y_k et sachant que p et h_{ij} représentent respectivement le nombre de hubs à ouvrir et le flux (demande) du lien origine-destination (i, j) . L'objectif (16) est de maximiser la demande totale à couvrir.

$$Max \quad \sum_i \sum_j \sum_k \sum_m h_{ij} V_{ij}^{km} X_{ij}^{km} \quad (1.16)$$

s.c (4),(5)

$$\sum_k y_k = p \quad (1.17)$$

$$\sum_k \sum_m X_{ij}^{km} = 1 \quad \forall i, j \quad (1.18)$$

Les contraintes (17) et (18) impliquent l'ouverture exactement de p hubs et l'allocation d'une seule paire de hubs (k, m) à chaque lien origine-destination (i, j) . En revanche, les autres contraintes sont identiques à celles du problème précédent.

Ces problèmes du recouvrement maximal ont des applications réelles dans le domaine de télécommunication, d'installation de satellites, des radars et des stations.

Nous avons détaillé ces problèmes car ils sont la base de plusieurs problèmes de transport multimodal surtout ceux de localisation de terminaux intermédiaires. Dans plusieurs problèmes, le transport direct entre les zones d'origine et de destination est assuré par le mode routier. Cependant, le transport intermodal est assuré en combinant le routier et le maritime, le routier et le ferroviaire, ou le ferroviaire et le maritime. Nous citons par exemple la formulation mathématique de [Racunica et Wynter, 2005] qui est un modèle à variables mixtes avec une fonction objectif concave qui représente le coût de transport

multimodal routier-ferroviaire. De même, la multimodalité et la localisation de terminaux étaient l'objet du problème étudié par [Arnold et al. 2001]. Ils ont proposé un modèle linéaire qui permet d'acheminer les marchandises entre les clients en utilisant des terminaux ouverts à sélectionner parmi une liste potentielle. L'expédition directe est assurée par le mode routier alors que les liens inter-hubs (entre les terminaux) sont assurés par le mode ferroviaire. Ce modèle sera plus détaillé et développé plus loin dans cette thèse. Yaman et al [Yaman et al. 2011] ont proposé un p-hub médian sans capacité et avec des délais de livraison limités. En outre, l'expédition directe entre les nœuds d'origine et ceux de destination est permise. Au lieu d'une seule paire de terminaux entre les liens origine-destination (i, j) , [Yaman et al. 2009] ont introduit un problème avec plusieurs niveaux intermédiaires. En effet, les flux de marchandises passent par quatre terminaux intermédiaires. La formulation permet de satisfaire les demandes dans un temps limité et de minimiser le coût total de transport. Le même problème a attiré l'attention de [Almur et al. 2012a,b] qui ont pris en considération le coût total de la localisation dans la fonction objectif. Redreguez [Redreguez , 2007] et [Ishfaq et Sox, 2012] se sont focalisés plus sur les services aux hubs utilisés ainsi que les contraintes de congestion en abordant le problème comme des files d'attente. Le coût d'ouverture (d'utilisation) des terminaux ne comprend pas le transfert modal. Ce coût de transfert de marchandises d'un mode à l'autre dépend de l'infrastructure et des équipements. Il a été pris en compte par [Ishfaq et Sox, 2012] et l'ont nommé « coût de connectivité modal ». Ils ont prouvé dans leur travail que la solution du problème dépend des caractéristiques du réseau à savoir ce coût de transfert modal.

Brièvement, quelques travaux sur les problèmes stratégiques seront présentés dans le tableau 3.

1.4.2 Problèmes tactiques

L'idée générale dans ces problèmes est d'utiliser le plus efficacement possible les ressources, les infrastructures et les services. En analysant les principaux modèles, on trouve que les nœuds d'origine sont caractérisés par leur capacité et les destinations par leur demande et parfois par des dates limites de livraison. Alors que les services sont étiquetés par leur origine, les terminaux intermédiaires, les modes qui les assurent et leur destination. Les modes de transport sont caractérisés par la capacité, la vitesse, le temps de déplacement et le coût d'utilisation. Notons que ces paramètres ne sont pas forcément

pris tous en considération dans le même modèle.

Les modèles mathématiques proposés pour ces problèmes tactiques sont scindés en deux catégories. La première concerne la planification des services liés au transport de marchandises et au choix des modes. Elle est notée SND comme abréviation de Service Network design. La deuxième catégorie concerne la planification des flux du réseau et notée NFP (Network flow planning). L'un des exemples des formulations mathématiques représentant ces problèmes tactiques est le modèle de [Crainic et al. 2007]. Les auteurs ont traité un problème NFP afin de déterminer les flux de marchandises à transporter le long des trajets du réseau et d'assigner les clients aux terminaux.

On considère le graphe $G = (N, A)$ où A est l'ensemble d'arcs et N l'ensemble de nœuds qui représente trois sous-ensembles ; les nœuds d'origine O , les nœuds de destination D et les terminaux H . On définit les clients adjacents à chaque terminal $j \in H$ par :

$$O(j) = \{i \in O, (i, j) \in A\}$$

$$D(j) = \{i \in D, (j, i) \in A\}$$

De même, on définit les ensembles de terminaux adjacents à chaque client $i \in N$ par :

$$H^+(i) = \{j \in H, (i, j) \in A\}$$

$$H^-(i) = \{j \in H, (j, i) \in A\}$$

Notons que dans ce modèle, seules les expéditions via les terminaux sont possibles alors que l'acheminement direct n'est pas considéré. Autrement dit, il n'existe que trois ensembles qui relient les arcs utilisés :

$$A_{OH} = \{(i, j) \in A, i \in O, j \in H\} : \text{Ensemble d'arcs clients-terminaux}$$

$$A_{HH} = \{(i, j) \in A, i \in H, j \in H\} : \text{Ensemble d'arcs terminaux-terminaux}$$

$$A_{HD} = \{(i, j) \in A, i \in H, j \in D\} : \text{Ensemble d'arcs terminaux-clients}$$

Ensuite, on considère les notations suivantes :

P : Ensemble de produits à distribuer

o_i^p : Quantité du produit p offerte par l'origine $i \in O$

d_j^p : Quantité du produit p demandée par le client $j \in D$

c_{ij}^p : Coût d'expédition d'une seule unité du produit p le long du trajet (i, j)

f_j : Coût fixe d'ouverture du terminal $j \in H$

x_{ij}^p : Variable de décision qui représente le flux du produit p transporté de i à j

y_j : Variable binaire qui vaut 1 si le terminal $j \in H$ est ouvert et 0 sinon

L'objectif (19) de ce problème est la minimisation du coût total composé du coût de transport entre les différents nœuds du réseau ainsi que le coût d'ouverture des terminaux.

$$\text{Min} \quad \sum_{j \in H} f_j y_j + \sum_{p \in P} \left(\sum_{(i,j) \in A_{OH}} c_{ij}^p x_{ij}^p + \sum_{(i,j) \in A_{HD}} c_{ij}^p x_{ij}^p + \sum_{(j,k) \in A_{HH}} c_{jk}^p x_{jk}^p \right) \quad (1.19)$$

La contrainte (20) définit la quantité totale du produit p offerte par l'origine $i \in O$ comme étant l'ensemble des flux sortants de ce site i et dirigés vers les terminaux intermédiaires situés dans la zone d'origine.

$$\sum_{j \in H^+(i)} x_{ij}^p = o_i^p \quad \forall i \in O, p \in P \quad (1.20)$$

La contrainte (21) assure la satisfaction de la quantité du produit p demandée par chaque client de destination $i \in D$. C'est exactement le flux total reçu par le client en prévenance de terminaux intermédiaires situés dans la région de destination.

$$\sum_{j \in H^-(i)} x_{ji}^p = d_k^p \quad \forall i \in D, p \in P \quad (1.21)$$

La contrainte (22) permet une conservation de flux passant via chaque terminal. Autrement dit, l'ensemble des unités de transport de chaque produit p arrivant au terminal j en prévenance des sites d'origine ou des autres terminaux doit être exactement le flux total sortant de ce terminal j vers les autres terminaux ou vers les clients de destination.

$$\sum_{i \in D(j)} x_{ji}^p + \sum_{k \in H^+(j)} x_{jk}^p - \sum_{i \in O(j)} x_{ij}^p - \sum_{k \in H^-(j)} x_{kj}^p = 0 \quad \forall j \in H, p \in P \quad (1.22)$$

La contrainte (23) élimine les flux dirigés vers les terminaux fermés.

$$x_{ij}^p \leq o_i^p \cdot y_j \quad \forall j \in H, i \in O(j), p \in P \quad (1.23)$$

La contrainte (24) élimine les flux sortant des terminaux fermés pour que chaque client ne puisse recevoir des produits que par des terminaux qui sont ouverts.

$$x_{ji}^p \leq d_k^p \cdot y_j \quad \forall j \in H, \quad i \in D(j), \quad p \in P \quad (1.24)$$

Finalement, la contrainte (25) représente les variables de décision qui sont définies précédemment.

$$x_{ij}^p \geq 0 \quad \forall (i, j) \in A, \quad p \in P \quad y_j \in \{0, 1\}, \quad j \in H \quad (1.25)$$

Dans d'autres modèles, des variables de nature continues sont utilisées pour représenter les flux de marchandises, en outre, d'autres variables binaires sont également utilisées pour la sélection des services, des modes ou des routes.

Nous présentons dans le tableau 3 quelques travaux qui ont abordé le problème au niveau tactique, leurs catégories, les modes utilisés ainsi que leurs fonctions objectifs. Certains travaux ont pris en considération les opérations de transfert modal et leurs coûts associés. Hsu et Hseih [Hsu et Hseih, 2007] ont considéré dans leur fonction objectif le coût de stockage, les coûts des services aux terminaux et les coûts d'utilisation des équipements de chargement et de déchargement. Ce qui a été considéré également dans le modèle proposé par [Hoff et al. 2010]. Les versions stochastiques de ce problème ont été étudiées par [Puettmann et Stadtler, 2010] et [Andersen et Christian Sen, 2009].

1.4.3 Problèmes opérationnels

Le niveau opérationnel des problèmes de transport multimodal consiste à élaborer des décisions sur le choix des modes de transport, le choix des trajets et l'affectation des ressources. La particularité de ces problèmes est que les décisions sont prises en temps réel, ce qui prouve la nature dynamique ou stochastique de la plupart des variantes de ces problèmes. Bien qu'ils sont rarement étudiés dans la littérature et complexes à cause de leurs caractéristiques, ils ont l'avantage d'intégrer aux décisions les événements dont l'occurrence est en temps réel comme les pannes, les accidents, les changements imprévus dans le réseau et les paramètres du problème qui varient au cours du temps.

L'un des exemples est le modèle proposé par [Meisel et al. 2013] pour optimiser la production et la distribution intermodale des produits chimiques. Il vise à déterminer la quantité maximale de chaque produit p que chaque site de production i peut fournir au cours de chaque période t , la quantité de chaque produit p stocké dans chaque terminal (ou site

de production) au cours de chaque période t ainsi que le nombre d'unités à acheminer au cours de chaque période t entre les fournisseurs et les clients en utilisant les modes routier et ferroviaire. Un modèle classique qui fait partie de ces problèmes opérationnels a été introduit par [Goel, 2010]. Il consiste à gérer le transport de marchandise entre les fournisseurs et les clients dans un réseau multimodal. L'objectif est de minimiser le coût total qui est exactement la somme des coûts de transport et les coûts pénalités si les demandes des clients ne sont pas satisfaites au temps voulu. Des caractéristiques de nature opérationnelle ont été considérées dans le modèle, les temps d'acheminement, les dates de départ, ainsi que les capacités au cours de chaque période. La gestion du transport de conteneurs vides en temps réel a été étudiée par [Erera et al. 2005], elle est également abordée par [Di Francesco et al. 2013] en tenant compte des incertitudes sur les positions des conteneurs et sur les routes.

Le tableau 3 présente quelques travaux largement cités dans la littérature et décrit leurs caractéristiques.

TABLE 1.3 – Classification de quelques travaux selon le niveau de décision

Référence	catégorie	Modes	objectifs	TR	méthodes
Alumur et al. 2012b	stratégique	Ro-Ar	coût		Solveur
Limbourg et Jourquin 2009	stratégique	Ro-Fe	coût		H
Meng et Wang 2011	stratégique	Ro-Fe-Mr	coût	x	GA
Ishfaq et sox 2010	stratégique	Ro-Fe-Ar	coût	x	TS
Racunica, 2005	stratégique	Fe	coût		Solveur
Sorensen et al. 2012	stratégique	US	coût		Grasp
Arnold et al. 2004	stratégique	Ro-Ar	coût		H
Cohn et al. 2008	tactique	Ro-Ar	coût		Solveur
Verma et al. 2012	tactique	Fe	coût	x	TS
Chang, 2008	tactique	Ro-Mr-Ar	coût, temps	x	B-B
Ayar et yaman 2012	tactique	Ro-Mr	pénalité d'attente		BC
Cho et al. 2012	tactique	Ro-Mr-Ar	coût, pénalités		H
Pazour et al. 2010	tactique	Ro-Fe	coût, profit		BC
Bandeira et al. 2009	opérationnel	Ro-Fe	coût		H
Erera et al. 2005	opérationnel	Ro-Fe-Mr	coût de maintenance		Solveur
Goel, 2010	opérationnel	Ro-Fe	coût		Simulation

TR : transbordement - RO :routier - AR : aérien - MR : maritime - FR : ferroviaire - H : heuristique
 B-C : Branch and cut - B-B : Branch and bound - GA : algorithme génétique - TS : recherche tabou

On constate que les problèmes opérationnels qui exigent des décisions en temps réel sont rarement abordés. En revanche, les problèmes stratégiques et tactiques ont été plus ciblés dans la littérature. En outre, dans la plupart des problèmes où le transport est assuré par combinaison d'au moins deux modes différents, on remarque que le mode routier est très compétitif et il contribue à l'acheminement multimodal quel que soit la catégorie du problème. Le coût de transport est l'objectif principal visé. Il représente une part intéressante des coûts totaux de la chaîne logistique. Alors que le transbordement a été négligé dans la plupart des travaux ; ceci est dû au fait que ces travaux le considèrent comme une étape intermédiaire ayant un coût inclus implicitement dans le coût de transport. Les travaux qui se basent sur des réseaux de petites tailles ont utilisé des solveurs ou des méthodes exactes pour résoudre leurs problèmes. Cependant, ceux qui se sont focalisés sur des réseaux larges ou sur des instances de grande taille, ont utilisé des heuristiques ou des méta-heuristiques comme la recherche tabou, les algorithmes génétiques et la méthode Graps.

1.5 Problèmes du plus court chemin multimodal

Les problèmes de plus court chemin sont étudiés dans la littérature sous forme d'un graphe orienté $G = (N, A)$ où A est l'ensemble d'arcs et N l'ensemble de nœuds y compris l'origine o et la destination d . Le problème a pour objectif de déterminer le meilleur chemin allant de l'origine à la destination avec la possibilité de passer via plusieurs nœuds intermédiaires [Bellman, 1958], [Ford et Fulkerson, 1962] et [Dijkstra, 1959]. Ces travaux ont concerné le plus court chemin avec un seule mode.

Par contre, dans plusieurs problèmes réels, l'origine et la destination peuvent appartenir à des pays différents et lointains, et l'acheminement exige la combinaison de plusieurs modes de transport. Le problème devient donc un problème de plus court chemin multimodal et noté par un triplé $G = (N, A, M)$ où M désigne l'ensemble des modes disponibles (Figure 8).

Le problème consiste à trouver un ensemble de nœuds et de modes à utiliser successivement pour assurer l'acheminement de marchandise de l'origine o à la destination d . Soit c_{ij}^m le coût de transport entre les nœuds i et j par le mode m ; on définit une variable x_{ij} égale à 1 si l'arc (i, j) est utilisé et 0 sinon. De même, soit y_{ij}^m une variable binaire

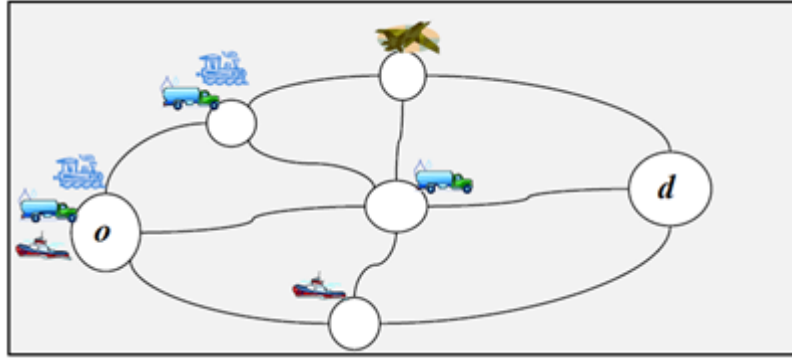


FIGURE 1.8 – Réseau du plus court chemin multimodal

qui prend la valeur 1 si le mode m assure le transport entre les nœuds i et j et 0 sinon. Le modèle du plus court chemin multimodal a pour objectif (26) de minimiser le coût d'acheminement de marchandises entre l'origine et la destination.

$$\sum_{(i,j) \in A} \sum_{m \in M} c_{ij}^m y_{ij}^m \quad (1.26)$$

La conservation du flux entrant et sortant est garantie par la contrainte (27).

$$\sum_{j \in N} x_{ij} = \sum_{j \in N} x_{ji} \quad \forall i \in N \setminus \{o, d\} \quad (1.27)$$

La marchandise sortante de l'origine est acheminée vers un seul nœud successeur (28).

$$\sum_{j \in N} x_{oj} = 1 \quad (1.28)$$

La marchandise est délivrée à la destination en prévenance d'un seul nœud (29).

$$\sum_{j \in N} x_{jd} = 1 \quad (1.29)$$

La contrainte (30) assure que l'utilisation d'un arc (i, j) entraîne à l'utilisation d'un mode qui assure l'acheminement entre les deux nœuds.

$$x_{ij} \leq y_{ij}^m \quad \forall (i, j) \in A, \quad m \in M \quad (1.30)$$

Remarque :

Dans le cas particulier où le nombre maximal de transbordement est limité par un nombre n , on ajoute la contrainte (31) suivante :

$$\sum_{i \in N} h_i \leq n \quad (1.31)$$

On s'est limité à ces contraintes, juste pour décrire plus simplement le problème du plus court chemin multimodal. Néanmoins, d'autres contraintes ont été considérées par [Sawadogo et al. 2011].

1.6 Modèles multi-objectifs du transport multimodal

Les travaux présentés jusqu'à présent dans ce chapitre, ont abordé le problème de transport multimodal en termes de localisation des terminaux intermodaux, de gestion de flux, des choix de services, de la recherche du plus court chemin ainsi que l'élaboration des décisions en temps réel. Leur point commun est la nature mono-objectif des modèles proposés.

Cependant, d'autres travaux ont porté sur la version multi-objectif de la problématique en raison de la nature globale de la chaîne d'approvisionnement. Le choix des modes et des terminaux intermédiaires ne doit pas privilégier le critère du coût de transport seulement, mais à ne pas négliger également d'autres critères qui méritent d'être traités sous la demande des décideurs ou en raison de la nature du problème. Nous citons certains travaux qui ont abordé ces problèmes.

Un problème de transport multimodal a été considéré par [Meisel et al. 2013] où la chaîne de production est intégrée. Ils ont développé un modèle mathématique pour déterminer le nombre optimal des unités des produits que les sites de production peuvent fournir au cours de chaque période, la quantité optimale de produits entrants et sortants des stocks intermédiaires à chaque période et le nombre optimal d'unités à transporter avec chaque mode de transport utilisé. Ils ont cherché à minimiser le coût total de transport et de production. Ils ont également pris en considération un autre objectif de nature environnemental. L'étude a été appliquée en Europe dans un cas réel de distribution des produits chimiques. Une approche exacte a été utilisée pour résoudre le problème. [Chang, 2008] a développé un modèle multi-objectif pour minimiser simultanément les coûts et les délais de transport. Après avoir transformé le modèle en un mono-objectif, ils ont utilisé une relaxation lagrangienne pour la résolution du problème. Un cas d'étude concret proposé par une entreprise de logistique en Turquie a été traité par [Baykasoğlu et Subulan, 2016]. Ils ont modélisé le problème de transport multimodal rencontré, par un modèle

multi-objectif ayant trois fonctions : la minimisation du coût de transport multimodal, la minimisation du temps total de transport ainsi que la réduction des émissions de CO_2 par les modes de transport utilisés. Résoudre ce problème revient à déterminer le nombre optimal d'unités de transport importées et exportées au cours d'un horizon temporel en utilisant trois modes d'expédition : ferroviaire, routier et maritime. Nous citons finalement [Mnif et sadok, 2017] qui ont proposé un modèle multi-objectif qui répond aux trois questions : quel mode à utiliser entre chaque paire de nœuds dans le réseau ? Où peut-on faire un changement de modes ? Et quel retard mis par les modes de transport ? Il s'agit d'optimiser trois fonctions objectifs : la minimisation du coût total qui représente le coût d'acheminement, le coût de transfert modal et les coûts liés aux retards. La deuxième fonction permet de minimiser le temps total y compris le temps de transport le long des trajets et le temps nécessaire pour effectuer le changement de modes ainsi que les retards. Le troisième objectif est une fonction non linéaire qui permet de respecter la date de livraison le plus possible en minimisant l'écart entre le temps de livraison réel et le temps de livraison prévu. La meilleure solution est celle qui répond aux questions précédentes en optimisant les trois objectifs. Notons que l'espace de recherche est restreint par une hypothèse élaborée par le décideur : un seul mode qui peut être choisi entre chaque paire de nœuds et un seul changement de modes est possible à chaque nœud. Certains travaux similaires ainsi que leurs caractéristiques seront également présentés plus loin dans ce manuscrit.

Nous présentons par la suite quelques notations des variables. Nous décrivons les principaux critères pris en compte dans le transport multimodal de fret ainsi que les formules mathématiques pour les modéliser.

En effet, on considère un graphe $G = (N, A, M)$ comme un exemple sur lequel sera basée l'étude de ces critères dans cette section. Où $N = \{1, 2, \dots, |N|\}$ est l'ensemble de nœuds, $A = \{(i, j) : i, j \in N\}$ est l'ensemble d'arcs et $M = m = \{route, rail, aérien, maritime, \dots\}$ est l'ensemble de modes.

1.6.1 Coût de transport

Le coût de transport est l'objectif le plus visé par les chercheurs dans la littérature. Il comprend les coûts de déplacement, les coûts de transfert modal et parfois les coûts payés pour les services intermédiaires. Ce coût est modélisé presque de la même façon dans la plupart de travaux ; en multipliant les coûts unitaires des arcs par une variable de décision

qui indique les arcs utilisés et puis une sommation globale. On peut le représenter par la formule (26) qui a été présentée précédemment.

1.6.2 Temps de transport

Le temps de transport pendant lequel chaque trajet (i, j) s'effectue est très important. Le temps total peut couvrir le temps de transport (déplacement), les durées de transfert modal et les retards.

Le transbordement comprend toutes les opérations permettant de changer le mode de transport en faisant passer les unités de l'un à l'autre sans compter l'opération de stockage. On considère la variable de transbordement h_i qui permet de déterminer les nœuds du réseau où on peut l'effectuer ($h_i = 1$) ou non ($h_i = 0$). Soit Δ_i le temps moyen nécessaire pour le transbordement au nœud i d'une seule unité de marchandise et Q la quantité totale à transborder. Alors le temps total pour transférer la quantité Q de marchandises d'un mode m à un mode m' est calculé par la formule (32) suivante.

$$o_i^{mm'} = Q \cdot \Delta_i \cdot h_i \quad (1.32)$$

Alors si l'heure d'arrivée réelle du mode m au nœud i est notée L_i^m , et $o_i^{mm'}$ le temps nécessaire pour le transbordement, alors l'heure de départ du mode m d'un nœud i est donnée par la formule (33).

$$\check{t}_i^m = L_i^m + o_i^{mm'} \quad (1.33)$$

D'où le temps de transport entre deux nœud i et j par le mode m est calculé en fonction de l'heure d'arrivée de ce mode au nœud j et l'heure de départ de ce mode du nœud i . Il est donné par la formule (34).

$$T_{ij}^m = L_j^m - \check{t}_i^m \quad (1.34)$$

D'une façon similaire à la modélisation du coût total de transport, le temps total est également calculé en multipliant le temps associé à chaque arc T_{ij}^m par des variables de décision qui déterminent les arcs utilisés, puis une sommation sur tous les arcs à laquelle

on peut ajouter le temps de transbordement de la formule précédente. Cet objectif est pris en considération dans plusieurs travaux.

Remarque :

Dans certains travaux qui ne prennent pas en considération le coût du transfert modal ainsi que les services associées, on suppose qu'ils sont inclus implicitement dans le coût entre l'origine et la destination via les terminaux, et de même pour le temps de transport.

1.6.3 Coûts de pénalités

Parfois les opérateurs portuaires déclarent des horaires précis d'ouverture et de fermeture des entrepôts ou de quais pour les transporteurs. Ce qui exige la prise en compte des fenêtres de temps. Dans le cas où les retards sont permis selon certaines conditions, ces fenêtres de temps sont dites souples. Au cas contraire, si aucun retard n'est autorisé elles sont dites rigides.

Soit $TW_i = [e_i^m, l_i^m]$ la fenêtre de temps associée au nœud i avec e_i^m et l_i^m qui représentent respectivement l'heure d'arrivée au plus tôt et au plus tard du mode $m \in M$ au nœud $i \in N$.

L'arrivée d'un mode de transport m à un nœud $i \in N$ en avance ou en retard engendre parfois des coûts de pénalité à payer vue la perturbation qu'il provoque. Soient p_1 et p_2 respectivement les pénalités unitaires d'avance et de retard. Alors la pénalité associée au mode m est calculée par (35).

$$\delta_{ij}^m = \begin{cases} 0 & \text{si } L_j^m \in [e_j^m, l_j^m] \\ p_1 \cdot (e_j^m - L_j^m) & \text{si } L_j^m \leq e_j^m \\ p_2 \cdot (L_j^m - l_j^m) & \text{si } L_j^m \geq l_j^m \end{cases} \quad (1.35)$$

1.6.4 Émission des gaz à effet de serre

Dans les travaux où le côté environnemental est considéré, on se focalise souvent sur la minimisation des quantités de CO_2 émises par les modes. Nous citons par exemple [Lam et Gu, 2016] qui ont formulé un modèle mathématique bi-objectif afin de minimiser le temps et le coût d'acheminement des conteneurs. Les émissions de dioxyde de carbone CO_2 sont limitées par une valeur fixe donnée. Leur modèle a été appliqué à l'exportation

de conteneurs à partir de la Chine. Ces émissions ont également été prises en compte dans le modèle mathématique linéaire proposé par [Demir et al. 2016], mais comme une fonction objectif associée à une autre fonction qui minimise les coûts de transport. Leur étude est basée sur des incertitudes liées à la demande et au temps, car ces deux facteurs ont une influence cruciale sur la fiabilité du transport intermodal d'après leurs hypothèses. Effectivement, d'autres gaz peuvent être aussi une source de pollution provoquée par les modes. Le tableau 4 présente les quantités de quelques principaux gaz émis par chaque mode [Knorr et Reuter, 2005].

TABLE 1.4 – Quantités des principaux gaz émis par chaque mode

Mode de transport	$CO_2(g/t.km)$	$NO_x(mg/t.km)$	$SO_2(mg/t.km)$	$NMHC(mg/t.km)$
Camion	71	542	41	38
Train électrique	12	29	52	2
Train (diesel)	35	544	20	54
Avion	665	3216	438	248
Bateau	49	883	28	74

On peut donc généraliser pour intégrer les émissions d'autres gaz à effet de serre autres que le CO_2 comme le COV , NOX , etc. Ces quantités émises dépendent du mode de transport, de la distance parcourue et du poids de la marchandise transportée. En effet, soient e_γ^m la quantité unitaire de gaz polluant γ émise par le mode m et d_{ij}^m la distance parcourue par le mode m pour se déplacer du nœud i au nœud j . On note également par Q la masse de la quantité totale transportée; alors la quantité du gaz polluant γ émise par le mode m allant de i à j est calculée par la formule (36).

$$f_{ij}^{m\gamma} = e_\gamma^m \cdot Q \cdot d_{ij}^m \quad (1.36)$$

1.6.5 Consommation d'énergie

La question d'énergie a toujours attiré l'attention de plusieurs pays et chercheurs [Li, 2016]. Le secteur du transport a été toujours pointé du doigt d'être l'un des gros consommateurs d'énergie [Nagurney, 2000]. Par exemple, aux états unis, les modes de transport consomment environ 28% de l'énergie totale d'après le département d'énergie [USEIA, 2010].

La consommation de l'énergie le long du trajet (i, j) dépend à son tour du mode de transport, de la distance parcourue et de la quantité de marchandise transportée. Soit ϵ^m la consommation unitaire du mode m . Alors la quantité d'énergie totale consommée par le mode m est calculée par la formule (37).

$$f_{ij}^m = \epsilon^m \cdot Q \cdot d_{ij}^m \quad (1.37)$$

Où Q et d_{ij}^m représentent respectivement la quantité totale transportée et la distance parcourue par le mode m .

D'après une étude réalisée par l'IFEU Heidelberg, la consommation unitaire de chaque mode en $KJ/t.km$ est illustrée dans le tableau 5.

TABLE 1.5 – Consommation unitaire d'énergie par chaque mode de transport

Mode de transport	Energie en $KJ/t.km$
Camion	966
Train électrique	392
Train (diesel)	473
Avion	9052
Bateau	665

Ceux sont les principaux objectifs visés par les décideurs et largement étudiés par les chercheurs. Quant aux objectifs qui consistent à minimiser le nombre de modes utilisés ou le nombre de terminaux, ils sont rarement abordés. En outre, les nuisances sonores engendrées par les modes et les risques d'accidents sont de moins en moins supportés par les populations; ce qui encourage les chercheurs de les prendre parfois en considération, sauf qu'ils sont rarement mis au point [Forkenbrock, 1999].

Le choix de l'objectif à optimiser n'est pas dû au hasard, mais selon des constats ou sous la demande des décideurs. Ce sont les caractéristiques du problème qui l'exigent.

Un cas multi-objectif spécifique et différent de ce que nous avons exposé, sera présenté dans le chapitre suivant.

1.7 Transport multimodal sous incertitudes

Dans beaucoup de problèmes de nature réelle, l'élaboration des plannings pour le transport multimodal et la prise de décisions doivent être effectués avant d'avoir suffisamment d'informations sur les données du problème ou après les avoir déterminées à l'aide des estimations ou des études statistiques. Ce qui implique que certains paramètres du problème de transport multimodal pourraient être non connus précisément lors de la prise de décision, d'où la nécessité de la prise en compte des incertitudes sur les paramètres inconnus.

Pour remédier à ce problème, deux situations à distinguer sont possibles : l'optimisation stochastique et l'optimisation robuste. Dans le cas stochastique, les paramètres inconnus sont contrôlés par des fonctions probabilistes ; [Yang, 2009] a étudié le problème de localisation des hubs où l'acheminement est assuré par le mode aérien. Les incertitudes sur les demandes des clients ont été prises en considération dans leur modèle et le problème a été résolu en utilisant une approche de programmation stochastique à deux phases. La stochastique sur les temps de déplacement a été étudiée par [Sim, 2009] en introduisant une contrainte pour garantir que la probabilité que le temps de transport ne dépasse pas une limite donnée soit supérieure à une valeur prédéterminée. [Zetina et al. 2017] ont traité un problème stochastique sans capacité et avec allocation multiple. Les incertitudes ont porté sur les coûts de transport et les demandes des clients.

Quant aux problèmes d'optimisation robuste, aucune donnée probabiliste n'est mesurable et l'incertitude est traitée en supposant que les paramètres d'incertitude appartiennent à des ensembles discrets ou continus dit ensembles d'incertitudes. Le cas discret entraîne à la construction de plusieurs scénarios alors que le cas continu se base sur des intervalles. L'incertitude sur les coûts d'ouverture des plateformes et sur les demandes des clients ont été considérées par [Alumur et al. 2012] dans un problème de localisation de hubs avec allocation unique et multiple. La robustesse sur les demandes a été également considérée par [Makui et al. 2012] qui l'ont introduit dans un problème p-hub multi-objectif. C'est également l'étude menée par [Merve et al. 2017] qui ont formulé le problème sous forme d'un programme à variables mixtes en nombres entiers. Une méthode de décomposition a été adaptée pour le résoudre. [Demir et al. 2016] ont proposé un modèle mixte en nombres entiers pour modéliser un problème de transport intermodal de nature réelle en Europe. La problématique consiste à trouver des solutions robustes même en cas d'incertitude sur

les temps de transport par les modes disponibles. Le transbordement et les contraintes de capacité ont été considérés. En outre, trois objectifs ont été optimisés simultanément : le coût, le temps, et les émissions des gaz à effet de serre. L'approche stochastique adaptée pour trouver des solutions robustes a été implémentée sous le solveur Cplex.

Ces travaux et d'autres plus cités dans la littérature, seront présentés plus loin dans cette thèse, en décrivant leurs caractéristiques, les modes utilisés, les contraintes, le type d'incertitudes traitées ainsi que nos contributions.

1.8 Approches de résolution des problèmes de transport multimodal

De nombreuses méthodes de résolution ont été proposées pour la résolution des problèmes de transport multimodal. Dans cette section nous rappelons les principales métaheuristiques et leurs adaptations à ces problèmes. Les métaheuristiques sont des méthodes de résolution qui s'adaptent à des problèmes d'optimisation de petites et grandes tailles. Bien qu'elles ne garantissent qu'une solution approchée de bonne qualité mais non optimale, le temps de calcul est raisonnable. En outre, ces méthodes permettent d'avantage d'éviter les minimums locaux grâce à des intensifications et des diversifications. Le principe de l'intensification est de mémoriser un ensemble de bonnes solutions réalisables pour y retourner à chaque itération afin de choisir une. Alors que la diversification consiste à diriger la recherche vers des zones non encore explorées dans l'espace de solutions réalisables. Ces deux étapes permettent d'éviter la restreinte de la recherche dans des régions limitées de l'espace réalisable au cours des itérations.

1.8.1 Algorithmes génétiques

C'est une méthode à base de population développée par [Holland, 1975]. Généralement, elle consiste à générer une population initiale et de suivre les étapes décrites dans la figure 9.

Une description de cette méthode classique avec les types du codage et de sélection est détaillée dans [Messaoud et al. 2014]. Cette méthode a été utilisée pour résoudre quelques problèmes du transport multimodal. Pour ceux où on cherche à déterminer les terminaux à ouvrir et les flux de marchandise à acheminer directement et via les terminaux, [Oudani

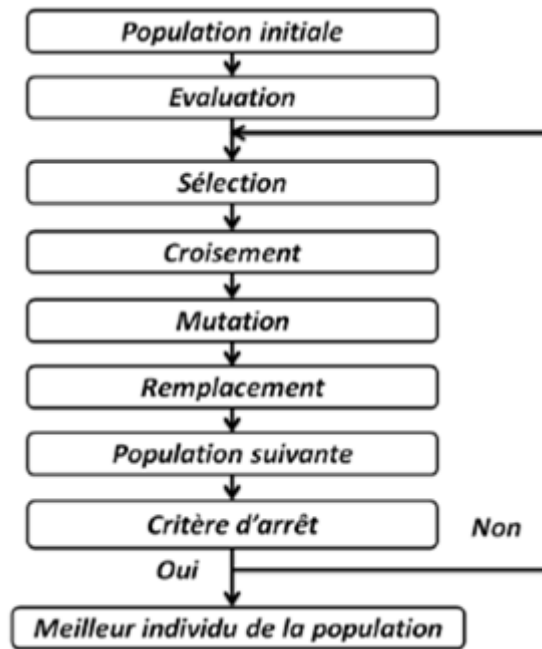


FIGURE 1.9 – Schéma général des algorithmes génétiques

et al. 2014] ont adapté un algorithme génétique avec deux différents types de croisement : de Laplace et arithmétique ainsi que deux types de mutations PM et MPT proposées par [Deep et Thakur,2007]. Les variables binaires de localisation ont été codées par un vecteur 0-1 qui détermine les terminaux ouverts et fermés alors que les variables entières ont été représentées par des matrices. Les résultats obtenus étaient acceptables et très proches de l'optimalité.

1.8.2 Recuit simulé

Il consiste à générer une solution S de départ et de chercher une autre solution voisine et réalisable S' . Dans le cas où la nouvelle solution est améliorante ; une mise à jour est effectuée. Sinon, la nouvelle solution peut être acceptée selon une probabilité de tolérance $p = \exp\left(\frac{f(S')-f(S)}{T}\right)$ où f est la fonction objectif et T est un paramètre de température qui diminue à chaque itération ($T \leftarrow \alpha.T$) selon un coefficient de refroidissement $\alpha \in]0, 1[$. D'où, la chance d'accepter des solutions de mauvaise qualité devient faible de proche en proche. Cette méthode a été appliquée pour résoudre le problème de transport intermodal multipériodes [Fotuhi et Huynh, 2018], le problème de transport multimodal avec prise en compte de distribution régionale de conteneurs autours des terminaux [Braekers et al. 2014].

1.8.3 Recherche Tabu

C'est un algorithme itératif proposé par [Glover, 1986]. L'espace de recherche s'explore intelligemment en guidant la recherche des solutions dans le voisinage de la solution courante même si la fonction objectif ne s'améliore pas. Ceci a pour conséquence une excellente diversification. Or, l'inconvénient de cette méthode est qu'on peut parfois revenir à la solution courante ou une solution précédente. C'est pourquoi et afin d'éviter de reboucler dans le même ensemble de solutions, chaque solution trouvée est ajoutée à une liste tabou qui contient les solutions qui sont interdites à revisiter à court terme. L'algorithme 1 décrit les principales étapes de cette métaheuristique.

Algorithme 1 : Algorithme général de recherche Tabou

```

1       $L = \phi$ 
2       $S :=$  Solution initiale
3       $S^* = S$ 
4      Tant que un critère d'arrêt n'est pas vérifié faire
5          Trouver une solution  $S'$  tel que  $S' \in v(S)$ 
6          si  $f(S') \leq f(S^*)$ 
7               $S = S'$ 
8              Mise à jour liste Tabou  $L$ 
9          fin si
10          $S = S'$ 
11     fin tant que
12     Retourner  $S^*$ 

```

Cet algorithme a été appliqué pour la résolution de certains problèmes de transport multimodal et parfois avec des modifications et des hybridations. Nous citons par exemple [Sterzik et Kopfer, 2012] qui ont traité un problème de transport de conteneurs avec cueillette des conteneurs vides aux dépôts, aux terminaux et chez les clients. Les résultats expérimentaux ont montré une bonne réponse de cette méthode pour ce problème.

1.8.4 Algorithme de colonies de fourmis

C'est un algorithme inspiré du comportement naturel des fourmis. C'est une méthode à base de population introduite par [Dorigo et al. 1991] pour la recherche du plus court chemin optimal dans un graphe. En général, il se base sur quatre étapes : l'information

heuristique, les traces de phéromones, la mise à jour des phéromones et la sélection. L'information heuristique désigne la force d'un arc (i, j) traversé par la fourmi. Elle est souvent calculée comme l'inverse du coût ou de la distance parcourue $\nu_{ij} = \frac{1}{c_{ij}}$. Concernant les traces de phéromones, elles sont calculées en fonction de la valeur de la fonction objectif pour un arc (i, j) . En effet, la quantité de phéromone déposée par une fourmi k sur un arc (i, j) est donnée par :

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L^k} & \text{si } k \text{ passe par}(i, j) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (1.38)$$

Où L^k est le coût total du chemin parcouru par la fourmi et Q est une constante. Lorsqu'une fourmi k est arrivée à un nœud i elle cherche un nœud suivant pour se déplacer. Le choix de ce nœud j est basé sur la formule (39).

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^a \cdot \eta_{ij}^b}{\sum_{l \in T_k} \tau_{il}^a \cdot \eta_{il}^b} & \text{si } j \in T_k \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (1.39)$$

τ_{ij} et ν_{ij} sont respectivement l'information heuristique et la quantité de phéromone associés à l'arc (i, j) . Alors que a et b représentent leurs coefficients d'importance respectifs. Brièvement, les étapes générales de cette méthode sont présentées dans l'algorithme 2.

Algorithme 2 : Algorithme général de colonies de fourmis

- 1 Initialisation des traces de phéromones
 - 2 **Tant que** un critère d'arrêt n'est pas atteint **faire**
 - 3 $S^* = S$
 - 4 **Pour** chaque fourmi **faire**
 - 5 Construire une nouvelle solution par la formule de transition (39)
 - 6 Evaluer les solutions construites
 - 7 **Fin pour**
 - 8 Mise à jour des traces de phéromones
 - 9 **Fin tant que**
 - 10 Retourner la meilleure solution
-

Cette méthode n'est pas utilisée largement dans la littérature pour la résolution des problèmes de transport multimodal. Nous citons juste un exemple de résolution du problème de plus court chemin multimodal par [Engelsman et al. 2013] et [Sawadogo, 2011].

1.8.5 Méthode de deux phases

Ce sont des heuristiques qui consistent à construire la solution en deux étapes. Dans la première, on regroupe les nœuds en des ensembles. Dans la deuxième étape, on construit les trajets reliant les nœuds du réseau qui appartiennent au même ensemble. Lorsqu'on commence par la répartition des nœuds en des sous-groupes et puis on cherche à construire les trajets reliant les nœuds de chacun, la méthode est dite Cluster-First Route-second. Dans le cas contraire où on commence par la construction des trajets et puis on déduit les nœuds qui leurs appartiennent, la méthode est dite Route-First Cluster-second. Cette approche a été utilisée pour résoudre certains problèmes du transport multimodal [Lin et Lin, 2016] et [Mohammad, 2016].

Remarque :

Les méthodes hybrides ont également prouvé leur efficacité de résolution de nombreux problèmes d'optimisation. Elles consistent à combiner différentes approches afin de bénéficier de tous les avantages. L'hybridation peut être effectuée par combinaison d'une métaheuristique et une heuristique ou par une combinaison de deux métaheuristicues.

1.9 Applications et enjeux

Les formulations mathématiques présentées et les études menées par les chercheurs ont été appliquées dans plusieurs cas pratiques. Parfois en l'absence d'un réseau d'étude réel, des instances sont construites ou générées aléatoirement pour valider le modèle et tester les approches de résolution. Le tableau 6 classe quelques travaux selon leurs applications, les variantes et les régions où ils ont été appliqués.

Le tableau montre que la plupart des études menées sur le transport multimodal se sont basées sur des applications réelles et rarement sur benchmarks générées aléatoirement. En outre, le transport multimodal devient plus en plus combiné avec d'autres problèmes vu l'interaction avec diverses décisions et plusieurs intervenants.

TABLE 1.6 – Principales applications de la multi-modalité

Référence	Variante	Application	Pays
Adler et Hashai, 2005	Localisation des hubs	Transport aérien	Asie
Cetiner et al. 2010	Localisation des hubs	Services postaux	Turquie
Meisel et al. 2013	Production–distribution	Transport de produits chimiques	Russie-Europe
Resat et al. 2015	Transport multimodal	Construction des trajets internationaux	Marmara (Turquie)
Sorensen et al. 2012	Transport intermodal	Instances générées	-
Lin et al. 2014	Transport intermodal	Instances générées	-
Alumur et al. 2012	Localisation des hubs	-	Turquie
Nossack et al. 2013	cueillette et livraison	Instances générées	-
Macharis et al. 2011	Transport intermodal	-	Belgique
Ishfaq et Sox, 2010	Location-allocation	-	Les États-Unis
Jiang et al. 2014	Transport Multimodal	Matières dangereuses	Chine
Ri et Wang et al. 2016	Transport Multimodal	Exportation de véhicules d'occasion	Asie central
Abbassi et al. 2018	Transport intermodal	Exportation des produits agricoles	Maroc-Europe
Abbassi et al. 2019	Transport intermodal	Export et import	Réseau international

L'application et la conception d'un système de transport multimodal efficace n'est pas facile en réalité. Les chercheurs ont porté un intérêt sérieux à quelques enjeux et défis du transport multimodal qui seront soulignés dans cette section.

Le transport multimodal a été toujours vu comme un principal levier pour l'acheminement international des marchandises. C'est une structure chaînée d'infrastructures, de modes, de ressources humaines et matérielles, d'acteurs et d'opérations. Le moindre obstacle au niveau de n'importe quelle étape engendre directement un effet négatif sur la complémentarité et la réussite de la chaîne globale du transport combiné.

Défis climatiques : Ils ont pour conséquences des catastrophes naturelles, des inondations, du glissement de terrains, des crues d'oueds, des sapements de routes et des ravinements (Figure 10-b).



FIGURE 1.10 – Impact des conditions climatiques sur le transport multimodal

Ceci engendre des dégradations de plateforme, des coûts et temps de transport assez élevés ainsi que l'endommagement de biens transportés, le gaspillage de ressources et le blocage de la circulation.

Les mauvaises conditions affectent également le réseau ferroviaire lors des inondations. Les voies sont parfois submergées dans les boues et les eaux ou lorsque les ballasts sont importés sur les rails (Figure 10-a).

De la même veine, ils peuvent provoquer des perturbations sur le trafic maritime ou de l'instabilité des navires porte-conteneurs, ce qui conduit à la perte et l'endommagement des marchandises au bord de la mer (Figure 10-c).

Nature des produits transportés : La matière dangereuse par exemple peut être une source de risque, réactivité, corrosivité, toxicité et d'explosion lors de son transport, ce sont des défis auxquels les fournisseur/transporteurs doivent faire face pour un transport préventif et sécurisé. Notons également que la qualité des produits est un défi majeur rencontré pour livrer des marchandises non endommagées et fraîches, surtout les produits périssables.

Risques d'accident : De nos jours, la baisse du taux d'accidents de tous les modes de transport utilisés devient un objectif primordial. Ce sont des sources de risques sur les vies des personnes, la dégradation des moyens de transport utilisés et les infrastructures ainsi que les dommages sur les produits transportés [Lowrance, 1976].

Suret  : Parfois les r seaux de transport ainsi que les marchandises transport es sont malheureusement des cibles des attentats et des attaques de certains criminels [Cholk, 2008]. C'est pourquoi des syst mes de suret  sont d'habitude allou s pour  viter l'interruption des services de la chaine logistique multimodale et assurer le transport des produits sur de longues distances surtout pour certains produits de nature  nerg tique

et pétrolier. La question de sûreté devient de plus en plus exigée par les opérateurs de transport multimodal.

Matières dangereuses : Une quantité totale de 18.7 millions tonnes de matières dangereuses a été transporté en 2007 par la combinaison de plusieurs modes. Des études menées par le bureau des statistiques du transport et le bureau Census de US [Census, 2010] ont suggéré la multimodalité pour acheminer les matières dangereuses sur des longues distances. Le défi est de minimiser non seulement les coûts de transport mais également le risque que ces matières peuvent provoquer vis-à-vis de l'environnement et des populations. La formulation mathématique du risque associé à la matière dangereuse n'est pas assez évidente. La modélisation la plus utilisée dans la littérature consiste à associer à chaque nœud de transfert i une valeur pour le risque r_i et d'associer également une valeur r_{ij} pour le risque lié à chaque arc (i, j) . Ces paramètres sont souvent donnés par les décideurs [Verma, 2012] et [Xie et al. 2012].

Internet physique : Le concept de l'internet physique se diffuse dernièrement dans le monde petit à petit. Il consiste à appliquer exactement le principe de l'internet digital dans le domaine de la logistique. Il a été défini comme étant un système logistique qui se base sur l'interconnexion des réseaux de tous les intervenants dans la chaîne logistique. Ce qui exige une collaboration multidisciplinaire et au niveau mondial entre les réseaux interconnectés [Montreuil, 2011].

1.10 Conclusion

Le présent chapitre a permis de mettre en évidence les principaux points qui s'articulent autour des variantes du transport multimodal. Dans un premier lieu, nous avons décrit les infrastructures et les réseaux de transport liées à la multimodalité surtout au niveau national. Nous avons exposé ensuite les avantages et les inconvénients de chaque mode de transport ainsi que les caractéristiques du transport multimodal, ses opérations et ses intervenants. Nous avons défini les problèmes stratégiques, tactiques et opérationnels et les formulations mathématiques largement connues et utilisées dans la littérature. Nous nous sommes focalisés ensuite sur les problèmes qui exigent la prise en compte de plusieurs critères simultanément et nous les avons présentés en clarifiant les principales hypothèses et formules. Nous avons ensuite exposé la notion d'incertitude sur les données et les travaux qui l'ont abordée. Après, nous avons souligné quelques principales méthodes de

résolution et finalement nous avons mis en lumière quelques applications pratiques et quelques défis de la multimodalité.

A notre connaissance, l'une des applications qui mérite une étude rigoureuse et qui n'a pas encore été suffisamment ciblée dans la littérature, est le transport multimodal des produits agricoles. Il s'agit d'une problématique particulière en termes de caractéristiques, du type de réseau, des contraintes et d'objectifs. En s'inspirant des modèles présentés précédemment et en exploitant les méthodes exposées, nous présenterons dans le chapitre suivant un nouveau modèle et de nouvelles approches pour modéliser et résoudre ce problème.

Optimisation multi-objectif du transport multimodal des produits agricoles

2.1 Introduction

Notre pays a accordé un intérêt particulier à la production et la commercialisation des fruits et légumes. C'est un secteur stratégique ayant une part intéressante de contribution à l'économie nationale et une source riche de travail et d'activité. Plusieurs projets ont été lancés et plusieurs investissements ont été alloués, afin de soutenir ce secteur et renforcer la compétitivité au niveau de la diversité des produits, la qualité de l'offre et l'accès aux marchés internationaux.

L'exportation des fruits et légumes marocains et la satisfaction des demandes des clients ne peuvent être réussies que grâce à un système de transport efficace où la multimodalité est fortement présente, vue la particularité de la position géographique de notre pays. Nous nous sommes intéressés à cette problématique et nous l'avons étudié et modélisé pour proposer des solutions de compromis qui prennent en considération les objectifs de certains opérateurs.

La première partie de ce chapitre concerne une vue globale sur les principales étapes de la chaîne logistique agricole. Ensuite, la deuxième et la troisième parties se focalisent sur le rappel des principales notions de l'optimisation multi-objectif et les méthodes de résolution largement utilisées par la communauté scientifique.

Dans la quatrième partie, nous présentons un nouveau modèle mathématique multi-objectif que nous avons proposé pour déterminer la meilleure stratégie d'exportation des fruits et légumes de plusieurs sites de production marocains vers les clients européens.

Nous visons à minimiser simultanément le coût total de transport et l’overtime maximale et nous prenons en considération des contraintes temporelles et des contraintes liées à la qualité des produits exportés.

Nous présentons également dans la cinquième partie deux méthodes que nous avons développées pour la résolution du problème étudié, leur fonctionnement, les améliorations introduites ainsi que les tests réalisés pour mesurer leurs performances.

La dernière partie est dédiée à une application réelle que nous avons effectuée sur un réseau Maroc-Europe où le modèle proposé et les méthodes développées ont été adaptés.

2.2 Chaîne logistique Agricole

L’agriculture est l’un des piliers de l’économie marocaine. Elle représente une part de 15,5% du PIB national et une contribution de 20% des échanges extérieurs ainsi qu’un rôle principal en termes d’emploi et d’activité. Notre pays a porté un intérêt particulier à ce secteur en développant des projets de nature stratégique à savoir le projet Maroc vert. Une part importante des produits agricoles notamment les fruits et légumes est destinée à l’exportation. La figure 1 montre le profil des exportations des produits agricoles marocains par continent et la répartition selon les principaux clients.

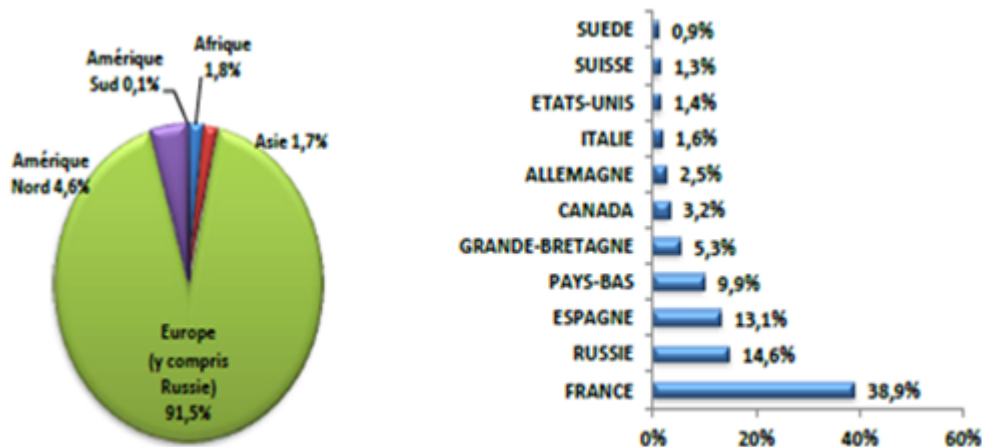


FIGURE 2.1 – Structure des exportations marocaines des produits agricoles par continent et par pays

Seul le marché des tomates a permis d’assurer un revenu de 3,3 milliards de dirhams en 2013 et près de 9 millions en moyenne de journées de travail. La filière d’olive par exemple a connu une évolution forte de 32% de la production et de 19% des superficies

cultivées au cours de la période 2007-2013. Ces résultats significatifs ont été consolidés par les dernières statistiques de l'année 2016 où les exportations ont abouti à un chiffre de 42,5 milliards dirhams.

Ces produits sont massivement destinés aux pays européens et la Russie qui consomment 91,5% des exportations marocains totales des produits agricoles. La France est en première position avec 39%, suivie par la Russie avec un taux de 15%, de l'Espagne 13%, des Pays-Bas 10% et de la Grande-Bretagne avec 5,3%.

Bref, la filière des produits agro-alimentaires est extrêmement importante que ce soit au niveau du marché national ou international et leur impact socio-économique est conséquent. Ce qui mérite un accompagnement d'amélioration et un grand effort pour une meilleure distribution, commercialisation et organisation efficace de tous les intervenants dans la chaîne logistique agricole.

La logistique a été toujours considérée au cœur de la performance du secteur agricole. La réussite de la distribution et la commercialisation des fruits et légumes nécessitent l'optimisation de toutes les étapes, du champ au marché. Cette logistique à multiple gammes représente également un défi pour les décideurs. La réduction des coûts de transport et des retards, l'accès à des marchés compétitifs et résilient à une concurrence accrue ainsi que la livraison des produits avec une maturité suffisante et une bonne fraîcheur, sont quelques principaux défis de la chaîne logistique des légumes et fruits. Ainsi l'optimisation de toutes les étapes est effectivement indispensable [Andrés et López, 2007].

2.2.1 Récolte

C'est la cueillette des légumes et fruits. Elle peut être effectuée manuellement ou par des machines. L'avantage de la récolte mécanique est la rapidité avec des coûts raisonnables sauf qu'elle risque d'avoir un effet distrayant sur les produits et les champs. Quant à la récolte manuelle, bien qu'elle soit lente, elle est d'avantage une source d'emplois de plusieurs travailleurs. En outre, on bénéficie de la capacité des employés à évaluer la maturité suffisante et la qualité des produits. Ce qui assure des dommages réduits surtout des produits fortement fragiles.

2.2.2 Préparation et emballage

Après la récolte et l'élimination des mauvais éléments qui sont non consommables, les produits doivent être lavés, triés, calibrés et ensuite emballés. Afin de faciliter la

manipulation et le transport, ils doivent être chargés dans des conteneurs ; ces unités de transport protègent les produits de tout risque de compression, d’humidité, de température et de contamination. Elles offrent également aux clients et aux opérateurs intermédiaires des informations utiles sur le produit, son producteur, son poids et son pays d’origine.

2.2.3 Transport

Une fois les unités sont près, elles peuvent être transportées vers les clients en utilisant des modes convenables. L’étape du transport est extrêmement intéressante et elle consomme une part importante du coût total de la chaîne agricole des légumes et fruits. C’est également la dernière étape avant la livraison des produits et elle mérite qu’on lui accorde un intérêt très particulier. L’exportation peut être assurée par des combinaisons de différents modes ; on peut transporter les conteneurs par mode routier du site de production vers un port marocain, puis par mode maritime vers un port européen et finalement par mode routier vers le client final. Il est également possible de transporter les unités d’un site de production par un seul mode (camion) qui poursuit son chemin directement sans qu’on décharge les unités en aucun point intermédiaire jusqu’au client.

2.2.4 Livraison des produits

On distingue deux catégories de produits périssables et non périssables. Contrairement aux produits non périssables qui ne dépendent pas des conditions de transport de stockage et d’environnement, les produits périssables exigent la prise en compte de leurs caractéristiques à savoir la fraîcheur, la taille, le goût et la couleur. Elles sont sensibles aux conditions externes, de la distance parcourue et du temps de transport. Les fraises, les tomates et le lait sont des produits périssables. Après la cueillette des fruits et légumes, ils perdent leurs qualités rapidement au cours du temps [Bortolini et al. 2015]. L’intérêt des clients est de recevoir les quantités demandées au moment voulus et à l’endroit voulu. Cependant, les transporteurs sont intéressés en premier lieu par la réduction du coût total du transport et les services liées. C’est un problème de nature multi-objectif.

Trouver des solutions de compromis pour ce problème ayant des objectifs contradictoires n’est pas assez évident. C’est une question qui sera soulevée dans les sections qui suivent pour le modéliser, proposer des approches de résolution, les valider sur des benchmarks générés aléatoirement, mesurer leurs performances et les appliquer enfin au réseau réel. Nous préférons d’abord rappeler les notions de base de l’optimisation multi-objectif, les

définitions ainsi que les méthodes dédiées à ces problèmes.

2.3 Concepts de base de l'optimisation multi-objectif

Certains problèmes de transport multimodal requièrent la prise en compte de plusieurs objectifs conflictuels. Ce qui rend le problème difficile surtout si la taille est grande. Souvent, ils ne peuvent pas être résolus par des méthodes exactes et en un temps raisonnable. C'est pourquoi la plupart des méthodes sont des métaheuristiques qui permettent de trouver des solutions approchées. Résoudre un problème multi-objectif revient à trouver des solutions de compromis qui répondent aux préférences des décideurs. La caractérisation des solutions de compromis est une question qui n'est pas souvent évidente. Nous rappelons dans cette section les principales définitions et notations de l'optimisation multi-objectif.

2.3.1 Formulation générale des problèmes multi-objectif

On peut définir un problème d'optimisation multi-objectif MP comme suit :

$$\begin{aligned} \text{Min } F(x) &= [f_1(x), \dots, f_n(x)] \\ x &\in X \end{aligned} \tag{2.1}$$

Où X représente le domaine de solutions réalisables et n est le nombre de fonctions objectifs à minimiser. Les images des solutions réalisables de l'ensemble X par la fonction F forment un ensemble de points dans l'espace de fonctions. Il est défini par $\mathcal{F} = \{F(x)/x \in X\}$.

Lorsque le problème d'optimisation est mono-objectif, l'ordre est total et ceci permet d'évaluer facilement les solutions. En revanche, dans le cas multi-objectif, la nature conflictuelle des objectifs à optimiser exige de définir des relations de dominance.

2.3.2 La dominance

Soient x et x' deux solutions réalisables du problème MP . On dit que x domine x' et on note $x \succ x'$ si et seulement si : $\forall i \in \{1, 2, \dots, n\} f_i(x) \leq f_i(x')$ et $\exists j \in \{1, 2, \dots, n\}$ tel que $f_j(x) < f_j(x')$.

2.3.3 Ensemble de solutions non-dominées

Soit x une solution réalisable du MP . La solution x est dite non dominée (ou Pareto optimale) si et seulement si $\forall x' \in X$ on a $x \succ x'$ [Giagkiozis et Fleming, 2014].

Les solutions non-dominées forment un ensemble Pareto optimal X_E et son image est dite l'ensemble efficace.

$$X_E = \{x \in X / \nexists x' \in X : x' \succ x\}$$

Dans l'exemple de la figure 2, on peut remarquer que les points A , B et C ne sont pas dominés par les autres points. En revanche le point D est dominé par B et le point E est dominé par B et C . D'où le front de Pareto est composé des solutions non-dominées A , B et C . On définit alors le front de Pareto d'un problème MP par l'ensemble $\mathcal{F}_E = \{F(x) / x \in X_E\}$

Lorsque $F(x) = F(x')$, x et $x' \in X$, on dit que les deux solutions sont équivalentes. Nous définissons également quelques solutions importantes qui seront utilisées par la suite.

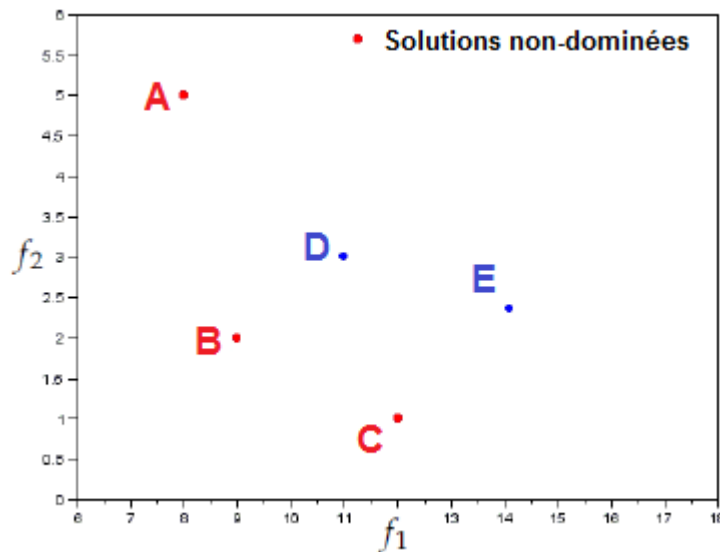


FIGURE 2.2 – Illustration de la notion de dominance pour un cas bi-objectif

2.3.4 Point idéal et point nadir

Soit $y^* = (y_1^*, \dots, y_n^*) \in \mathcal{F}$, l'image par la fonction F d'une solution réalisable. y^* est dite point idéal s'il minimise toutes les fonctions $f_i \quad \forall i \in \{1, \dots, n\}$. Autrement dit, $y_i^* = \min_{x \in X} f_i(x) \forall i \in \{1, \dots, n\}$. y^* est dite point nadir s'il maximise chaque fonction objectif. En d'autres termes $y_i^* = \max_{x \in X} f_i(x) \forall i \in \{1, \dots, n\}$ [Collette et Siarry, 2013].

2.3.5 Formes des fronts de Pareto

Notons que l'allure du front de Pareto dépend du problème d'optimisation et des fonctions objectifs. Supposons qu'il s'agit d'un problème bi-objectif ($m = 2$). La figure 3 décrit les différentes formes du front de Pareto souvent confrontées [Wang et al. 2011].

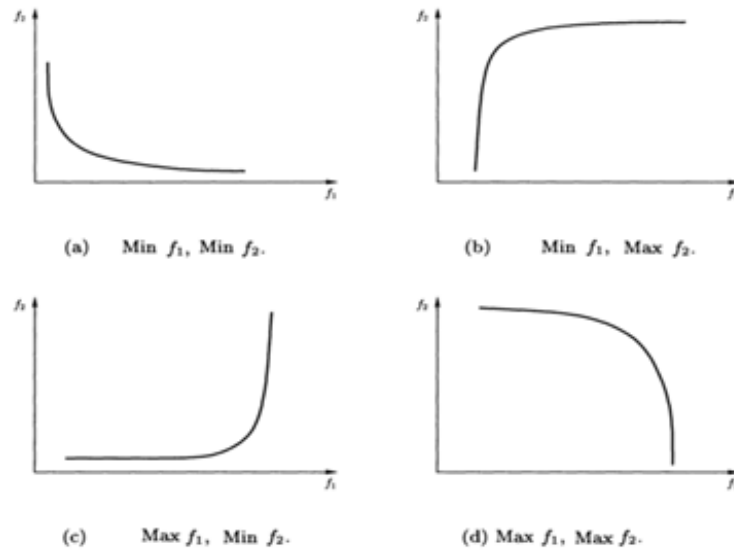


FIGURE 2.3 – Formes usuelles des fronts de Pareto de deux fonctions

Ces formes des fronts de Pareto sont conçues pour les problèmes d'optimisation multi-objectif convexes. Nous présentons dans la section suivante certaines méthodes de résolution permettant d'obtenir les solutions non-dominées d'un problème multi-objectif.

2.3.6 Conditions nécessaires et suffisante de Pareto optimalité

Nous présentons d'abord les définitions suivantes :

Définitions :

Une fonction $\nu : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ est dite croissante si $\forall x, x' \in \mathbb{R}^n$ on a $x \leq x' \Rightarrow \nu(x) \leq \nu(x')$.

La fonction ν est dite strictement croissante si $\forall x, x' \in \mathbb{R}^n$ on a $x < x' \Rightarrow \nu(x) < \nu(x')$.

Elle est fortement croissante si $\forall x, x' \in \mathbb{R}^n$ on a $x \leq x'$ et $x \neq x' \Rightarrow \nu(x) < \nu(x')$.

On peut redéfinir la Pareto optimalité d'une solution réalisable par la définition suivante.

On considère la fonction $\nu : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$. Le problème suivant est dit problème scalarisé *PS*.

$$\begin{aligned} \text{Min } & \nu(F(x)) \\ & x \in X \end{aligned}$$

Théorème

Une solution x^* est dite Pareto optimale pour le problème d'optimisation multi-objectif (1) si et seulement si elle est optimale pour le problème scalarisé (*PS*) où la fonction $\nu : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ est strictement croissante.

Cette condition nécessaire devient une condition suffisante si la fonction de scalarisation ν est fortement croissante.

Théorème

Si le problème multi-objectif est convexe, on dit qu'une solution x^* est Pareto optimale s'elle est optimale pour le problème scalarisé avec une fonction ν linéaire et strictement croissante [Bokrantz et Fredriksson, 2017].

Ces définitions et théorèmes définissent et caractérisent les solutions d'un problème d'optimisation multi-objectifs, nous présentons par la suite les méthodes permettant d'obtenir ces solutions.

2.4 Méthodes de résolution des problèmes d'optimisation multi-objectifs

Plusieurs méthodes de résolution ont été proposées pour résoudre les problèmes d'optimisation multi-objectif. Le décideur intervient parfois dans le processus de résolution. On distingue ainsi trois catégories [Liefoghe, 2009].

2.4.1 Méthodes à posteriori, à priori et interactives

Dans la première catégorie des méthodes à posteriori, la prise en compte des préférences des décideurs lors de la résolution n'est pas nécessaire dans ce cas. Par ailleurs, il faut trouver et proposer au décideur un ensemble de solutions et c'est à lui de choisir celle qui lui convient et qui semble être en accord avec ces préférences. Dans le cas des méthodes

à priori, le décideur déclare ses préférences qui sont prises en pondération lors de la résolution du problème. Ce cas se traduit souvent par une transformation du problème multi-objectif original en un problème mono-objectif où les préférences sont intégrées. La catégorie des méthodes interactives est différente des précédentes. Elles consistent à coopérer entre le décideur et la méthode (où celui qui se charge de la résolution) tout au long du processus de résolution du problème. Ainsi et d'une façon itérée, le décideur intervient avec ses préférences pour les prendre en compte progressivement jusqu'à ce qu'il soit satisfait.

Telle était une classification des approches de résolution des problèmes d'optimisation multi-objectifs selon les préférences du décideur et la coopération avec le processus de résolution. Nous présentons les principales méthodes, leur principe et applications.

2.4.2 La méthode des sommes pondérées

C'est une méthode simple et naïve qui permet de transformer un problème multi-objectif MP en un problème mono-objectif PS par une sommation pondérée des fonctions à optimiser [zadeh, 1963]. On associe à chaque critère un coefficient de pondération et le problème MP devient :

$$\begin{aligned} \text{Min } F(x) &= \sum_{i=1}^n \omega_i f_i(x) \\ \sum_{i=1}^n \omega_i &= 1 \\ x &\in X \end{aligned} \tag{2.2}$$

Où $x \in \mathbb{R}^n$ et w_i est le poids de pondération associé à la $i^{\text{ème}}$ fonction objectif. L'exemple suivant décrit une application de cette méthode. On considère le problème d'optimisation bi-objectif $\min_{x>0}(f_1(x), f_2(x))$ sachant que $f_1(x) = (x - 2)^2$ et $f_2(x) = (x - 3)^2$. La fonction scalaire du problème mono-objectif associé est $F(x) = w_1(x - 2)^2 + w_2(x - 3)^2$.

Puisque $\frac{dF(x)}{dx} = 2x - 4w_1 - 6w_2$ et $\frac{d^2F(x)}{dx^2} = 2$ alors le minimum de la fonction F vérifie $x^* = 2w_1 + 3w_2$. On peut donc trouver un ensemble de solutions selon différentes valeurs des poids de pondérations. La figure 4 illustre le front de Pareto du problème d'optimisation bi-objectif.

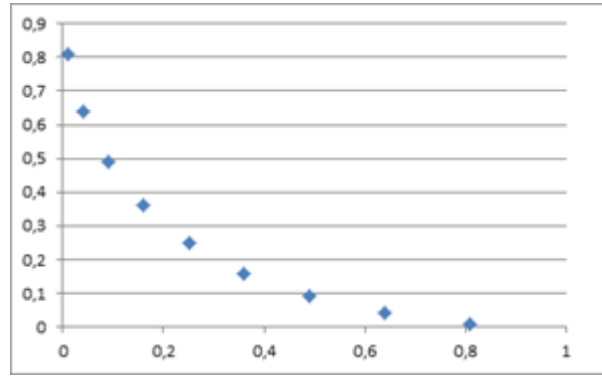


FIGURE 2.4 – Illustration de la méthodes des sommes pondérées

Chaque point de ce front de Pareto représente l'image par f_1 et f_2 de la solution obtenue par une paire de poids (w_1, w_2) . C'est une méthode très simple et efficace lorsque l'ensemble de solutions X est convexe. En revanche, au cas non convexe, elle a des limites pour trouver toutes les solutions de compromis.

Théorème

Soit $x^* \in X$ une solution optimale du problème scalarisé PS . Si $w \geq 0$ et x^* est unique alors $x^* \in X_E$.

Soit X un ensemble convexe et $f_i, i = 1, \dots, n$ des fonctions convexes. Si $x^* \in X_E$ alors $\exists w \geq 0$ tel que x^* est solution optimale du problème de scalarisation PS .

2.4.3 Méthode de ϵ -contrainte

Cette méthode permet également de transformer un problème d'optimisation multi-objectif en un problème mono-objectif. Une seule fonction est optimisée alors que les autres fonctions sont intégrées aux contraintes [Chankong et Haimes, 1983] et [Hernandez-Rodriguez, 2011]. D'où le problème MP devient sous la forme du problème P_ϵ suivant :

$$\begin{aligned}
 & \text{Min } f_i(x) \\
 & \text{s.c.} \\
 & f_j(x) \leq \epsilon_j \quad \forall j \in \{1, 2, \dots, n\} \quad i \neq j \\
 & x \in X
 \end{aligned} \tag{2.3}$$

La solution $x^* \in X$ est efficace (Pareto optimale) si seulement si $\exists \epsilon \in \mathbb{R}^p$ tel que x^* est optimale pour le problème P_ϵ .

L'exemple suivant explique le fonctionnement de cette méthode. Soit P le problème bi-objectif qui consiste à minimiser $f_1(x)$ et $f_2(x)$ sachant que $f_1(x) = (x-3)^2$, $f_2(x) = x^2$ et $X = \{x \in \mathbb{R} : x \leq 2\}$. Ce problème est transformé au problème mono-objectif suivant :

$$\begin{aligned} & \text{Min} \quad (x-3)^2 \\ & \text{s.c.} \\ & \quad x \leq 2 \\ & \quad x^2 \leq \epsilon \end{aligned}$$

Pour différentes valeurs de $\epsilon \in \{0, 1, 2, 3, 4\}$ et après avoir résolu le problème mono-objectif associé à ces valeurs de ϵ , on obtient les solutions $x \in \{0, 1, \sqrt{2}, \sqrt{3}, 2\}$ respectivement. Leurs images par la fonction F dans l'espace de fonctions nous donnent le front de Pareto décrit dans la figure 5.

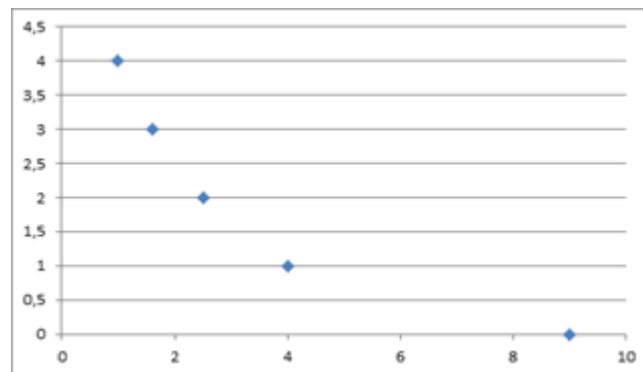


FIGURE 2.5 – Solutions non-dominées obtenues par la méthode de compromis

Cette méthode est efficace, elle est simplement manipulée indépendamment de la convexité de l'ensemble de solutions réalisables. Cependant, elle est gourmande en terme de calcul surtout si le nombre de contraintes et d'objectifs est assez large.

2.4.4 Méthode de Benson

Le principe de cette méthode est de transférer le problème multi-objectifs en un problème mono-objectif. En effet, on commence par le choix d'une solution initiale x_0 . Si cette solution est Pareto optimale on arrête, sinon on introduit une variable non négative l tel que $l_i = f_i(x_0) - f_i(x)$ et on minimise la somme. D'où le problème MP devient sous forme du problème P_B suivant :

$$\begin{aligned}
 & \text{Min} \quad \sum_{i=1}^n l_i \\
 & \text{s. c.} \\
 & \quad l_i = f_i(x_0) - f_i(x) \quad \forall i = 1, \dots, n \\
 & \quad l \geq 0 \\
 & \quad x \in X
 \end{aligned} \tag{2.4}$$

La figure 6 décrit le fonctionnement de cette méthode pour le cas bi-objectif.

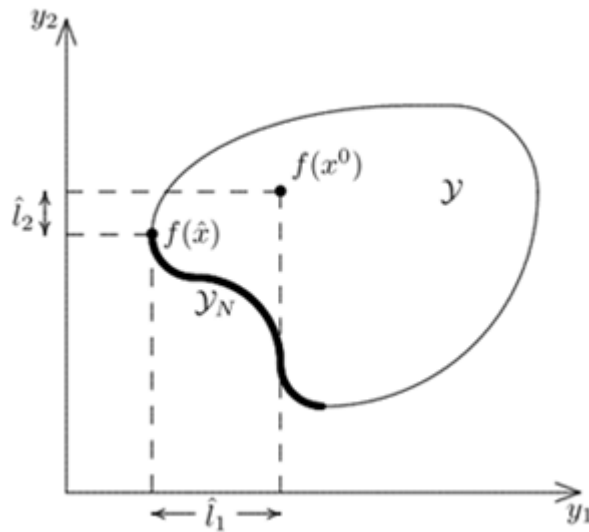


FIGURE 2.6 – Illustration de la méthode de Benson

En minimisant la somme $l_1 + l_2$ on peut trouver une solution qui domine la solution de départ et qui est efficace.

Théorème

La solution $x_0 \in X$ est efficace si et seulement si la valeur de la solution optimale du problème P_B est nulle. En effet : $\sum_{i=1}^n l_i = 0 \Leftrightarrow \forall i = 1, \dots, n \Leftrightarrow f_i(x_0) = f_i(x) \quad \forall i = 1, \dots, n$

Proposition

Si le problème P_B admet (x^*, l^*) comme solution optimale avec une valeur finie de la fonction objectif alors x^* est une solution efficace pour le problème multi-objectif MP .

2.4.5 Méthode de Min-Max

Cette méthode consiste à transformer le problème MP en un problème mono-objectif en prenant en considération les préférences du décideur. Le nouveau problème consiste à minimiser la fonction (5).

$$d(F(x)) = \left[\sum_{i=1}^n (F_i - f_i(x))^r \right]^{\frac{1}{r}} \quad (2.5)$$

Où r est finie et les F_i désignent les préférences du décideur pour chaque critère $i = 1, \dots, n$. Dans d'autres travaux, le problème est associé à la fonction objectif $d(F(x)) = \max_{i \in \{1, 2, \dots, n\}} (F_i - f_i(x))$ [Zidani, 2014]. Dans ce cas, la méthode est dite de Min-Max. La figure 7 illustre le principe de cette méthode [Farooq et lam, 2009].

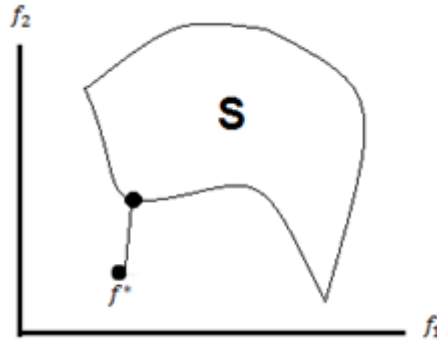


FIGURE 2.7 – Illustration de la méthode Min-Max

Cette méthode dépend fortement du point de référence choisit $(f_i)_{i \in \{1, \dots, n\}}$. Pour trouver une solution optimale, ce point doit être bien choisit.

2.4.6 Méthode lexicographique

Cette méthode consiste à minimiser successivement une série de problèmes d'optimisation mono-objectif [Collette et Siarry, 2013]. On considère par exemple un problème bi-objectif P .

$$\begin{aligned} \text{Min} \quad & (f_1(x), f_2(x)) \\ \text{s.c.} \quad & \\ & x \in X \end{aligned} \quad (2.6)$$

On procède en deux étapes. D'abord, on résout le problème P_1 et on note f_1^* la valeur

de la solution obtenu. Ensuite, on injecte la première fonction dans les contraintes et on minimise la deuxième fonction P_2 .

$$\begin{aligned}
 & \text{Min} \quad f_2(x) \\
 & \text{s.c.} \\
 & \quad f_1(x) = f_1^* \\
 & \quad x \in X
 \end{aligned} \tag{2.7}$$

Lorsque le nombre de fonction objectif $n > 2$, on répète ce processus n fois et la solution du dernier problème minimise également toutes les fonctions objectifs. L'inconvénient de cette méthode est la résolution successive de plusieurs problèmes mono-objectifs. En outre, il n'y a aucune garantie que des approches lexicographique différentes appliquées au même problème donnent la même solution.

Ces méthodes sont adaptées aux problèmes multi-objectifs vue leur habilité à déterminer des ensembles de solutions non-dominées approchées. De nombreuses méthodes ont été proposées. Nous présentons brièvement quelques approches dédiées à ces problèmes et leur adaptation aux problèmes de transport multimodal.

2.4.7 La méthode MOGA

La méthode des algorithmes génétique multi-objectif *MOGA* a été proposée par [Fonseca et Fleming, 1993] pour la résolution des problèmes d'optimisation multi-objectif. Elle se base sur le principe de dominance entre les individus de la population pour calculer leur efficacité. On associe à chaque individu de la population un rang en fonction du nombre d'individus qui le dominant. Un individu x est également caractérisé par son rang et le nombre d'individu qui le domine. À l'itération t , le rang de l'individu x est $R(x, t) = 1 + p_i(t)$ où $p_i(t)$ est le nombre d'individus qui domine l'individu x .

Concernant les individus non-dominés qui sont les solutions efficaces qu'on cherche, ils sont de rang 1. L'exemple suivant de la figure 8 illustre mieux ce principe.

Après avoir associé à chaque individu un rang, on calcule sa fitness dite également efficacité. On passe ensuite aux étapes de croisement et de mutation afin de reproduire de nouveaux individus et ainsi de suite jusqu'à la fin des itérations. Finalement, le bon front trouvé est retourné.

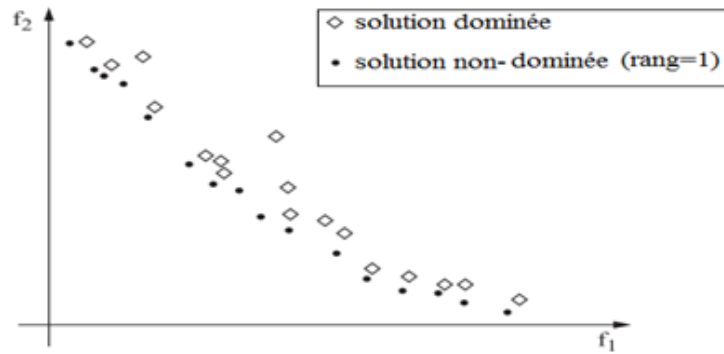


FIGURE 2.8 – Illustration du principe de dominance entre les individus

2.4.8 La méthode NSGA-II

Le principe de cette méthode est de générer une population initiale P_0 de N individus et les classer selon le principe de dominance. A chaque individu on associe une fitness ou un rang selon son niveau de dominance, les individus du premier niveau sont les meilleurs, suivis de ceux du deuxième niveau puis du troisième et ainsi de suite. Les opérations usuelles de sélection, croisement et de mutation sont utilisées pour créer également une autre population Q_t d'individus enfants de taille N . La figure 9 illustre ce principe.

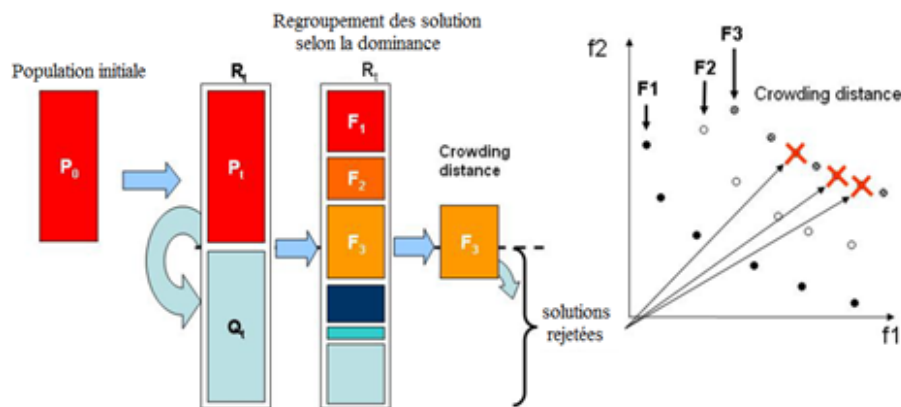


FIGURE 2.9 – Principe de la méthode NSGA-II

On compare ensuite les solutions de la population courante avec les meilleures solutions non-dominées. En effet la nouvelle et l'ancienne population sont combinées pour former une population globale de $2N$ individus $R_t = P_t \cup Q_t$. Cette population est triée selon le principe de dominance entre ses individus. Si le nombre de solutions du front (premier rang) est inférieur à la taille de la population, les individus du premier rang sont choisis, puis ceux du deuxième rang, puis le troisième et ainsi de suite jusqu'à ce que le nombre de

solutions choisies coïncide exactement avec N . Ces solutions gardées forment la nouvelle génération d'individus $P_{(t+1)}$ et le processus se répète jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit satisfait. Notons qu'on peut ajouter une étape de crowding distance pour assurer une diversité de solutions et éviter les zones denses et isolées [Deb et al, 2002]. Soit x et y deux solutions de la population. Si le rang de la solution x (x_{rang}) est plus élevé, elle est choisie. Sinon, si les rangs des deux solutions coïncident, on choisit celle qui appartienne à une zone dépeuplée ($x_{distance}$ minimale). Autrement dit :

$$x \succ y \Leftrightarrow \text{ou} \begin{cases} x_{rang} < y_{rang} \\ x_{rang} = y_{rang} \quad \text{et} \quad x_{distance} < y_{distance} \end{cases} \quad (2.8)$$

Les individus sont sélectionnés afin de compléter la nouvelle population $P_{(t+1)}$. Après, cette mise à jour, le processus est répété jusqu'à la satisfaction d'un critère d'arrêt et ainsi le meilleur front de Pareto approché est retourné.

2.4.9 La méthode MOSA (recuit simulé multi-objectif)

La version multi-objectif du recuit simulé a été proposée par [Ulungu et al. 1999]. D'une manière similaire au cas mono-objectif, les meilleures solutions voisines des solutions courantes sont acceptées. En revanche, si les solutions voisines n'améliorent pas les solutions courantes, elles peuvent être acceptées selon des probabilités de tolérance.

Soit x_t une solution courante obtenue à l'itération t , y la nouvelle solution voisine et f_k la $k^{ième}$ fonction objectif. On calcule $\Delta f_k = f_k(y) - f_k(x_t)$. Alors la probabilité d'accepter une nouvelle solution pour la fonction objectif k est définie par (9) où T_t est la température à l'itération t .

$$\pi_k = \begin{cases} \exp\left(-\frac{\Delta f_k}{T_t}\right) & \text{si } \Delta f_k > 0 \\ 1 & \text{si } \Delta f_k \leq 0 \end{cases} \quad (2.9)$$

Comme le problème est multi-objectif et pour prendre en considération toutes les probabilités d'acceptation de nouvelles solutions, on les fusionne en une seule formule (10).

$$\pi_\lambda = \prod_{k=1}^n (\pi_k)^{\lambda_k} \quad (2.10)$$

Le paramètre λ représente des poids de préférence associés aux fonctions objectifs. D'autres travaux utilisent la formule (11).

$$\pi_\lambda = \min_{k=1,\dots,n} (\pi_k)^{\lambda_k} \quad (2.11)$$

Une fois la mise à jour est faite, cette démarche se répète jusqu'à la satisfaction du critère d'arrêt. Ainsi, la meilleure solution est retournée.

2.4.10 Essaims de particules multi-objectif (MPSO)

La méthode d'essaims de particules (*PSO*) a été introduite pour la première fois par [Eberhat et Kennedy, 1995], elle a été appliquée sur plusieurs problèmes d'optimisation. La méthode *PSO* consiste à générer un ensemble de particules (solutions) et effectuer des mises à jour successives afin de trouver l'optimum ou au pire des cas une meilleure solution approchée.

Chaque solution réalisable (particule) est caractérisée par sa position x et sa vitesse v . Ces deux paramètres sont modifiés à chaque itération t par les formules suivantes :

$$\begin{aligned} v_{t+1}^i &= \omega \cdot v_t^i + \phi_1 \cdot \rho_1 \cdot (P_{ib} - x_i) + \phi_2 \cdot \rho_2 \cdot (P_{gb} - x_i) \\ x_{t+1} &= x_t + v_{t+1} \end{aligned} \quad (2.12)$$

Où P_{ib} et P_{gb} désignent respectivement la meilleure solution trouvée par la particule i et la meilleure solution globale dans l'ensemble de toutes les particules. ϕ_1 et ϕ_2 sont des pondérations associées respectivement aux P_{ib} et P_{gb} alors que ρ_1 et ρ_2 sont des paramètres choisis aléatoirement dans l'intervalle $[0, 1]$.

Dans le cas multi-objectif, la position P_{ib} représente la meilleure solution trouvée par la $i^{ième}$ particule alors que P_{gb} représente l'une des solutions non-dominées de la population. La figure 10 décrit le fonctionnement de cette méthode.

A chaque itération et après la mise à jour des particules, les solutions sont classées selon leur rang en utilisant le principe de dominance. Ainsi, de proche en proche jusqu'à la fin des itérations, le meilleur front de Pareto approché est retourné.

Dans cette section nous n'avons mis l'accent que sur quelques principales méthodes d'optimisation multi-objectif. Néanmoins, la littérature est riche d'autres approches. Nous

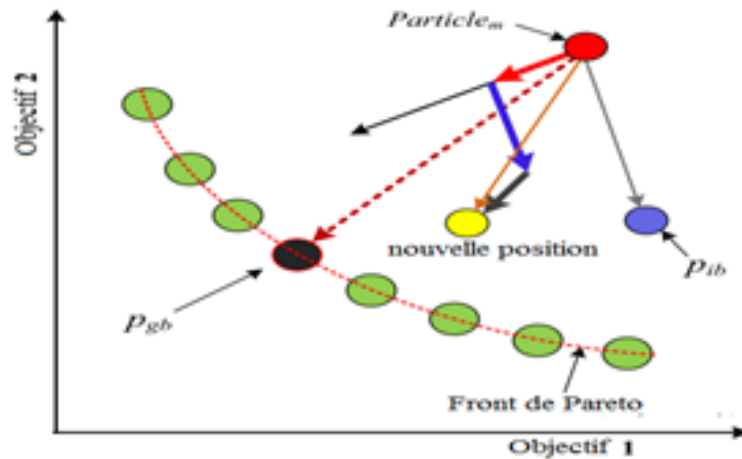


FIGURE 2.10 – Illustration de la méthode PSO multi-objectifs

referons le lecteur au [Collette et Siarry, 2013] pour une description détaillée sur d'autres méthodes dédiées à ce type de problèmes. Ces notions seront exploitées dans les sections suivantes lors de la modélisation et la résolution du problème de transport multimodal multi-objectif des produits agricoles de notre pays vers les clients européens.

2.5 Modélisation du transport multimodal multi-objectif des produits agricoles vers l'Europe

On reprend la problématique étudiée dans ce chapitre. Il s'agit de l'exportation des produits agricoles marocains vers l'Europe. On considère un réseau de transport qui se compose de quatre ensembles. Un ensemble S de site de productions au Maroc, un ensemble H qui représente des ports marocains, un ensemble T qui désigne les ports de la région de destination et finalement un ensemble C pour des clients européens. La figure 11 illustre un simple exemple.

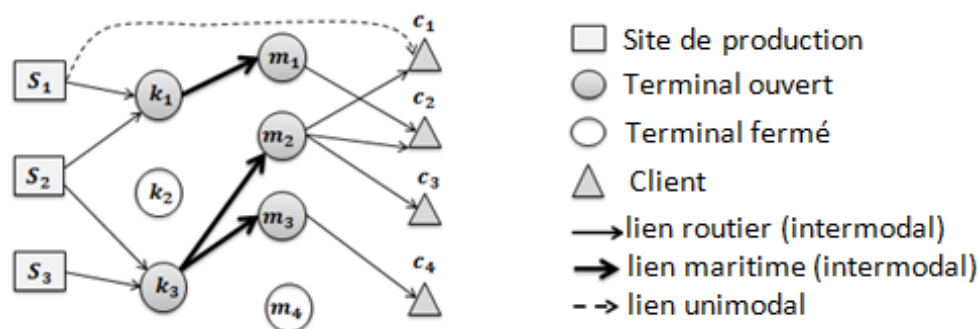


FIGURE 2.11 – Exemple d'un réseau de transport intermodal

Pour exporter les produits agricoles des sites de production marocains vers les clients européens, les unités peuvent être acheminées par un seul mode directement en utilisant des services door-to-door. Le lien S_1-C_1 représente un exemple de ce choix. Les unités peuvent également être transportées intermodalement par combinaison de deux modes. En effet, on les achemine à partir des sites de production $i \in S$ vers des ports marocains $k \in H$ par mode routier, puis vers un port dans la zone de destination $m \in T$ par mode maritime et finalement vers le client final $j \in C$ par mode routier. Le chemin $S_2 - K_3 - m_3 - C_4$ représente un exemple de ce choix.

Chaque site de production i a une capacité limitée Cap_i et chaque client a une demande Dem_j . Elles sont les deux mesurées par unités (unité=conteneur). Les clients préfèrent recevoir leurs demandes avant une date au plus tard L_j après laquelle toute livraison est refusée.

Effectivement, les modes de transport marquent parfois quelques retards et ne peuvent pas arriver au client sous aucune condition. Ce n'est pas du tout logique d'annuler les livraisons alors qu'elles sont en route ou en cas du besoin de quelques minutes voire quelques heures pour les satisfaire. C'est pourquoi, un temps supplémentaire dit « overtime » est alloué pour que le client reçoive sa commande.

Pour l'acheminement direct, un coût c_{ij} et un temps de transport t_{ij} sont considérés ; alors que l'acheminement intermodal exige un coût de transport c_{ij}^{km} et un temps t_{ij}^{km} pour le transport de i à j via les terminaux k et m .

Le modèle que nous avons proposé répond à trois questions : quels modes à utiliser pour exporter les produits agricoles ? Quels ports à utiliser en cas d'intermodalité ? Et quelles quantités des produits à transporter de chaque site de production vers chaque client ? La meilleure solution est celle qui répond à ces questions en minimisant à la fois le coût de transport et l'overtime, en satisfaisant les demandes des clients et en prenant en considération leur fenêtre de temps ainsi que la qualité des produits.

2.5.1 Modèle bi-objectif proposé

L'objectif est de minimiser simultanément le coût total d'exportation et de minimiser également l'overtime maximal. Les données du problème sont supposées nominales et connues à l'avance. Le tableau 1 présente leurs notations avec explication.

TABLE 2.1 – Notations des données utilisées dans le modèle

Notation	Définition
S	Ensemble de sites de production
H	Ensemble de terminaux dans la région d'origine
T	Ensemble de terminaux dans la région de destination
C	Ensemble de clients
c_{ij}	Coût de transport direct entre l'origine i et la destination j
t_{ij}	Temps de transport direct entre l'origine i et la destination j
Cap_i	Capacité du site de production i
Dem_j	Demande du client j
c_{ij}^{km}	Coût de transport intermodal entre l'origine i et la destination j via les terminaux k et m
t_{ij}^{km}	Temps de transport intermodal entre l'origine i et la destination j via les terminaux k et m
TW_j	Date limite de livraison proposée par le client j
DW_j	Le retard maximal permis par le client j
DV	La durée de vie (lifetime) du produit exporté
w_{ij}	Variable de décision binaire qui vaut 1 si le produit est transporté directement de i à j ; et 0 sinon.
x_{ij}^{km}	Variable de décision binaire qui vaut 1 si le produit est transporté intermodalement de i à j via les terminaux k et m ; et 0 sinon.
X_{ij}	Une variable qui représente le nombre d'unités à transporter du site de production i vers le client j

La première fonction objectif (13) consiste à minimiser le coût total du transport des produits.

$$Min \sum_{i \in S, j \in C} \phi_{ij} \cdot X_{ij} \quad (2.13)$$

Le coût de transport entre un site de production $i \in S$ et un client $j \in C$ peut-être unimodal ou intermodal via une paire de terminaux (k, m) . Ce coût peut être calculé sous forme de l'égalité suivante.

$$\phi_{ij} = \sum_{k \in H, m \in T} c_{ij}^{km} \cdot x_{ij}^{km} + c_{ij} \cdot w_{ij} \quad (2.14)$$

La deuxième fonction objectif (15) consiste à minimiser l'overtime maximal pour recevoir les produits demandés avec le temps supplémentaire le plus minimal possible.

$$\text{Min max}_{j \in C} OT_j \quad (2.15)$$

Notons que l'overtime associé à un client $j \in C$ peut être défini par la formule suivante.

$$OT_j = \max_{i \in S} \left(0, \sum_{k \in H, m \in T} t_{ij}^{km} \cdot x_{ij}^{km} + t_{ij} \cdot w_{ij} - TW_j \right) \quad \forall j \in C \quad (2.16)$$

La première contrainte (17) permet de prendre en considération la capacité limitée du site de production.

$$\sum_{j \in C} X_{ij} \leq \text{Cap}_i \quad \forall i \in S \quad (2.17)$$

La contrainte (18) permet de satisfaire la demande de chaque client.

$$\sum_{i \in S} X_{ij} = \text{Dem}_j \quad \forall j \in C \quad (2.18)$$

La contrainte (19) assure le transport des produits entre chaque site de production et chaque client par un lien au plus.

Si le produit est transporté directement du site de production i vers le client j alors $w_{ij} = 1$ et $x_{ij}^{km} = 0$. Si l'acheminement est assuré intermodalement via des terminaux (k, m) alors $w_{ij} = 0$ et $x_{ij}^{km} = 1$. Or, le site de production i peut ne rien livrer au client j et ce dernier satisfait ses demandes par les produits d'une partie de l'ensemble des sites de production. Ceci implique que des liens directes et intermodaux peuvent ne pas être utilisés ($w_{ij} = 0$ et $x_{ij}^{km} = 0$) entre deux paires origine–destination (i, j) .

$$\sum_{k \in H, m \in T} x_{ij}^{km} + w_{ij} \leq 1 \quad \forall i \in S \quad \forall j \in C \quad (2.19)$$

Les contraintes (20) et (21) relient les variables de décision. Lorsque aucun lien uni-modal ou intermodal n'est pas utilisé entre un site i et un client j alors aucun flux de marchandise n'est acheminé entre les deux côtés d'après les contraintes (20). La réciproque est également vraie et assurée par la contrainte (21) Où M est un nombre assez grand.

$$X_{ij} \leq M. \left(\sum_{k \in H, m \in T} x_{ij}^{km} + w_{ij} \right) \quad \forall i \in S \quad \forall j \in C \quad (2.20)$$

$$\left(\sum_{k \in H, m \in T} x_{ij}^{km} + w_{ij} \right) \leq X_{ij} \quad \forall i \in S \quad \forall j \in C \quad (2.21)$$

La contrainte (22) permet de restreindre l’overtime. Le temps supplémentaire permis pour les modes du transport pour réussir la livraison entre l’origine et destination (i, j) doit être limité.

$$\sum_{k \in H, m \in T} t_{ij}^{km} \cdot x_{ij}^{km} + t_{ij} \cdot w_{ij} - TW_j \leq DW_j \quad \forall i \in S \quad \forall j \in C \quad (2.22)$$

La contrainte (23) permet de prendre en considération la qualité du produit agricole transporté. En fait, les produits agricoles sont frais une fois cueillis, leurs durées de vie sont limitées et leurs qualités se dégradent au cours du temps. La dégradation de la qualité des produits exportés dépend de plusieurs facteurs à savoir la distance parcourue et le temps total de transport [Ramos et al 2013]. Ils ont un effet direct sur la maturité, la fraîcheur, la couleur, la taille, la saveur et la quantité de l’eau. Ces critères ont un temps limité après lequel le produit ne sera plus consommable.

Les contraintes suivantes assurent que le temps total d’acheminement du produit agricole, depuis son départ des sites de production jusqu’à l’arrivée au client, ne doit pas dépasser sa durée de vie.

$$\sum_{k \in H, m \in T} (t_{ij}^{km} \cdot x_{ij}^{km} + t_{ij} \cdot w_{ij}) \leq DV \quad \forall i \in S \quad \forall j \in C \quad (2.23)$$

La contrainte (24) définit les variables de décision du problème.

$$X_{ij} \geq 0, \quad x_{ij}^{km} \in \{0, 1\}, \quad w_{ij} \in \{0, 1\} \quad \forall i \in S, k \in H, m \in T, j \in C \quad (2.24)$$

Le modèle que nous avons proposé est un modèle bi-objectif à variables mixtes. À notre connaissance, l’idée de cette problématique est originale et n’a pas été présentée dans la littérature. C’est un nouveau modèle auquel on n’a pas trouvé d’instances disponibles pour le valider.

2.5.2 Instances générées aléatoirement

Nous rappelons que l'un de nos objectifs est d'appliquer le modèle sur un réseau réel Maroc–Europe. Cependant, nous préférons d'abord le tester sur des benchmarks que nous avons générés aléatoirement. Ces instances ont été construites en considérant un nombre de site de production, un nombre de terminaux d'origine et de destination et un nombre de clients. Leurs coordonnées sont générées dans l'espace euclidien entre $(0, 0)$ et $(2000, 2000)$. Alors que les capacités des sites de production et les demandes des clients sont prises respectivement dans les intervalles $[0, 200]$ et $[0, 300]$. Les coûts et les temps du transport unimodal et intermodal sont calculés en fonction des distances selon la méthode de [Lin et al. 2014].

Finalement les dates de livraison au plus tard L_j du client $j \in C$ sont générés aléatoirement dans l'intervalle $[Lmin_j, Lmax_j]$ sachant que $Lmin_j$ désigne le temps de transport entre le client j et le site de production le plus proche, et $Lmax_j$ représente le temps de transport entre ce client et le site de production le plus loin.

2.5.3 Comparaison avec les modèles de la littérature

Dans la suite, nous éclaircirons certains points de similitudes et de différences entre la problématique de ce chapitre et les variantes abordées par la communauté scientifique. Nous présentons dans le tableau 2 quelques travaux classifiés selon les modes utilisés, les objectifs visés, les méthodes de résolution adaptées et la nature des contraintes.

On constate que le mode de transport routier demeure un mode très compétitif qui couvre une part intéressante du fret. Ce constat a des raisons ; c'est un mode caractérisé par un nombre réduit d'intermédiaires et qui se base sur une infrastructure globalement connectée. Ceci justifie peut-être la prise en compte de ce mode dans la plupart des travaux. Le mode maritime et le mode ferroviaire font également parties des modes les plus utilisés. En revanche, le mode aérien est moins considéré. Mais souvent la nature du réseau étudié qui exige d'utiliser des modes et de négliger d'autres.

Quant aux fonctions objectifs, les différents travaux, y compris les nôtres, s'intéressent tous à la minimisation des coûts de transport. Parfois, d'autres objectifs sont considérés à savoir le temps de transport, les risques et la minimisation des émissions de gaz à effet de serre. Cependant, les variantes multi-objectif sont évidemment rares. C'est une piste de contribution que nous avons suivie dans ce chapitre.

TABLE 2.2 – Comparaison avec des travaux de la littérature

	Modes				Fonctions			Méthodes					
	Routier	Maritime	Ferroviaire	Aérien	Coût	Temps	CO2	Heuristique	Exact	Metaheuristique	Solveur	CFT	CQP
Choong et al. 2002	*	*	*		*						*		
Arnold et al. 2004	*		*		*					*			
Erera et al. 2005	*	*	*		*						*	*	
Groothedde et al. 2005	*	*			*					*		*	
Chang, 2008	*	*	*	*	*	*				*		*	
Limbourg et al. 2009	*	*	*		*					*			
Ishfaq et Sox, 2010	*		*	*	*					*		*	
Sawadogo et al. 2012	*	*	*	*	*	*	*	*		*			
Cho et al. 2012	*	*	*	*	*	*						*	
Meng et Wang, 2011	*	*	*		*					*		*	
Sörensen et al. 2012	*		*		*					*			
Bierwirth et al. 2012	*		*		*						*		
Verma et al. 2012	*		*		*			*		*		*	
Alumur et al. 2012	*			*	*						*	*	
Meisel et al. 2013	*		*		*		*		*	*			
Lin et al. 2014	*		*		*					*			
Etemadnia et al. 2015	*			*	*						*		
Lam and Gu 2016	*	*	*		*	*				*	*		
Abbassi et al. 2017	*	*			*	*				*		*	*

CFT : Contraintes de fenêtre de temps - CQP : Contraintes de qualité du produit

En outre, les contraintes sur la qualité des produits que nous avons introduites dans ce chapitre n'ont pas été considérées dans les travaux de la littérature, à notre connaissance. Quant aux approches de résolution, les solveurs et les méthodes exactes ont été moins concernés. Cependant, les métaheuristiques ont beaucoup plus attiré l'attention des chercheurs pour résoudre leurs problèmes de transport multimodal. A notre tour, nous nous sommes focalisés sur ces méthodes et nous avons proposé deux approches de ce type. Elles seront présentées dans la section suivante.

2.6 Étude comparative de deux approches de résolution proposées

Nous proposons dans cette section deux approches de résolution que nous avons développées pour résoudre le problème d'optimisation bi-objectif de la section précédente. La première est la méthode hybride NSGA-II alors que la deuxième est la méthode Grasp avec recherche locale itérée. Nous décrivons d'abord le codage que nous avons utilisé.

2.6.1 Représentation des solutions

Différemment aux codages utilisés dans la littérature, nous avons représenté les individus par trois parties (Px , Pw , PX). La première partie Px représente les liens intermodaux. C'est une matrice de quatre lignes associées respectivement aux indices des quatre ensembles du réseau. Le nombre de colonnes est la multiplication des nombres de clients et des sites de production. La première ligne représente les sites de production, la deuxième et la troisième lignes décrivent respectivement les terminaux d'origine et de destination alors que la dernière ligne représente les clients. Les liens intermodaux de l'exemple de la figure 12 sont décrits par la partie (A).

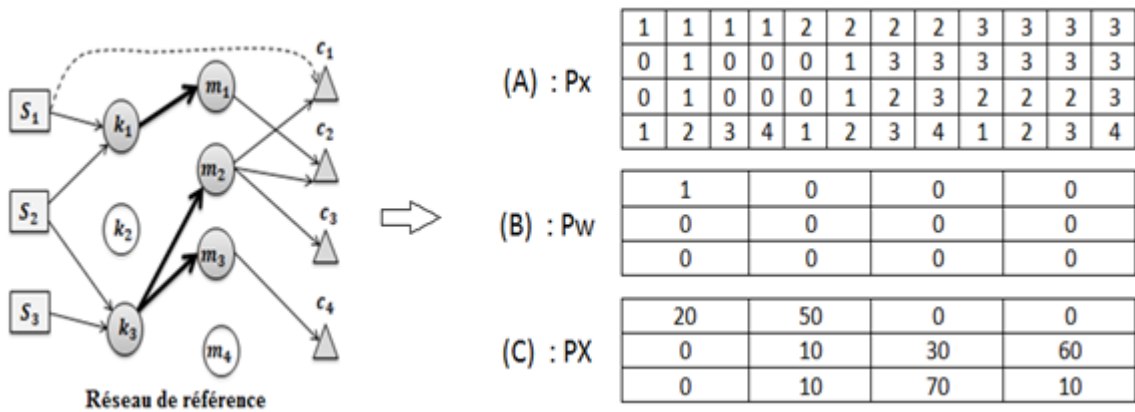


FIGURE 2.12 – Illustration du codage proposé

La deuxième partie Pw qui représente les liens unimodaux est une matrice à deux dimensions. Le nombre de lignes et le nombre de colonnes sont respectivement les nombres de sites de production et de clients. Les liens directs (unimodaux) du réseau de la figure 12 sont décrits par la partie (B).

La troisième partie PX qui représente les quantités des produits à transporter entre

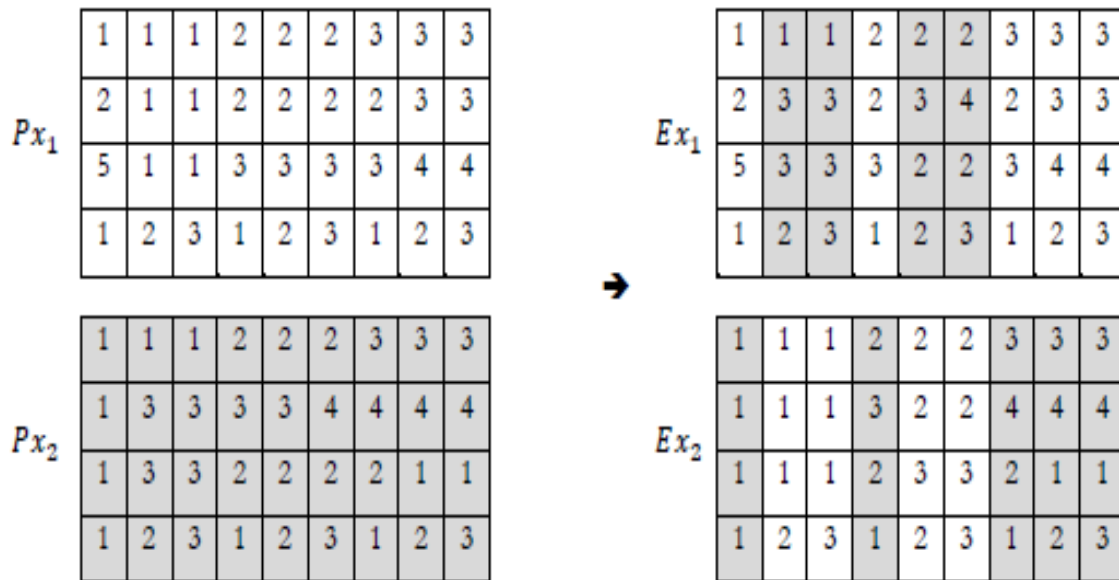
les sites de production et les clients est une matrice ayant la même taille de Pw . On suppose que chaque site de production de l'exemple de la figure 12 a une capacité limitée de 100 unités et que les quatre clients ont respectivement les demandes suivantes : $\{20, 70, 100, 70\}$. La partie PX de cette solution est décrite par la partie (C) de la figure 12.

2.6.2 La méthode NSGA-II Hybride proposée

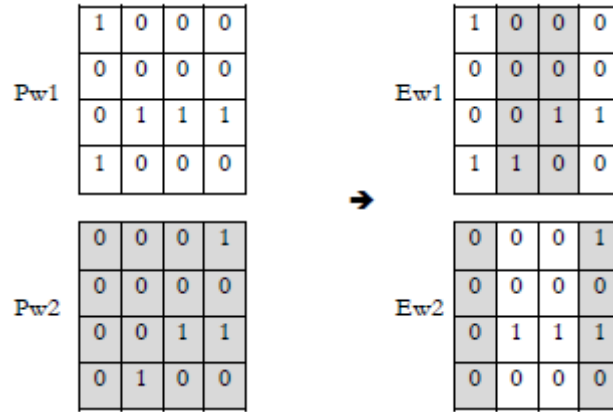
Pour appliquer la méthode *NSGA-II* et l'améliorer encore, nous avons généré une population de N individus et utilisé à chaque itération les opérateurs de la sélection, du croisement et de la mutation tant qu'un critère d'arrêt n'est pas vérifié. Les solutions sont groupées en différents niveaux selon le critère de dominance.

2.6.2.1 Croisement

Vu que chaque individu est représenté par trois parties (Px, Pw, PX), le croisement que nous avons utilisé est également fait en trois étapes. Le premier est un croisement de deux parties Px de deux individus parents Px_1 et Px_2 . Les individus enfants Ex_1 et Ex_2 sont le résultat de ce croisement.



Le deuxième croisement est appliqué sur la partie Pw de deux individus parents. Un point de croisement a été choisi aléatoirement pour changer les liens unimodaux ; ceci est illustré dans l'exemple suivant :



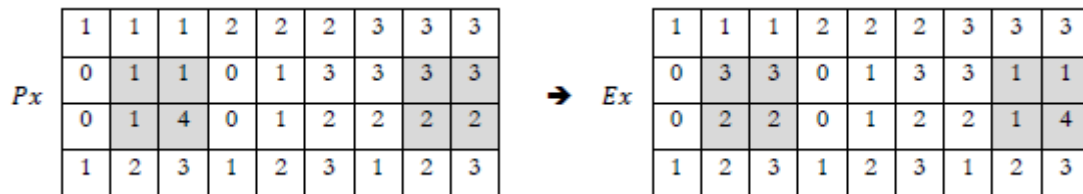
La troisième étape du croisement concerne la partie PX qui représente les flux transportés de deux individus PX_1 et PX_2 ; les individus enfants EX_1 et EX_2 sont générés comme des barycentres.

$$EX_1 = \alpha.PX_1 + (1 - \alpha).PX_2 \quad \text{et} \quad EX_2 = (1 - \alpha).PX_1 + \alpha.PX_2$$

Où $\alpha \in [0, 1]$ est généré aléatoirement.

2.6.2.2 Mutation

Cette opération permet de construire de nouveaux individus et d'explorer l'espace de recherche. Un individu est choisi aléatoirement avec ses trois composantes (Px , Pw , PX). La mutation de la première partie est réalisée en permutant certains gènes; deux blocs différents sont choisis et leurs contenus sont permutés. L'exemple suivant illustre cette étape.



La mutation de la partie Pw est effectuée de la même manière alors que la partie PX reproduit une autre partie EX comme suit :

$$EX_1^i = \alpha.PX_1^i + (1 - \alpha).PX_2^j \quad \text{et} \quad EX_2^j = (1 - \alpha).PX_1^i + \alpha.PX_2^j$$

Où $\alpha \in [0, 1]$ est généré aléatoirement, alors que i et j représentent deux différentes positions.

2.6.2.3 Heuristiques

Pour assurer encore une diversification, nous avons utilisé des heuristiques de recherche locale. Nous avons procédé en deux étapes. La première heuristique H_1 permet de relocaliser les terminaux. L'ensemble de terminaux est séparé en deux sous ensemble disjoints U et F qui contiennent respectivement les terminaux ouverts et fermés. Les éléments de ces sous ensembles sont permutés en s'assurant également de la réalisabilité de la nouvelle solution. Pour illustrer cette heuristique, les terminaux k_1 et m_3 remplacent respectivement les terminaux k_2 et m_4 dans l'exemple suivant.

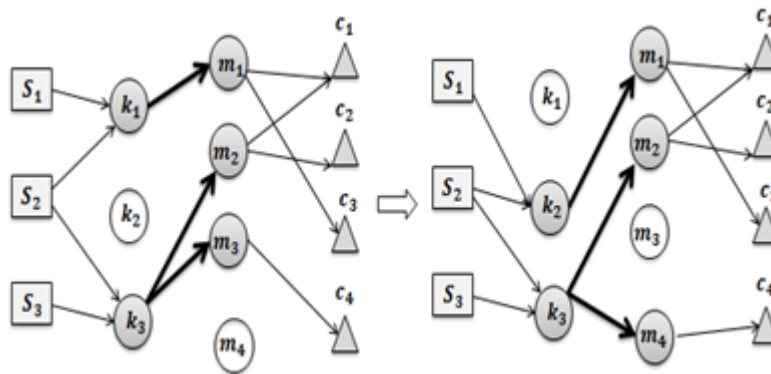


FIGURE 2.13 – Heuristique H1 proposée

Cette heuristique permet d'élaborer d'autres décisions sur le choix de terminaux. La deuxième heuristique H_2 consiste à modifier les trajets en gardant la même liste de terminaux utilisés dans la solution courante. On peut par exemple choisir deux sites de production et permuter leurs trajets et leurs flux acheminés vers un client. C'est illustré dans l'exemple suivant pour les sites S_1 et S_3 .

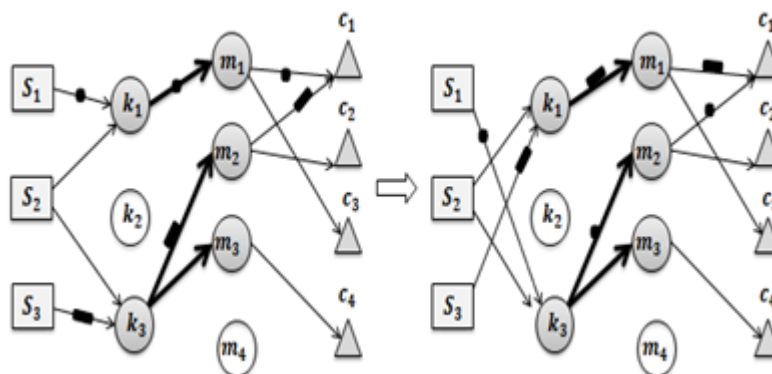


FIGURE 2.14 – Heuristique H2 proposée

Les étapes générales de la méthode hybride proposée *HNSGA-II* sont détaillées dans l'Algorithme 1.

Algorithme 1 : Hybrid Non-dominated Sorting Genetic Algorithm (HNSGA)

```
1 Générer une population initiale de  $N_{ind}$  individus
2  $t = 0$ 
3 while ( $t \leq N_{itermax}$ )
4     Sélection de  $N_s$  individus pour se reproduire
5     Croisement de  $N_c$  individus
6     Mutation de  $N_m$  individus
7     Garder les meilleures solutions de la population
8     Pour (chaque solution  $S$  de la population courante)
9          $S' = \text{Heuristic 1}(S)$ 
10         $S'' = \text{Heuristic 2}(S')$ 
11        si la solution  $S$  est dominée par la nouvelle solution  $S''$ 
12            Update( $S; S''$ )
13        Fin si
14    Fin pour
15    Evaluation des individus
16    Grouper les solutions en différents niveaux selon le principe de dominance
17     $t = t + 1$ 
18 Fin while
19 Retourner les meilleures solutions de Pareto
```

Nous présentons par la suite la seconde approche proposée. C'est une version multi-objectif de la méthode Grasp avec des recherches locales itérées Grasp-ILS.

2.6.3 Approche de résolution Grasp-ILS proposée

La méthode Graps présentée par [Eberhart et Kennedy, 1995] a été utilisée pour résoudre plusieurs problèmes d'optimisation combinatoires [Bierwirth et al. 2017] et [Hamidi et al. 2014].

L'idée est de proposer une version multi-objectif de cette méthode afin de résoudre le problème étudié. On génère d'abord un ensemble de solutions réalisables. Ensuite, on introduit la recherche locale *LS* qui se base sur les procédures : *Terminal-Open*, *Path-swap*, *Mode-swap* et *Integer-Local-search*, les étapes générales suivies par cette méthode que nous avons proposée sont illustrées dans l'Algorithme 2.

Algorithme 2 : La méthode GRASP-ILS

```

1   $F^* = \infty$ 
2   $iter_G = 0$ 
3  Générer une liste de solutions réalisables  $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ 
4   $S^* = S$ ,  $F^* = f(S)$ 
5  while ( $iter_G \leq iter_{Gmax}$ )
6       $iter_G = iter_G + 1$ 
7      Pour chaque solution de la population  $S_i \in S$ 
8           $iter_L = 0$ 
9           $\bar{S}_i = S_i$ 
10         while ( $iter_L \leq iter_{Lmax}$ )
11              $\bar{S}_i = LS(\bar{S}_i)$ 
12             si ( $S_i$  est dominée par  $\bar{S}_i$ )
13                  $S_i = \bar{S}_i$ 
14             fin si
15              $iter_L = iter_L + 1$ 
16         fin while
17     fin Pour
18      $S^* = S$ 
19      $F^* = F(S)$ 
20     Grouper les solutions en différents niveaux selon le principe de dominance
21 fin while
22 Retourner les meilleures solutions de Pareto

```

Les quatre heuristiques introduites sont définies comme suit :

Termial-open : elle consiste à sélectionner certains terminaux fermés pour remplacer d'autres ouverts. C'est une étape similaire à l'heuristique H_1 de la méthode précédente.

Path-swap : elle consiste à choisir deux liens origine-destination et de permuter les trajets qui les relient. L'heuristique H_2 représente cette procédure.

Mode-swap : on choisit un lien origine-destination et on permute les liens unimodaux et intermodaux qui le relient.

Integer-local-search : elle consiste à modifier les flux acheminés par deux sites de production vers un client. Par exemple, soient X_{11} et X_{31} les flux de produits transportés respectivement du premier et troisième site de production vers le premier client. Ces deux flux sont modifiés comme suit :

$$X_{11}^{new} \leftarrow rand(X_{11} + X_{31}) \quad \text{et} \quad X_{31}^{new} \leftarrow X_{11} + X_{31} - X_{11}^{new}$$

Les quarte heuristiques utilisées assurent la satisfaction des contraintes liées aux demandes des clients. Cependant, la satisfaction des capacités des nœuds concernés doit être prise en considération. Si la nouvelle solution trouvée par la recherche locale est meilleure, une mise à jour locale modifie la solution courante. En outre, on applique le principe de dominance pour regrouper les solutions en différents niveaux et faire ensuite une mise à jours globale des solutions non-dominées. Après avoir atteint un nombre maximal d'itérations, le meilleur front de Pareto est retourné.

2.6.4 Effets des paramètres de l'algorithme

Pour assurer une implémentation efficace et optimiser la performance des approches de résolution, il vaut mieux de bien choisir les paramètres. Plusieurs méthodes peuvent être utilisées pour optimiser ce choix. La méthode de Taguchi [Pillet, 1997] qui permet d'analyser l'effet de plusieurs paramètres par des plans d'expériences ; le logiciel Minitab est l'un des outils qui facilite cette étude sous forme des représentations graphiques. Elle a été utilisée par [Abbassi et al. 2016] et [Messaoud, 2016]. Elle est efficace lorsque le nombre de paramètres est assez large. En revanche, la méthode classique consiste à lancer les algorithmes plusieurs fois et avec différents paramètres et de garder les meilleures solutions et les bons paramètres associés. C'est la méthode que nous avons appliquée dans cette étude puisque nous n'avons ciblé que deux paramètres. Bien qu'elle soit lente puisqu'elle exige le test de l'approche plusieurs fois, elle est efficace en termes de résultats. Quant à l'approche hybride *HNSGA-II* et l'approche classique *NSGA*, nous avons fixé quelques valeurs pour les opérateurs de croisement et de mutation afin de déterminer lesquels qui sont efficaces. Les valeurs de ces paramètres sont présentées dans le tableau 3.

TABLE 2.3 – Paramètres de croisement et de mutation étudiés

	Notation	Valeur 1	Valeur 2	Valeur 3
Coefficient de croisement	Cr	0.3	0.6	0.8
Coefficients de mutation	Mt	0.1	0.3	0.5

Avant d'aborder le modèle multi-objectif proposé, nous avons d'abord effectué cette analyse sur les deux problèmes mono-objectif avec fonction coût et fonction over-time. Le nombre maximal d'itérations est fixé à 100 et la taille des populations est de 100 individus.

Les meilleures valeurs des paramètres permettant d'obtenir les meilleures solutions sont présentées dans le tableau 4.

TABLE 2.4 – Valeurs des paramètres associés aux meilleures solutions

	Coût						Overtime					
	PM1		PM2		PM3		PM1		PM2		PM3	
	Cr	Mt	Cr	Mt	Cr	Mt	Cr	Mt	Cr	Mt	Cr	Mt
1	0.3	0.1	0.3	0.1	-	-	0.3	0.1	0.3	0.1	-	-
2	0.3	0.5	0.7	0.5	-	-	0.3	0.5	0.3	0.3	-	-
3	0.7	0.5	0.7	0.5	-	-	0.3	0.5	0.3	0.5	-	-
4	0.7	0.5	0.5	0.3	-	-	0.5	0.1	0.3	0.5	-	-
5	0.5	0.3	0.5	0.5	-	-	0.5	0.3	0.3	0.1	-	-
6	0.3	0.5	0.3	0.5	-	-	0.5	0.3	0.3	0.1	-	-
7	0.7	0.5	0.3	0.5	-	-	0.5	0.5	0.3	0.1	-	-
8	0.5	0.5	0.5	0.3	-	-	0.3	0.1	0.3	0.1	-	-
9	0.5	0.5	0.7	0.5	-	-	0.7	0.3	0.3	0.1	-	-
10	0.3	0.3	0.3	0.1	-	-	0.3	0.5	0.3	0.1	-	-
11	0.5	0.5	0.7	0.5	-	-	0.3	0.3	0.3	0.1	-	-
12	0.7	0.5	0.7	0.5	-	-	0.7	0.5	0.3	0.1	-	-
13	0.7	0.5	0.7	0.1	-	-	0.3	0.1	0.3	0.1	-	-
14	0.7	0.5	0.7	0.5	-	-	0.5	0.3	0.3	0.1	-	-

PM 1 : NSGA-II , PM 2 : HNSGA-II , PM 3 : GRASP-ILS

On peut clairement constater que l'efficacité des approches et la qualité des résultats dépend du choix des paramètres. En outre, les différentes instances testées ne sont pas forcément associées à une même et unique valeur des paramètres. En d'autres termes, il est indispensable d'associer à chaque instance son propre et convenable "meilleur paramètre" pour la résoudre efficacement même si l'approche de résolution est la même.

La méthode *Grasp - ILS* proposée n'a rien à voir avec les opérateurs de croisement et mutation ; ils ne font pas partie de l'algorithme 2. La version classique de cette approche a l'avantage de ne dépendre que du nombre maximal d'itérations, que nous avons supposé fixe [Duhamel et al. 2010]. En plus, la méthode hybride proposée exige des valeurs minimales pour les paramètres de croisement et de mutation pour obtenir les meilleures solutions en comparaison avec la méthode *NSGA-II*, surtout pour les petites instances.

Les valeurs des meilleures solutions obtenues par les différentes approches sont présentées dans le tableau 5.

TABLE 2.5 – Les résultats obtenus par la méthode classique NSGA-II et les approches proposées HNSGA-II et Grasp-ILS

Inst	Réseau				Modèle		Coût			Overtime		
	S	H	T	C	N_c	N_D	PM 1	PM2	PM3	PM 1	PM2	PM3
1	5	5	5	5	675	185	208826	207541	193662	12	0	0
2	10	10	10	10	10200	720	1201473	1116503	1268544	4	0	1
3	20	10	10	10	20400	1330	950327	854629	919428	4	5	4
4	30	10	10	10	30600	1940	1381143	1190567	1325595	5	1	1
5	40	10	10	10	40800	2550	1327508	1004239	1112618	2	1	1
6	10	20	10	10	20200	820	1002850	926558	983741	2	1	1
7	10	30	10	10	30200	920	970727	763818	966114	2	0	0
8	10	40	10	10	40200	1020	899671	693136	831549	0	0	0
9	10	10	20	10	20200	820	1219668	1026389	1150416	4	2	2
10	10	10	30	10	30200	920	890237	683089	817201	0	0	0
11	10	10	40	10	40200	1020	986090	838804	962318	0	0	0
12	10	10	10	20	20400	1330	2436929	2007116	2227321	6	4	6
13	10	10	10	30	30600	1940	4514965	3888193	4121372	5	5	5
14	10	10	10	40	40800	2550	5606904	4589579	4827404	11	9	9

PM 1 : NSGA-II , PM 2 : HNSGA-II , PM 3 : GRASP-ILS, N_c : nombre de contraintes, N_D : nombre de variables de decision

Les colonnes N_D et N_C représentent respectivement le nombre de variables de decision et le nombre de contraintes de chaque instance.

Les approches de résolution $PM1$, $PM2$ et $PM3$ désignent respectivement la méthode hybride, la méthode $NSGA - II$ et la méthode $Grasp - ILS$.

En faisant une comparaison entre ces approches, on peut constater que Grasp-ILS donne de bons résultats par rapport à ceux obtenus par la méthode $NSGA - II$. Ceci est remarqué dans la plupart d'instances que ce soit pour le premier ou le deuxième problème mono-objectif (coût ou over-time).

De même, nous pouvons remarquer que l'approche hybride $HNSGA - II$ nous a permis d'obtenir les meilleures solutions presque pour toutes les instances et a prouvé sa performance pour l'over-time et le coût de distribution.

Dans la section suivante, nous étudions la performance de ces trois approches pour résoudre le problème bi-objectif proposé.

2.6.5 Analyse comparative des solutions du problème bi-objectif

Les approches de résolution que nous avons proposées ainsi que la méthode classique *NSGA-II* ont été adaptées aux problèmes mono-objectif et au problème bi-objectif qui est effectivement notre problème principal. Avant de présenter les résultats obtenus par chaque méthode, nous définissons d'abord les critères de performance permettant de mesurer leurs efficacités ainsi que la qualité des solutions de compromis. On s'est focalisé sur quatre principaux critères [Mohammadi, 2013].

DM : le critère de diversification permet de mesurer la diversité des solutions Pareto optimales obtenues par une méthode de résolution. Il est calculé à l'aide de la formule (25).

$$DM = \sqrt{\sum_{i=1}^n (maxf_i - minf_i)^2} \quad (2.25)$$

L'algorithme ayant la valeur la plus élevée du *DM* est jugé plus performant.

MID : la distance idéale moyenne comme son nom l'indique est exactement la moyenne des distances entre le point idéal et chaque solution appartenant au front de Pareto. Elle est calculée par la formule (26).

$$MID = \sum_{i=1}^n \frac{c_i}{n} \quad (2.26)$$

Où n est le nombre de solutions non-dominées et $c_i = \|f_i - f_{ideal}\|$. L'algorithme ayant la valeur la plus minimale pour ce critère est le plus efficace.

SNS : la propagation des solutions non dominées est également un critère duquel elle dépend l'efficacité de l'approche de résolution. Lorsqu'elle donne des solutions qui permettent une diffusion plus large, la méthode est dite plus performante. Ce critère peut être calculé par la formule (27).

$$SNS = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{MID - c_i}{n - 1}} \quad (2.27)$$

POD : c'est un critère qui calcule le pourcentage de dominance d'une approche de résolution. Toutes les solutions de compromis obtenues par toutes les méthodes sont fusionnées pour construire un ensemble global de solutions. Après avoir regroupé en différents niveaux de dominance et déterminer le front de Pareto global, on calcule le pourcentage de dominance de chaque approche. Celle qui a le pourcentage le plus élevé est performante.

Le modèle que nous avons proposé est résolu par les trois approches présentées précédemment.

Elles sont testées sur 14 instances.

Dans le tableau 6, on décrit les mesures de performance de ces approches de résolution du problème bi-objectif.

TABLE 2.6 – Les mesures de performance de chaque méthode

Inst	MID $\times 10^3$			SNS $\times 10^3$			MD			POD		
	PM 1	PM 2	PM 3	PM 1	PM 2	PM 3	PM 1	PM 2	PM 3	PM 1	PM 2	PM 3
1	106.83	42.34	32.46	16.32	9.08	14.71	180.6	146.8	188.52	0	0	1
2	388.67	213.04	310.1	61.42	89.49	114.1	425.1	551.1	508.16	0	0.857	0.142
3	279.04	80.00	96.96	11.37	25.55	18.33	160.7	289.0	211.83	0	0.777	0.222
4	409.89	127.19	242.1	27.23	15.33	123.1	233.3	225.3	518.27	0	0.888	0.111
5	559.25	178.08	258.4	36.12	81.20	79.01	277.7	482.6	457.46	0	1	0
6	193.55	44.93	21.07	3.04	5.89	0.00	81.89	146.5	0.00	0	0	1
7	405.35	48.99	207.3	20.71	27.77	32.69	223.2	302.4	278.28	0	0.833	0.166
8	352.11	27.74	97.71	0.00	6.87	0.00	0.00	120.9	0.00	0	1	0
9	374.70	111.19	180.8	8.31	33.22	33.77	133.9	305.6	296.16	0	0.888	0.1111
10	321.50	19.37	167.6	2.99	1.23	17.11	77.49	52.84	226.24	0	1	0
11	333.47	141.93	207.3	37.69	45.24	67.72	324.1	388.1	421.15	0	1	0
12	809.58	187.24	368.8	87.40	67.22	174.2	482.1	454.8	675.36	0.222	0.777	0
13	756.24	155.34	315.6	10.03	89.91	68.21	155.8	506.7	452.61	0	1	0
14	1532.3	41.83	608.3	102.6	28.72	515.8	453.0	283.6	1139.4	0	0.714	0.285

Inst : Instances, PM 1 : NSGA-II, PM 2 : HNSGA-II, PM 3 : GRASP-ILS

Nous évaluons l'efficacité des approches proposées et la méthode classique *NSGA-II* par une comparaison entre les critères du tableau. D'après le critère *MD* et vu que la méthode classique *NSGA-II* a marqué des valeurs minimales pour ce critère, elle indique

une infériorité par rapport aux autres approches. Ceci est constaté dans toutes les instances testées. En revanche, les deux approches *HNSGA-II* et *Grasp-ILS* ont montré une efficacité sauf qu'elles sont incomparables car le nombre d'instances où chacune marque une valeur élevée du *MD* est presque équivalent.

D'après le critère *MID*, l'approche hybride proposée est la plus efficace vue que ses solutions obtenues ont la plus faible distance idéale moyenne pour la plupart d'instances. Les valeurs du *SNS* obtenues par les deux approches proposées prouvent leurs efficacité surtout la méthode *Grasp-ILS* qui montre une supériorité pour 8 sur 14 instances. Cependant la méthode classique *NSGA-II* n'est pas performante à cause de la faible propagation des solutions non-dominées. La méthode hybride montre encore une bonne performance vue qu'elle a des pourcentages de dominance élevés par rapport aux autres méthodes.

Finalement, cette étude comparative nous amène à déduire l'efficacité de la méthode hybride proposée *HNSGA-II*, suivie de la méthode proposée *Grasp-ILS*, puis la méthode classique *NSGA-II*. Dans la section suivante, nous approfondirons notre étude par l'adaptation du modèle et des méthodes à un problème réel.

2.7 Application réelle

Dans le cadre des échanges effectués par notre pays, plusieurs produits agricoles sont exportés vers des clients européens en prévenance de différents sites de production marocains. Nous considérons un réseau réel Maroc-Europe ayant 37 nœuds. Il comprend 10 sites de production actifs au Maroc (*S*) et 10 ports marocains considérés comme des terminaux de la région d'origine (*H*). On a également considéré 7 ports européens (*T*) qui sont des terminaux de destination ayant une connectivité avec les ports marocains, et finalement les 10 principaux clients européens (*C*). La figure 15 illustre les positions géographiques des nœuds concernés ainsi que leurs notations.

Les coûts de transport unimodal et multimodal ont été calculés en se basant sur les distances reliant les différents nœuds ainsi que les coûts unitaires de transport. Ces coûts unitaires ont été déterminés proportionnellement entre les distances et les coûts dans plusieurs travaux.

Les temps de transport par mode routier et mode maritime sont calculés en supposant des vitesses de déplacement respectives de 80km/h et 40miles/h . Finalement les durées

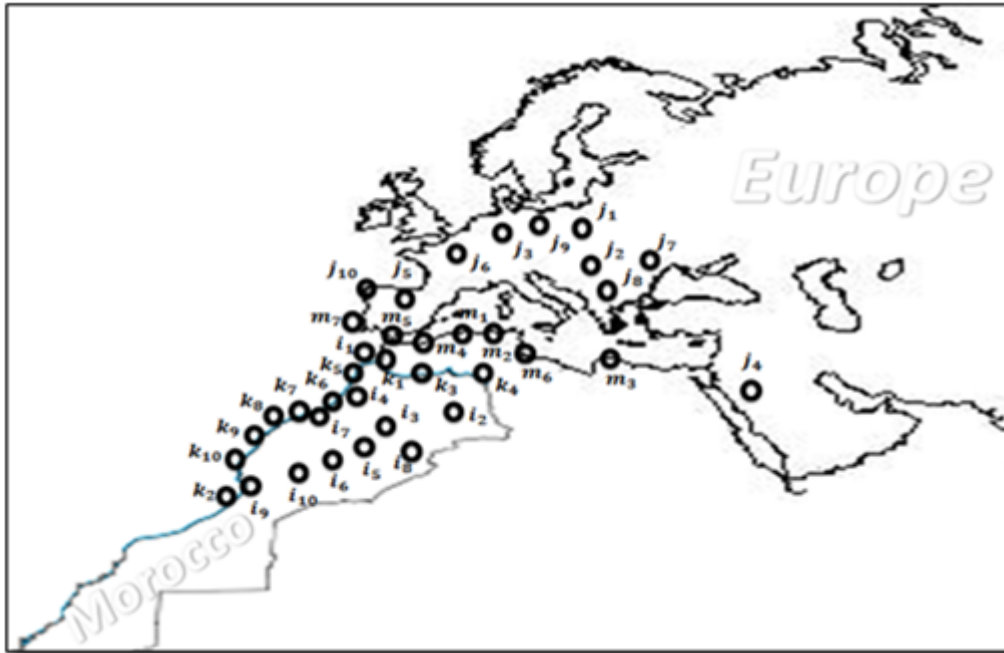


FIGURE 2.15 – Positions géographiques des nœuds au réseau réel

de vie sont également prises comme des données réelles comme le montre le tableau 7.

TABLE 2.7 – Durées de vies des produits

Catégorie	Durée de vie TV(jours)	Exemple du produits
1	2	Fraises
2	4	Courgettes
3	10	Pommes de terre

Comme on ne peut pas couvrir tous les produits, nous nous sommes limités aux trois catégories de produits ayant respectivement des durées de vies courtes (2 jours) comme les fraises, des durées de vies moyennes (4 jours) comme les courgettes et des durées de vies longues (plus de 10 jours) comme les pommes de terre.

Nous avons complété ces instances par une génération aléatoire des demandes. En effet, pour chaque catégorie des produits, nous avons effectué des tests avec des demandes maximales qui sont respectivement de 20, 50, 100 et 500 conteneurs. Cela nous a permis de tester encore le modèle et les approches sur 12 instances au total.

Le tableau 8 présente les mesures de performances des trois méthodes.

La supériorité de la méthode hybride *HNSGA-II* peut être constatée, suivie par la méthode *Grasp-ILS* qui a donné également des solutions de compromis acceptables et meilleures que celles de la méthode classique *NSGA – II*, ceci confirme également les

TABLE 2.8 – Mesures de performance de chaque méthode dans le cas réel

	MID $\times 10^3$			SNS $\times 10^3$			MD			POD		
	PM 1	PM 2	PM 3	PM 1	PM 2	PM 3	PM 1	PM 2	PM 3	PM 1	PM 2	PM 3
P 1	91.43	11.58	36.79	76.09	9.74	21.45	390.10	161.0	207.13	0.166	0.666	0.166
P 2	177.09	31.14	91.28	1.41	7.14	50.78	53.16	131.6	318.71	0	0.6	0.4
P 3	598.03	19.64	330.85	21.74	47.65	141.5	208.53	363.8	532.13	0	0.8	0.2
P 4	2421.7	766.8	1921.8	1609.1	266.7	789.8	1794.0	851.0	1333.0	0.166	0.666	0.166
P 5	85.06	12.21	31.72	2.57	8.82	6.39	112.88	174.4	123.98	0	1	0
P 6	182.99	34.65	67.90	30.04	24.32	37.58	402.02	292.2	284.78	0.125	0.75	0.125
P 7	367.32	55.84	153.68	12.40	46.15	44.19	157.52	399.1	351.00	0	1	0
P 8	1950.3	336.8	925.55	178.75	344.7	245.9	768.56	912.2	815.86	0	1	0
P 9	129.43	24.51	32.85	10.26	13.86	9.44	143.27	177.1	161.97	0	0.6	0.4
P 10	235.80	30.41	77.85	3.64	27.46	30.37	85.33	267.1	284.36	0	1	0
P 11	503.75	59.91	112.98	36.17	57.40	67.94	294.27	397.0	380.64	0	1	0
P 12	2552,1	334.0	845.70	446.94	305.7	253.6	1678.7	923.1	829.02	0.125	0.75	0.125

remarques tirés du tableau précédent. Nous avons analysé les résultats obtenus et discuté le choix des trajets et du flux acheminé ainsi que les terminaux qui font partie de la stratégie d'exportation.

La figure 16, par exemple, présente des meilleures solutions pour exporter de larges demandes des produits agricoles (instances de 500 unités) et de différentes durées de vies. On peut constater que pour exporter les produits ayant une longue durée de vie (Fig 16-C), certains ports ne sont pas recommandés –disons au moins pour les instances que nous avons testées-. C'est également le cas pour les produits ayant une durée de vie moyenne (Fig 16-B).

Ces deux catégories de produits agricoles n'ont pas besoin également des liens unimodaux. C'est ce que peut être interprété par la souplesse des contraintes temporelles sur la durée de vie qui est suffisante ainsi que la proximité des ports de notre pays au continent européen.

En revanche, quant aux produits ayant une durée de vie très courte (Fig 16-A), on constate une connectivité dense des sites de production à certains ports marocains k_1 et k_2 ; ces ports sont privilégiés sûrement grâce à leurs positions géographiques.

On remarque également que certains clients doivent être servis unimodalement pour que les produits de cette catégorie soient livrés rapidement et en qualité.

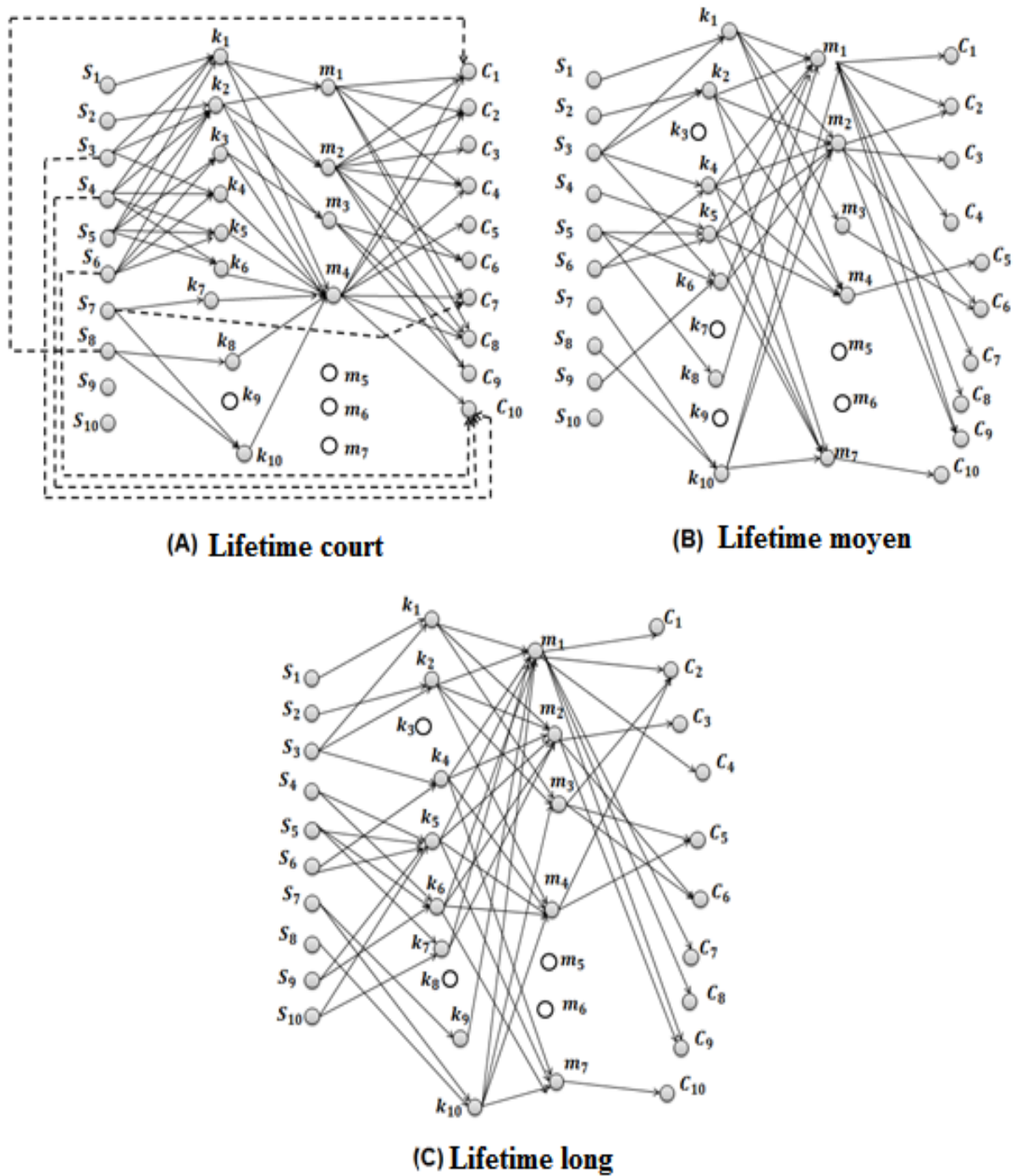


FIGURE 2.16 – Illustration des meilleures solutions du problème étudié

Quant aux flux acheminés, ils sont présentés sous formes des pourcentages dans la figure 17.

Nous pouvons déduire que les flux des produits agricoles exportés du Maroc vers des clients européens sont acheminés par massification via quatre ports stratégiques : Tanger-Med, Agadir, Nador et Kenitra. Alors que les autres ports considérés dans les instances

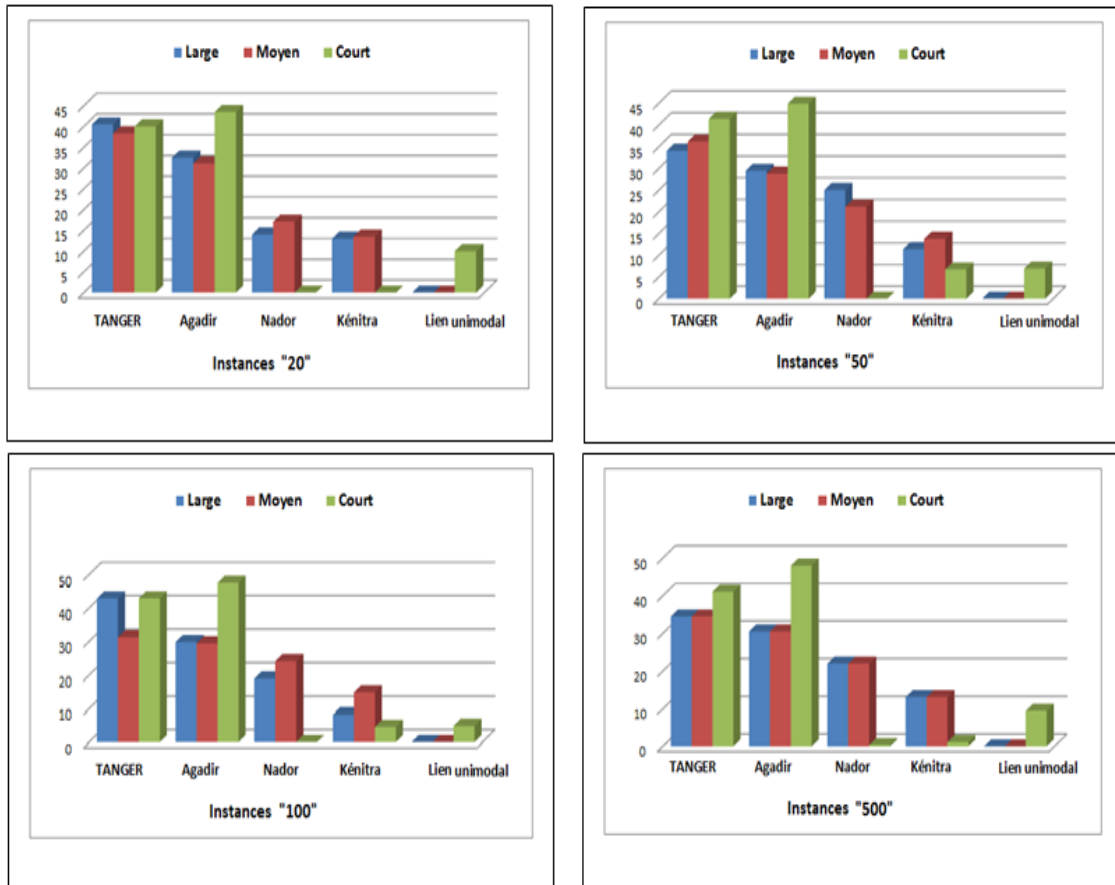


FIGURE 2.17 – Pourcentage des flux exportés avec différents life-times : long, moyen et court

étudiées sont caractérisés par des flux faibles et presque négligeables.

Les ports de Tanger-Med et Agadir sont en première position avec des parts intéressantes. Le transport unimodal fait partie de la stratégie de distribution seulement des produits qui perdent rapidement leurs qualité (durée de vie courte). Ceci est constaté pour toutes les instances qu'elle que soit les demandes {20, 50, 100, 500}.

Nous pouvons conclure que la meilleure stratégie d'exportation des produits agricoles qui permettent un coût et un overtime minimaux, ne dépend pas seulement des composantes du réseau à savoir les positions des nœuds, les coûts, les temps et les modes disponibles. Au contraire, les chemins, les ports et les modes qui sont convenables pour exporter un produit ne le sont pas forcément pour n'importe quel produit ou n'importe quelle quantité. Autrement dit, le choix des modes de transport, des ports, des trajets unimodaux et intermodaux dépend également de la nature du produit et de sa durée de vie. Ce qui implique que chaque produit mérite une étude indépendante et une stratégie de distribution propre pour le livrer en qualité et avec un coût et un overtime minimaux.

2.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une modélisation et une résolution du problème de transport multimodal des produits agricoles de différents sites de production marocains vers l'Europe. Dans un premier lieu, nous avons défini la chaîne logistique agricole ainsi que sa gamme opératoire afin de considérer la problématique en ces principaux aspects.

Après avoir présenté des rappels sur l'optimisation multi-objectif ainsi que les méthodes de résolution adaptées à ce type de problèmes, nous avons modélisé la problématique sous forme d'un modèle non linéaire mixte et bi-objectif. Nous avons optimisé le coût total d'exportation qui est un objectif des opérateurs de transport, ainsi que l'overtime maximal qui représente un intérêt des clients. La nature réelle de la problématique exige la prise en considération des contraintes temporelles, elles ont été introduites en termes de fenêtres de temps. Des contraintes réalistes ont été également introduites pour la prise en compte de la qualité des produits transportés.

Nous avons ensuite proposé deux approches de résolution ; la méthode NSGA-II hybride et une version multiobjectif de la méthode GRASP. Pour valider notre modèle et nos approches, nous avons effectué un test sur des benchmarks générés aléatoirement. Nous avons implémenté les méthodes efficacement par le choix des paramètres et l'analyse de leur efficacité par des mesures de performances.

Le modèle bi-objectif a été appliqué également sur un réseau réel, ceci nous a permis de déterminer les meilleurs chemins qui minimisent simultanément les objectifs visés. Des discussions ont été menées ensuite sur l'impact des quantités à transporter et de la durée de vie des produits sur le choix de ports, des trajets et des modes ainsi que sur les valeurs des fonctions objectifs.

Rappelons que les données de la problématique abordée dans ce chapitre, ont été considérées déterministes, certaines et connues à l'avance. C'est également le cas dans la plupart des travaux de la littérature. Or, cette hypothèse n'est pas forcément vraie dans tous les cas ! Le chapitre suivant répond à cette nouvelle question.

Optimisation robuste du transport multimodal

3.1 Introduction

La multimodalité est largement utilisée dans les domaines d'importation, exportation, distribution de matières dangereuses et le transport de passagers. Cette combinaison de modes permet d'assurer l'efficacité d'acheminement en bénéficiant des avantages de différents modes. Lorsqu'une décision à propos de la localisation de terminaux à ouvrir (utiliser) est requise, le problème est dit transport multimodal avec localisation de terminaux ITLP.

Généralement, les opérateurs de transport multimodal cherchent des solutions qui minimisent le coût total de distribution. Ces meilleures solutions ne sont autres que des trajets à suivre, des terminaux à utiliser et des flux à transporter par unimodalité ou multimodalité. Pour cette raison, les décideurs ont souvent besoin d'avoir des informations suffisantes sur les données du problème à savoir les coûts de transport, les demandes des clients, les capacités et les coûts d'utilisation des terminaux ; pour les prendre en considération au niveau de la modélisation et la résolution.

Dans plusieurs travaux de la littérature, ces données sont supposées nominales et connues précisément. Cependant, ce n'est pas toujours vrai en pratique. Lorsque les décisions portent sur le long terme, il est fortement possible que les données changent ou que leurs valeurs futures soient déterminées avec des erreurs de prévision, de mesure ou d'implémentation.

Les capacités des terminaux peuvent changer à cause de plusieurs facteurs ; elles augmentent par des investissements d'expansion et d'aménagement effectués d'année en année par les opérateurs portuaires (ou aéroportuaires). Elles diminuent également à cause des problèmes imprévus de gestion internes aux terminaux, des pannes liés aux équipements de

chargement et déchargement, et des problèmes liés la réfrigération des produits périssables. Ce qui peut également rendre les coûts d'utilisation incertains [Boukani et al. 2016, Alumur et al. 2012]. L'incertitude des coûts de transport est due à la nature des services proposés par le transporteur. Le coût de transport est également fortement lié au prix du pétrole qui varie [Zetina et. 2017, Mudchanatongsuk et al. 2008, Lalmazlounian et al. 2016, Safaei al. 2018]. Ce qui peut affecter les décisions prises. Il est donc indispensable de proposer des formulations et des méthodes de résolution afin de trouver des solutions optimales (ou meilleures) au problème de transport multimodal même si quelques données sont incertaines. C'est exactement le principal objectif de ce chapitre.

Nous définissons d'abord les problèmes d'optimisation sous incertitudes et nous nous focalisons plus précisément sur l'optimisation robuste. Nous présentons les principales définitions, les techniques de construction des ensembles d'incertitudes et quelques formulations permettant de trouver les solutions robustes pour les problèmes mono et multi-objectifs.

En étudiant le problème de transport ITLP, nous rappelons d'abord la variante déterministe du problème et nous présentons ensuite les différentes formulations que nous avons proposées pour intégrer les incertitudes sur les coûts de transport, les capacités et les coûts d'utilisation des terminaux. Nous proposons également deux approches pour résoudre les problèmes d'optimisation déterministe et robuste et nous les testons sur des benchmarks générés aléatoirement et sur un réseau réel.

3.2 Optimisation sous incertitudes

Un problème d'optimisation consiste à optimiser une fonction objectif, respecter des contraintes et prendre en considération un ensemble de données. À chaque fois que l'une des données est mal connue, il s'agit d'une optimisation sous incertitudes.

Soient $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ et $g : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ des fonctions où m représente le nombre de contraintes. Un problème d'optimisation déterministe est défini par :

$$\begin{aligned} \text{Min} \quad & f(x) \\ \text{s.c} \quad & \\ & g(x) \leq 0 \end{aligned} \tag{3.1}$$

Dans ce cas on suppose que toutes les données sont connues précisément et avec des valeurs fixes. En revanche, au cas où des données sont incertaines, le problème est dit

un problème d'optimisation sous incertitudes. Il est défini en général par le problème P_u suivant.

$$\begin{aligned} \text{Min} \quad & f(x) \\ \text{s.c} \quad & \\ & g(x, u) \leq 0 \end{aligned} \tag{3.2}$$

Où x est la variable de décision alors que u représente le paramètre incertain.

Les meilleures solutions trouvées pour un problème d'optimisation déterministe ne sont pas forcément des solutions réalisables ou optimales en réalité. Dans la plupart des cas pratiques où les données du problème sont inconnues ou de valeurs futures incertaines, cela est dû à plusieurs raisons. Les incertitudes sont introduites si les données (inputs) du problème ne sont pas disponibles lors de la résolution ; ce qui exige une prévision des valeurs futures de ces paramètres. Les données obtenues par une prévision ne sont pas forcément exactes, mais souvent avec des erreurs de prédiction. Un simple exemple qu'on rencontre chaque jour est la distribution de marchandises aux différentes boutiques ou magasins locaux en milieu urbain. Les distributeurs ne connaissent pas vraiment les demandes exactes au jour suivant jusqu'à l'arrivée du client.

La deuxième source d'incertitudes est liée aux erreurs de mesure. On remarque que les données de certains problèmes sont déterminées par des mesures prises à la main ou à l'aide des machines. On ne peut pas nier que dans de nombreuses situations, les mesures ne sont pas précises ou ne reflètent pas les vraies valeurs réelles.

Les données peuvent également être incertaines à cause des erreurs d'implémentation. Ce cas est rencontré lorsque les données du problème sont des variables de décision (outputs) d'un autre problème et qui sont difficiles à implémenter. Cette difficulté de mise en œuvre pratique engendre des erreurs qui se traduisent par des incertitudes.

Ces erreurs ne doivent pas être négligées vu que de petites perturbations par rapport aux données nominales conduisent à la perte de l'optimalité voire à la non-réalisabilité de la solution du problème étudié. Ce qui implique que la prise en considération des incertitudes dans les modèles d'optimisation est indispensable [Ben-Tal, 2000].

Les incertitudes ont été prises en considération dans plusieurs problèmes de logistique. Le problème de tournées de véhicules avec incertitude des demandes [Sungur et al 2008], l'analyse de la robustesse pour le problème d'ordonnancement des machines [Goren et

Sabuacuoglu 2008], la gestion de stock [Bienstock et ozbay 2008] et la finance [Fabozzi et al 2007].

Deux approches sont utilisées par les chercheurs pour aborder l'incertitude des données ; l'optimisation stochastique et l'optimisation robuste. L'optimisation stochastique est basée sur l'hypothèse que les probabilités associées aux paramètres incertains sont facilement connues et estimées.

Étant donné un problème général d'optimisation sous incertitudes de la forme :

$$\begin{aligned} \text{Min} \quad & f(x, \tilde{D}_0) \\ \text{s.c} \quad & \\ & g_i(x, \tilde{D}_i) \leq 0 \quad \forall i \in I \end{aligned} \tag{3.3}$$

Où x est la variable de décision et \tilde{D}_i est le paramètre incertain associé à la $i^{\text{ème}}$ contrainte $i \in I$

Dans le cas de l'optimisation stochastique, la satisfaction des contraintes est garantie par des formules probabilistes. D'où le problème d'optimisation stochastique associé au problème (1) est donné par :

$$\begin{aligned} \text{Min} \quad & t \\ \text{s.c.} \quad & p(f(x, \tilde{D}_0) \leq t) \geq p_0 \\ & p(g_i(x, \tilde{D}_i) \leq 0) \geq p_i \quad \forall i \in I \end{aligned} \tag{3.4}$$

Dans ce cas, les \tilde{D} sont des variable aléatoires. Pour certains problèmes ce n'est pas du tout évident d'évaluer ces probabilités ; ce qui rend la résolution du problème difficile. En outre, cette formulation affecte les propriétés mathématiques importantes de la linéarité et la convexité du problème original.

L'optimisation robuste a l'avantage de remédier à ce problème et de tenir compte des incertitudes, sans avoir besoin de modéliser les paramètres incertains sous formes de variables aléatoires ni de connaître les probabilités comme dans le cas stochastique. Cependant la robustesse suppose seulement que les paramètres d'incertitude varient dans un ensemble dit ensemble d'incertitudes. Nous la présentons dans la section suivante.

3.3 Notions d'optimisation robuste

L'optimisation robuste consiste à déterminer l'optimum d'une fonction dans un ensemble de solutions réalisables sachant que des paramètres sont incertains et varient dans

un ensemble d'incertitudes. Pour simplifier, nous décrivons la théorie d'optimisation robuste pour le cas des problèmes linéaires. Une généralisation est simplement possible pour les autres types de problèmes.

3.3.1 Optimisation linéaire robuste

Un problème d'optimisation est linéaire s'il est de la forme :

$$\begin{aligned} \text{Min} \quad & c^T x + d \\ \text{s.c} \quad & \\ & Ax \leq b \end{aligned} \tag{3.5}$$

Où x représente la variable de décision, $c \in \mathbb{R}^n$, $d \in \mathbb{R}^m$ et la matrice $A \in M_{m,n}(R)$.

La structure de ce problème est caractérisée par n variables de décision et m contraintes. Les données de ce problème sont les vecteurs c, d, b et la matrice A . Pour simplifier encore, on représente cette collection (c, d, b, A) par une matrice de données noté D . C'est une matrice de taille $(n + 1) \times (m + 1)$.

$$D = \begin{bmatrix} c^T & d \\ A & b \end{bmatrix}$$

Le problème d'optimisation est déterministe tant qu'aucun élément de cette matrice n'est incertain.

Un problème d'optimisation linéaire sous incertitudes noté PLU est dite problème d'optimisation robuste si les paramètres incertains appartiennent à un ensemble d'incertitude U ; il est de la forme :

$$\begin{aligned} \text{Min} \quad & c^T x + d \\ \text{s.c} \quad & \\ & Ax \leq b \quad \forall (c, d, A, b) \in U \end{aligned} \tag{3.6}$$

L'ensemble $U \subset \mathbb{R}^{(n+1) \times (m+1)}$ est dit ensemble d'incertitudes, il représente l'ensemble où les données incertaines varient.

3.3.2 Ensembles d'incertitudes

Nous présentons brièvement les différents ensembles d'incertitudes largement utilisé dans la littérature. Un ensemble d'incertitudes contient toutes les réalisations possibles d'un paramètre variant.

3.3.2.1 Transformations affines

L'ensemble U du problème précédent peut s'écrire sous la forme :

$$U = \left\{ \begin{bmatrix} c^T & d \\ A & b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_0^T & d_0 \\ A_0 & b_0 \end{bmatrix} + \sum_{i=1}^n \xi_i \begin{bmatrix} c_i^T & d_i \\ A_i & b_i \end{bmatrix} : \xi \in Z \subset \mathbb{R}^n \right\}$$

En d'autres termes :

$$U = \{D_0 + \sum_{i=1}^n \xi_i D_i : \xi \in Z \subset \mathbb{R}^n\}$$

Ce qui implique que les données d'incertitudes ne sont autres que les données nominales avec des variations par des paramètres de perturbation. Notons que l'ensemble Z peut s'écrire également sous forme d'une transformation affine des éléments d'un autre ensemble Z' .

3.3.2.2 Intervalles

Les ensembles d'incertitudes sont parfois sous formes d'intervalles. Supposons que la matrice A est la seule donnée affectée par incertitudes. Les paramètres incertains a_{ij} sont considérés dans l'intervalle $[a_{ij} - \hat{a}_{ij}, a_{ij} + \hat{a}_{ij}]$. Dans certains travaux [Bertsimas et Sim, 2004], les auteurs définissent une variable $\eta_{ij} = \frac{\tilde{a}_{ij} - \hat{a}_{ij}}{\hat{a}_{ij}}$ pour se ramener à un paramètre d'incertitude qui varie dans l'intervalle $[-1, 1]$. On peut également remarquer que $\tilde{a}_{ij} = a_{ij} + \Delta_{ij} \cdot \hat{a}_{ij}$ où $\Delta_{ij} \in [-1, 1]$.

3.3.2.3 Ensemble de Ben-Tal et Nemirovski

Ben-Tal et Nemirovski ont proposé un ensemble d'incertitudes différent et ont considéré les problèmes d'optimisation robuste suivants :

$$\begin{aligned}
 \text{Min} \quad & \max_{D_0 \in U_0} f(x, D_0) \\
 \text{s.c} \quad & \\
 & g(x, D_i) \leq 0 \quad \forall D_i \in U_i, i \in I
 \end{aligned} \tag{3.7}$$

L'ensemble U est supposé de la forme :

$$U = \{D = D_0 + \sum_{i=1}^n \xi_i \Delta D_i : \|\xi\| \leq \Omega, \xi \in \mathbb{R}^n\}$$

3.3.2.4 Ensemble de Bertsimas et Sim

Bertsimas et Sim ont supposé que parfois quelques composantes des données affectées par les incertitudes gardent leurs valeurs et ne varient pas ; surtout lorsque le problème est de grande taille. Ils ont proposé l'ensemble d'incertitudes suivant :

$$U = \{\Delta_i \in [-1, 1], i \in I : \sum_{i=1}^n |\Delta_i| \leq \Gamma\}$$

Où Γ représente le nombre de données incertaines qui varient par rapport aux valeurs nominales.

3.3.2.5 Caractérisation des solutions robustes

Définition : Une solution est dite réalisable robuste s'elle est réalisable quelle que soit la valeur prise par les paramètres incertains. Dans le cas particulier du problème linéaire PLU , une solution $x \in \mathbb{R}^n$ est réalisable robuste si $A \cdot x \leq b \forall (c, d, A, b) \in U$.

Définition : Soit x une solution réalisable robuste du problème linéaire PLU .

La valeur robuste $\hat{c}(x)$ de la solution x est la valeur la plus large de la fonction $c^T x + d$ sur toutes les réalisations possibles dans l'ensemble d'incertitude.

Ce qui implique $\hat{c}(x) = \max_{(c,d,A,b) \in U} (c^T x + d)$.

Définition : La solution optimale robuste du problème d'optimisation sous incertitudes est celle qui minimise la fonction objectif du problème suivant :

$$\begin{aligned}
 \text{Min} \quad & \max_{(c,d,A,b) \in U} (c^T x + d) \\
 \text{s.c} \quad & Ax \leq b \quad \forall (c, d, A, b) \in U \\
 & x \in X
 \end{aligned} \tag{3.8}$$

C'est la meilleure parmi les solutions réalisables robustes et qui satisfait les contraintes pour toutes les valeurs possibles des paramètres incertains. Sa valeur de la fonction objectif est dite valeur optimale robuste.

Remarque :

Le problème d'optimisation robuste PLU peut s'écrire sous la forme du problème suivant :

$$\begin{aligned}
 & \text{Min } t \\
 & \text{s.c } c^T x + d \leq t \\
 & Ax \leq b \quad \forall (c, d, A, b) \in U \\
 & x \in X
 \end{aligned} \tag{3.9}$$

Autrement dit, un problème d'optimisation robuste avec incertitudes dans les contraintes et dans la fonction objectif peut se transformer en un problème d'optimisation robuste ayant un objectif certain. C'est pourquoi on peut toujours supposer que les incertitudes affectent seulement les données des contraintes. Dans ce cas, le problème est de la forme suivante :

$$\begin{aligned}
 & \text{Min } c^T x + d \\
 & \text{s.c } Ax \leq b \quad \forall (A, b) \in U \\
 & x \in X
 \end{aligned} \tag{3.10}$$

On peut discrétiser l'ensemble U en des sous-ensembles d'incertitudes U_i . En effet, $A.X \leq b \Leftrightarrow (A.X)_i \leq b_i \quad \forall i \Leftrightarrow a_i^T x \leq b_i \quad \forall i$ (a_i^T est la i^{ieme} ligne de la matrice A). En cas d'incertitude, la i^{ieme} contrainte devient $a_i^T x \leq b_i, \quad (a_i^T, b_i) \in U_i$.

Propriété : Une solution réalisable robuste garde une robustesse même avec l'enveloppe convexe $Conv(U_i)$ de l'ensemble d'incertitude $U_i \quad \forall i$.

Preuve : On suppose que $[\bar{a}_i, \bar{b}_i] \in Conv(U_i)$ alors $\exists \lambda_j \geq 0$ tel que $[\bar{a}_i, \bar{b}_i] = \sum_j \lambda_j \cdot [\bar{a}_i^j, \bar{b}_i^j]$ où $[\bar{a}_i^j, \bar{b}_i^j] \in U_i$ et $\sum_j \lambda_j = 1$. On a : $\bar{a}_i^T x = \sum_j [\bar{a}_i^T]^j \cdot x \leq \sum_j \lambda_j \cdot \bar{b}_i^j = \bar{b}_i$

3.3.3 Formulation de Soyster

On considère le problème d'optimisation robuste suivant :

$$\begin{aligned}
 & \text{Min} \sum_{i=1}^n c_i x_i \\
 & \text{s.c.} \quad \sum_{i=1}^n \tilde{a}_{ij} x_j \leq \tilde{b}_j \quad \forall j = 1, \dots, n \\
 & \quad \quad \quad x \in X
 \end{aligned} \tag{3.11}$$

Soit \tilde{a}_{ij} le paramètre d'incertitude associé à a_{ij} et qui appartient à l'intervalle $[\check{a}_{ij}, \hat{a}_{ij}]$ sachant que \check{a}_{ij} et \hat{a}_{ij} sont respectivement la valeur minimale et maximale. De même \tilde{b}_j est le paramètre d'incertitude qui varie dans l'intervalle $[\check{b}_j, \hat{b}_j]$. Comme la contrainte $\sum_i \tilde{a}_{ij} x_j \leq \tilde{b}_j$ doit être satisfaite pour toute valeur de \tilde{a}_{ij} et \tilde{b}_j , il suffit qu'elle soit vérifiée pour la plus grande valeur de \tilde{a}_{ij} et la plus petite valeur de \tilde{b}_j . La méthode de [Soyster, 1973] consiste à remplacer le modèle d'optimisation robuste (11) par le modèle d'optimisation déterministe équivalent suivant :

$$\begin{aligned}
 & \text{Min} \sum_{i=1}^n c_i x_i \\
 & \text{s.c.} \quad \sum_{i=1}^n \hat{a}_{ij} x_j \leq \check{b}_j \quad \forall j = 1, \dots, n \\
 & \quad \quad \quad x \in X
 \end{aligned} \tag{3.12}$$

Bien que la solution du problème (12) est réalisable pour le problème (11), l'exemple suivant montre l'un de ses inconvénients.

Exemple :

On considère le problème linéaire (P) et on suppose que (P_{soy}) représente le problème de Soyster équivalent.

$$\begin{aligned}
 (P) \quad & \max z = x_1 + x_2 \\
 & \text{s.c.} \quad \begin{cases} x_1 + 2x_2 \leq 8 \\ 3x_1 + x_2 \leq 10 \end{cases}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 (P_{soy}) \quad & \max z = x_1 + x_2 \\
 & \text{s.c.} \quad \begin{cases} 2x_1 + 3x_2 \leq 7 \\ 4x_1 + 2x_2 \leq 9 \end{cases}
 \end{aligned}$$

La solution $(x_1 = 2.4, x_2 = 2.8)$ est optimale pour le problème (P) et de valeur $z = 5.2$ c'est une solution du problème déterministe. En revanche, la solution $(x_1 = 1.625, x_2 = 1.25)$ ayant la valeur $z = 2.875$ est optimale pour le problème P_{soy} ; c'est une solution robuste.

Cette méthode est simple, mais en faisant une comparaison entre les deux valeurs, on peut remarquer qu'elle garantit la robustesse de la solution face aux incertitudes, cependant l'écart entre la valeur de la solution et la valeur nominale peut être large.

3.3.4 Formulation de Kouvelis et Yu

La formulation proposée par [Kouvelis et Yu, 1997] permet de résoudre un problème d'optimisation sous incertitudes. Contrairement aux formulations précédentes qui se basent sur les ensembles d'incertitudes, cette formulation est à base de scénarios. Les auteurs ont supposé qu'en réalité, même au cas d'incertitudes, le décideur peut avoir quelques informations sur des scénarios possibles. On redéfinit le problème d'optimisation suivant :

$$\begin{aligned} \text{Min max}_s \quad & f(x) \\ \text{s.c.} \quad & \\ & x \in X \end{aligned} \tag{3.13}$$

Toujours à la recherche d'une solution robuste, d'avantage de moindre déviation, la méthode de Kouvelis et Yu consiste à considérer un ensemble S de scénarios possibles pour les données incertaines. Pour chaque scénario $s \in S$ on définit par X_s l'ensemble de solutions réalisables associées au scénario s et on note f_s la valeur de la meilleure solution associée à ce scénario.

Une solution x est robuste s'elle est réalisable quel que soit le scénario qui survient. Ce qui implique $x \in X_s \forall s \in S$ ou en d'autres termes $x \in \bigcap_{s \in S} X_s$. La résolution du problème d'optimisation robuste revient à résoudre le problème suivant.

$$\begin{aligned} \text{Min max}_s \quad & f_s(x) \\ \text{s.c.} \quad & \\ & x \in \bigcap X_s \end{aligned} \tag{3.14}$$

Pour garantir les moindres déviations, les auteurs ont également proposé la formulation

des pires des cas suivante.

$$\begin{aligned} \text{Min max}_s \quad & f_s(x) - f_s(x_s^*) \\ \text{s.c.} \quad & \\ & x \in \cap X_s \end{aligned} \tag{3.15}$$

Où x_s^* est la solution optimale du problème au scénario s . Des problèmes d'échelles exigent parfois de considérer la fonction objectif $\text{Minmax}_s \left(\frac{f_s(x) - f_s(x_s^*)}{f_s(x_s^*)} \right)$ sauf que la formulation devient plus gourmande vu le nombre d'opérations et d'évaluation des solutions.

3.3.5 Procédure d'optimisation robuste

Pour résoudre un problème d'optimisation robuste où des paramètres sont incertains, on poursuit les étapes de la procédure d'optimisation robuste [Gorissen et Yanikoğlu 2015]. On résout d'abord le problème déterministe avec les données nominales; ensuite on détermine les paramètres incertains et les ensembles d'incertitudes où ces paramètres varient. Si la meilleure solution nominale est robuste on arrête. Sinon, on formule le problème d'optimisation robuste pour le résoudre et trouver la meilleure solution qui est effectivement robuste face aux incertitudes.

3.4 Optimisation robuste multi-objectif

Dans cette section, on définit les problèmes d'optimisation robuste multi-objectif. On rappelle que les problèmes d'optimisation multi-objectif au cas déterministe sont de la forme :

$$\begin{aligned} \text{Min} \quad & F(x) = \{f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)\} \\ \text{s.c.} \quad & x \in X \end{aligned} \tag{3.16}$$

où $F : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$, $X \subset \mathbb{R}^n$. On rappelle également que cette formulation est convexe si les fonctions f_i ainsi que l'ensemble X sont convexes.

3.4.1 Formulation du problème robuste multi-objectif

Lorsque les données du problème (16) sont affectées par des incertitudes, il est indispensable de trouver des solutions de compromis mais qui sont robustes.

On peut introduire la robustesse en se basant sur la formulation *Min – Max* des pires des cas [Bokrantz et Fredriksson, 2017]. D’où le problème d’optimisation multi-objectif robuste est de la forme suivante :

$$\begin{aligned} \text{Min} \quad & \max_{s \in S} F(x, s) \\ \text{s.c.} \quad & \\ & x \in X \end{aligned} \tag{3.17}$$

Où $F(x, s) = \{f_1(x, s), f_2(x, s), \dots, f_n(x, s)\}$.

3.4.2 Caractérisation des solutions de compromis robustes

Soit x^* une solution réalisable robuste du problème (17). La solution x^* est dite Pareto optimale robuste si $\exists x \in X / F(x, S) \subset F(x^*, S) - (R^n \setminus \{0\})$. Où $F(x, S) = \{F(x, s) : s \in S\}$.

Cette définition est similaire à la définition des solutions efficaces du problème multi-objectif déterministe, sauf que cette fois-ci, la dominance de la solution x^* est généralisée sur l’ensemble de scénarios. La figure 1 illustre ce principe de Pareto optimalité dans le cas robuste.

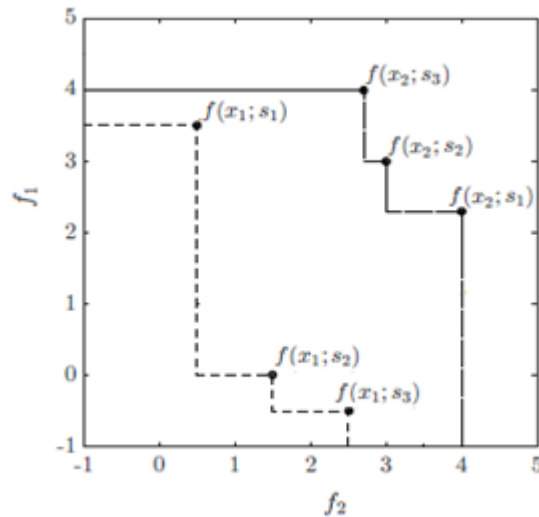


FIGURE 3.1 – Illustration de la Pareto optimalité robuste

La figure 1 montre un exemple de deux solutions x_1 et x_2 et trois scénarios s_1, s_2 et s_3 . D’après la définition, la solution x_1 domine la solution x_2 .

3.4.3 Conditions nécessaires et suffisantes d'optimalité

On considère le problème d'optimisation robuste multi-objectif (17) et une fonction continue de scalarisation $v : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$. La formulation (18) suivante définit le problème d'optimisation robuste scalarisé.

$$\begin{aligned} \text{Min} \quad & \max_{s \in S} v(F(x, s)) \\ \text{s.c.} \quad & \\ & x \in X \end{aligned} \tag{3.18}$$

On peut le reformuler en introduisant une variable t et en injectant la fonction objectif aux contraintes. Le problème devient :

$$\begin{aligned} \min_{x, t} \quad & t \\ \text{s.c.} \quad & v(F(x, s)) \leq t \\ & x \in X \end{aligned} \tag{3.19}$$

Théorème : condition nécessaire de Pareto optimalité robuste

Une solution x^* est Pareto optimale robuste pour le problème d'optimisation robuste multi-objectif (17) si et seulement si elle est optimale pour le problème scalarisé (18) où la fonction de scalarisation est strictement croissante. Cette condition nécessaire de Pareto optimalité robuste devient une condition suffisante si la fonction de scalarisation est fortement croissante [Bokrantz et Fredriksson, 2017].

Ces notions de base seront utiles pour l'optimisation robuste du transport multimodal avec localisation des terminaux *ITLP*. Nous présentons d'abord dans la section suivante sa version déterministe.

3.5 Problème déterministe du transport intermodal avec localisation de terminaux

Le transport intermodal avec localisation de terminaux *ITLP* est défini comme un problème de transport de marchandise en utilisant plusieurs modes et des services de certains terminaux intermédiaires choisis parmi une liste de terminaux potentiels. La version

déterministe de ce problème consiste à satisfaire les demandes d'un ensemble de clients en utilisant deux services. Le premier est un service door-to-door, il permet de transporter la marchandise directement par un seul mode de transport de l'origine à la destination. En revanche, le deuxième service consiste à transporter la marchandise de l'origine à la destination en passant via des terminaux et en combinant deux modes de transport. La figure 2 montre un exemple du réseau *ITLP*. La demande associée au lien origine-destination (1, 3) est assurée par voie directe unimodale. Une fraction de 20 unités de la demande associée au lien (2, 3) est satisfaite par le transport unimodal, alors que le reste de cette demande (50 unités) est satisfait par combinaison du mode routier et maritime et en passant via les terminaux 3 et 4.

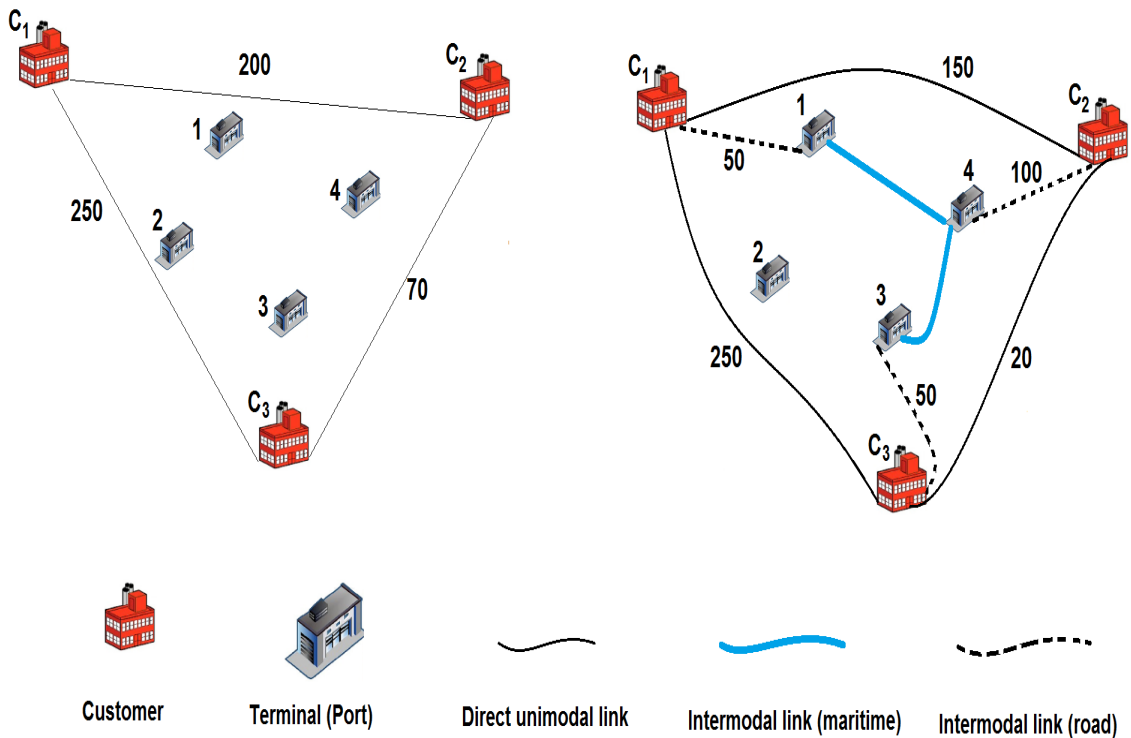


FIGURE 3.2 – Exemple d'un réseau de transport multimodal avec localisation de terminaux

Le réseau de ce problème est sous forme d'un graphe $(N \cup K, A)$ qui se compose d'un ensemble N de clients, un ensemble K de terminaux et un ensemble A d'arcs (i, j) . La version déterministe du problème du transport intermodal avec localisation de terminaux consiste à transporter des marchandises entre les clients ayant chacun une demande et d'utiliser un ensemble de terminaux ayant chacun une capacité limitée et un coût fixe d'utilisation.

Un coût c_{ij} est nécessaire pour assurer le transport entre le nœud d'origine i et le nœud de destination j . De même, on associe à chaque lien intermodal (i, k, m, j) un coût de transport c_{ij}^{km} . Trois décisions sont requises pour ce problème : sélectionner les terminaux à utiliser, ce qui est traduit en une variable binaire y_k qui vaut 1 si le terminal k est choisi et 0 sinon. La deuxième et la troisième décision reflètent les quantités de transport acheminées. C'est pourquoi on considère une variable w_{ij} qui représente la partie de la demande associée au lien origine-destination (i, j) et transportée directement par un seul mode. On considère également une variable x_{ij}^{km} qui représente la quantité à transporter de i à j via les terminaux k et m .

La première formulation du transport intermodal avec localisation de terminaux a été d'abord proposée par [Arnold et al. 2001]. Elle s'est améliorée ensuite par [Sörensen et al. 2012]. Nous présentons par la suite sa version déterministe. Le tableau 1 résume les données et les variables du problème d'optimisation déterministe *ITLP*.

TABLE 3.1 – Notations des paramètres nécessaires pour le problème ITLP

Notations	Définitions
N	Ensemble de clients
K	Ensemble de terminaux
q_{ij}	Demande associée au lien origine-destination (i, j)
F_k	Coût d'utilisation du terminal k
C_k	Capacité du terminal k
c_{ij}	Coût de transport unimodal du client i au client j
c_{ij}^{km}	Coût de transport du client i au client j via les terminaux k et m
y_k	Variable de décision binaire qui vaut 1 si le terminal k est sélectionné et 0 sinon
w_{ij}	Quantité de marchandise transportée du client i au client j unimodalement
x_{ij}^{km}	Quantité de marchandise transportée du client i au client j via les terminaux k et m

La fonction objectif (20) consiste à minimiser le coût total qui est exactement la somme du coût de transport et d'utilisation de terminaux.

$$Min \sum_{i,j \in N, k,m \in K} c_{ij}^{km} .x_{ij}^{km} + \sum_{i,j \in N} c_{ij} .w_{ij} + \sum_{k \in K} F_k .y_k \tag{3.20}$$

La contrainte (21) permet de satisfaire les demandes des clients. C'est la somme de la quantité livrée unimodalement et intermodalement via les différents terminaux du réseau.

$$\sum_{k,m \in K} x_{ij}^{km} + w_{ij} = q_{ij} \quad \forall i, j \in N \quad (3.21)$$

La contrainte (22) garantit la prise en considération de la capacité limitée de chaque terminal.

$$\sum_{i,j \in N, m \in K} x_{ij}^{km} + \sum_{i,j \in N, m \in K} x_{ij}^{mk} \leq C_k \quad \forall k \in K \quad (3.22)$$

La contrainte (23) assure que chaque terminal non sélectionné ne peut jamais être un terminal d'origine pour les flux transportés intermodalement.

$$x_{ij}^{km} \leq q_{ij} \cdot y_k \quad \forall i, j \in N \quad \forall k, m \in K \quad (3.23)$$

La contrainte (24) assure que chaque terminal non sélectionné ne peut jamais être un terminal de destination pour les flux transportés intermodalement.

$$x_{ij}^{km} \leq q_{ij} \cdot y_m \quad \forall i, j \in N \quad \forall k, m \in K \quad (3.24)$$

Les contraintes (25) et (26) définissent les variables de décisions qui représentent l'espace de recherche du problème.

$$x_{ij}^{km} \geq 0 \quad w_{ij} \geq 0 \quad \forall i, j \in N \quad \forall k, m \in K \quad (3.25)$$

$$y_k \in \{0, 1\} \quad \forall k \in K \quad (3.26)$$

Toutes les données de cette formulation (20) – (26) sont supposées fixes et connues avec des valeurs exactes avant la résolution du problème. Cette hypothèse n'est pas forcément vraie dans les cas pratiques comme ce qui a été mentionné dans les sections précédentes. Par exemple, les coûts de transport, les capacités des terminaux ainsi que les coûts d'utilisation des terminaux sont parfois affectés par des incertitudes qui perturbent l'efficacité voire la réalisabilité de la solution du problème déterministe.

Ces incertitudes ont été considérées dans les problèmes de transport intermodal par plusieurs chercheurs. Le tableau 2 illustre une description des caractéristiques de ces travaux ainsi que le type d'incertitudes considérées.

TABLE 3.2 – Caractéristiques de quelques travaux sur l’ITLP

Références	Localisation	Ordonnancement	Modes	Objectifs	Méthodes	Incertitude
Puettmann et al. 2010		*	N	ct	H	d
Demir et al. 2016		*	Ra–Ro–W	ct , tt , em	Cp	d , tt
Fotuhi et al. 2017		*	Ra–Ro	rm	MH	d
Meisel et al. 2013			<i>Ra – Ro</i>	ct, tt	BC	-
Arnold et al. 2004	*		Ra–Ro	ct	H	-
Ishfaq et Sox 2011	*		Ra–Ro	ct	MH	-
Macharis et al. 2011	*		Ra–Ro–W	ct	N	-
Sörensen et al. 2012	*		Ra–Ro	ct	MH	-
Lin et al. 2014	*		Ra–Ro	ct	H	-
Mostert et al. 2017	*		Ra–Ro–W	ct	Cp	-
Abbassi et al. 2018	*		Ro–W	ct	MH+Exact	ct, cu , ca

Indication : N : non précisé / Ro : routier / Ra : ferroviaire / W : maritime / H :heuristique

MH :Métaheuristique / Cp : Cpelx / B-C : branch and cut / d : demandes / rm : regret maximal

ct : coût de transport / ca : capacité /cu : coût d’utilisation / tt :temps de transport / em :émissions de CO_2

On remarque que dans les différentes variantes avec et sans incertitudes, le coût de transport demeure l’objectif principal à optimiser par les chercheurs, et les métaheuristique sont les approches largement utilisées pour résoudre ces problèmes. Bien que dans quelques problèmes de transport multimodal, les incertitudes ont été considérées, la variante du transport multimodal avec localisation de terminaux n’est pas abordée sous incertitudes dans aucun des travaux de la littérature largement cités.

Dans la section suivante, nous proposons de nouveaux problèmes d’optimisation robuste pour la prise en compte des incertitudes dans le problème ITLP [Abbassi et al. 2019].

3.6 Modèles d’optimisation robuste du transport intermodal

L’objectif principal de cette section est de proposer des modèles d’optimisation robuste afin de trouver des meilleures solutions robustes pour le problème du transport multimodal ITLP sous incertitudes.

3.6.1 Optimisation robuste de l’ITLP avec des coûts d’utilisation incertains

On commence d’abord par le cas d’optimisation robuste du problème *ITLP* où les coûts d’utilisation de terminaux sont affectés par des incertitudes. On utilise la formulation des

pires des cas ; cette formulation exige les paramètres suivants :

S_{UC} : Ensemble de scénarios pour les coûts incertains d'utilisation de terminaux.

F_k^s : Coût d'utilisation du terminal k associé au scénario s .

f_s^* : La meilleure valeur de la fonction objectif associée au scénario s .

Rf_s : Valeur du regret associé à la meilleure solution du scénario s .

La résolution du modèle mathématique ayant la fonction objectif (27) permet de trouver la valeur de la meilleure solution associée au scénario $s \in S_{UC}$.

$$\text{Min} \sum_{i,j \in N; k,m \in K} c_{ij}^{km} x_{ij}^{km} + \sum_{i,j \in N} c_{ij} w_{ij} + \sum_{k \in K} F_k^s y_k \quad (3.27)$$

$$\text{s.c.} \quad (21) - (26)$$

Afin de déterminer la solution robuste, et puisque on ignore quel scénario qui serait survenu, la formulation Min-Max des pires des cas consiste à résoudre le problème d'optimisation robuste suivant.

$$\text{Min max}_{s \in S_{UC}} Rf_s \quad (3.28)$$

$$\text{s.c.} \quad (21) - (26)$$

$$Rf_s = \left(\sum_{i,j \in N; k,m \in K} c_{ij}^{km} x_{ij}^{km} + \sum_{i,j \in N} c_{ij} w_{ij} + \sum_{k \in K} F_k^s y_k \right) - f_s^* \quad s \in S_{UC} \quad (3.29)$$

3.6.2 Optimisation robuste de l'ITLP avec des capacités incertaines

Nous considérons ensuite les incertitudes sur les capacités de terminaux. La formulation du problème d'optimisation robuste représentant ce cas, nécessite la prise en compte de ces paramètres :

S_c : Ensemble de scénarios pour les capacités incertaines de terminaux.

C_k^s : Capacité du terminal k associé au scénario s .

f_s^* : La meilleure valeur de la fonction objectif associée au scénario s .

Rf_s : Valeur du regret associé à la meilleure solution du scénario s .

Pour le scénario s , le modèle mathématique (30)–(31) permet de déterminer la meilleure solution associée au scénario $s \in S_C$.

$$\text{Min} \quad \sum_{i,j \in N; k, m \in K} c_{ij}^{km} x_{ij}^{km} + \sum_{i,j \in N} c_{ij} w_{ij} + \sum_{k \in K} F_k y_k \quad (3.30)$$

$$\text{s.c.} \quad (21) \quad \text{et} \quad (23) - (26)$$

$$\sum_{i,j \in N; m \in K} x_{ij}^{km} + \sum_{i,j \in N; m \in K} x_{ij}^{mk} \leq C_k^s \quad k \in K \quad s \in S_C \quad (3.31)$$

Nous passons ensuite au modèle d'optimisation robuste (32)–(33) afin de trouver la meilleure solution robuste au problème *ITLP* avec incertitudes sur les capacités de terminaux.

$$\text{Min} \quad \max_{s \in S_C} Rf_s \quad (3.32)$$

$$\text{s.c.} \quad (21), (23) - (26) \quad \text{et} \quad (31)$$

$$Rf_s = \left(\sum_{i,j \in N; k, m \in K} c_{ij}^{km} x_{ij}^{km} + \sum_{i,j \in N} c_{ij} w_{ij} + \sum_{k \in K} F_k y_k \right) - f_s^* \quad s \in S_C \quad (3.33)$$

3.6.3 Optimisation robuste de l'ITLP avec des coûts de transport incertains

D'une manière similaire à ce que nous avons effectué pour les autres types d'incertitude, nous présentons cette fois-ci un modèle d'optimisation robuste pour le problème de transport multimodal avec localisation de terminaux où les coûts de transport sont supposés incertains. Nous définissons d'abord quelques paramètres nécessaires pour la formulation.

S_T : Ensemble de scénarios pour le coût de transport incertain.

$c_{ij}(s)$: Coût de transport unimodal associé au lien origine-destination (i, j) au scénario s .

$c_{ij}^{km}(s)$: Coût de transport intermodal au scénario s entre l'origine et la destination (i, j) et via les terminaux k et m .

f_s^* : La meilleure valeur de la fonction objectif associée au scénario s .

Rf_s : Valeur du regret associé à la meilleure solution du scénario s .

La formulation suivante correspond au scénario $s \in S_{TC}$; elle permet de trouver la meilleure solution associée à ce scénario.

$$\begin{aligned} \text{Min} \quad & \sum_{i,j \in N; k, m \in K} c_{ij}^{km}(s) x_{ij}^{km} + \sum_{i,j \in N} c_{ij}(s) w_{ij} + \sum_{k \in K} F_k y_k \quad (3.34) \\ \text{s.c.} \quad & (21) - (26) \end{aligned}$$

Finalement, on résout le problème d'optimisation robuste suivant afin de déterminer la meilleure solution robuste pour le problème *ITLP* avec des coûts de transport incertains.

$$\text{Min max}_{s \in S_{TC}} Rf_s \quad (3.35)$$

$$\text{s.c.} \quad (21) - (26)$$

$$Rf_s = \left(\sum_{i,j \in N; k, m \in K} c_{ij}^{km}(s) x_{ij}^{km} + \sum_{i,j \in N} c_{ij}(s) w_{ij} + \sum_{k \in K} F_k y_k \right) - f_s^* \quad s \in S_{TC} \quad (3.36)$$

Le problème déterministe et les trois problèmes d'optimisation robuste seront validés et résolus ensuite par le solveur *Cplex* et des méthodes que nous avons proposées. Vu la non linéarité des modèles d'optimisation robuste précédents, lors de l'utilisation du *Cplex*, on peut majorer tous les Rf_s par une seule variable de decision R et injecter la formule $Rf_s \leq R \quad \forall s$ dans les contraintes.

3.7 Méthodes PBSA et PBSA-Exact

Dans cette section, nous proposons deux approches de résolution basées sur l'algorithme du recuit simulé. La première, dite *PBSA*, est une version développée du recuit simulé à base de population et la deuxième est une méthode hybride qui combine la méthode *PBSA* et une méthode exacte. Pour simplifier, nous présentons ces deux méthodes pour le cas déterministe afin de montrer les différents détails et leur fonctionnement sur un problème d'optimisation.

3.7.1 Méthode de recuit simulé à base de population PBSA

Le recuit simulé est une métaheuristique proposée par [Metropolis et Rosenbluth, 1953]. A titre de rappel, elle permet de construire une solution initiale et générer de nouvelles solutions dans le voisinage de la solution courante à chaque itération. Si la valeur de la fonction objectif de la nouvelle solution est meilleure que la valeur de la solution courante, une étape de mise à jour est effectuée. Sinon, on calcule l'écart entre les valeurs des

deux solutions (ΔE) et la nouvelle solution est acceptée selon une probabilité $\exp(-\frac{\Delta}{T})$ où T représente la température à l'itération courante. D'où, la probabilité d'accepter de mauvaises solutions devient de plus en plus faible. Ainsi, le recuit simulé *SA* retourne une bonne solution finale.

Différemment à la méthode classique du recuit simulé, nous avons amélioré cette méthode en se basant sur des populations et cinq heuristiques pour la recherche de bonnes solutions voisines.

La première heuristique est dite *Path-swap*. Elle est utilisée pour construire une solution avec des trajets différents de la solution courante. Nous choisissons par exemple deux trajets intermodaux aléatoirement et nous permutons leurs terminaux d'origine. Cette étape dite *Swap-Origin-Terminal* est illustrée dans la figure 3(b).

On peut également faire la même procédure pour les terminaux de destination. L'heuristique *Swap-Destination-Terminal* consiste à choisir deux trajets origine-destination et de permuter leurs terminaux de destination. D'où la solution de référence (a) devient une solution différente comme le montre la figure 3(c).

La troisième heuristique de cette catégorie dite *Swap-OD-Terminal* est très simple et rapide; elle consiste à permuter les terminaux du même trajet. Par exemple, le chemin 1 – 2 – 4 – 2 de la solution courante devient 1 – 4 – 2 – 2 dans la nouvelle solution illustrée dans la figure 3(d). Ces heuristiques sont simples et facilement manipulables mais elles assurent une diversification très remarquable et cela sera justifié par les résultats obtenus.

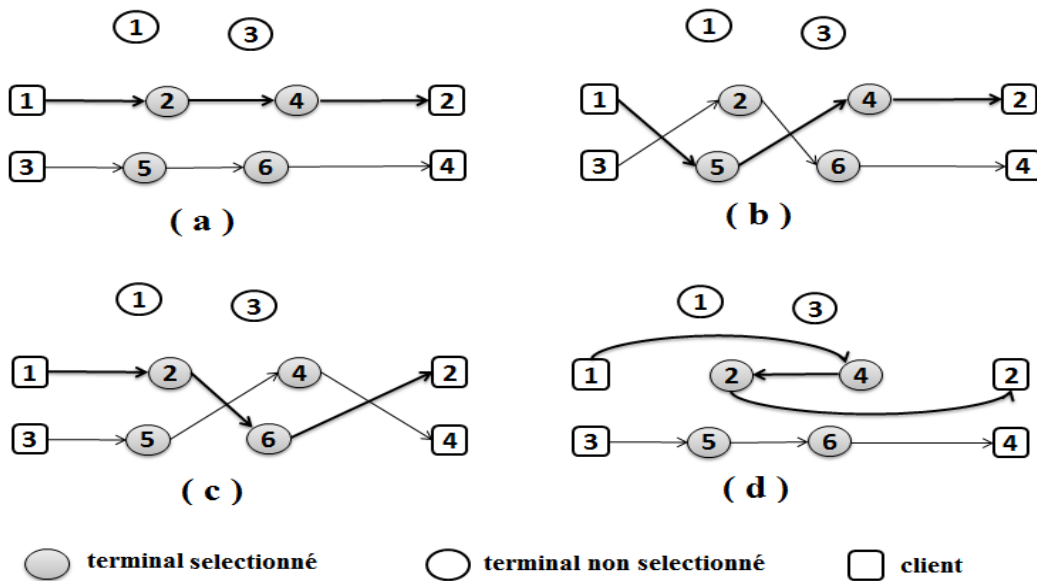


FIGURE 3.3 – Description de l'heuristique Path-swap

Une autre heuristique que nous avons utilisée dite Mode-Swap permet de modifier les fractions des demandes transportées unimodalement et intermodalement entre les différents clients du réseau. Elle consiste à choisir un lien origine-destination et répartir les quantités de marchandises transportées via les terminaux avec le service unimodal ou inversement. Cette heuristique est illustrée dans l'exemple de la figure 4(e).

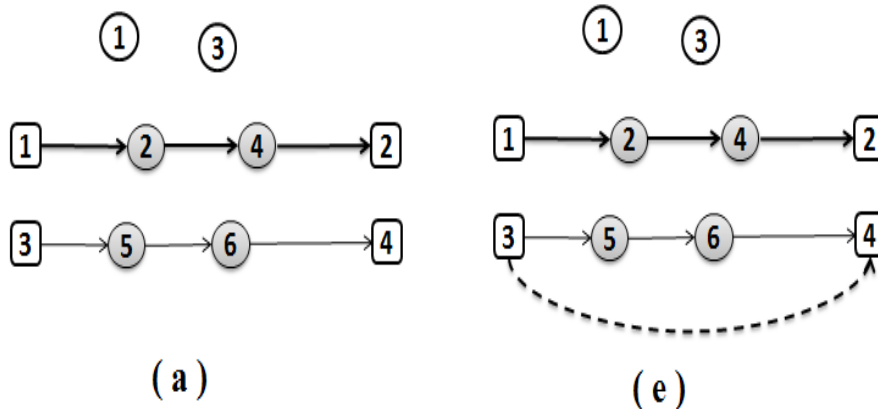


FIGURE 3.4 – Description de l'heuristique Mode-Swap

Pour changer la décision de localisation dans la solution courante, nous introduisons l'heuristique *Relocate* qui consiste à fermer un terminal ouvert et d'ouvrir un autre qui était fermé ; les clients servis intermodalement via l'ancien terminal seront ensuite affectés au nouveau terminal ; cette heuristique est représentée dans la figure 5 suivante.

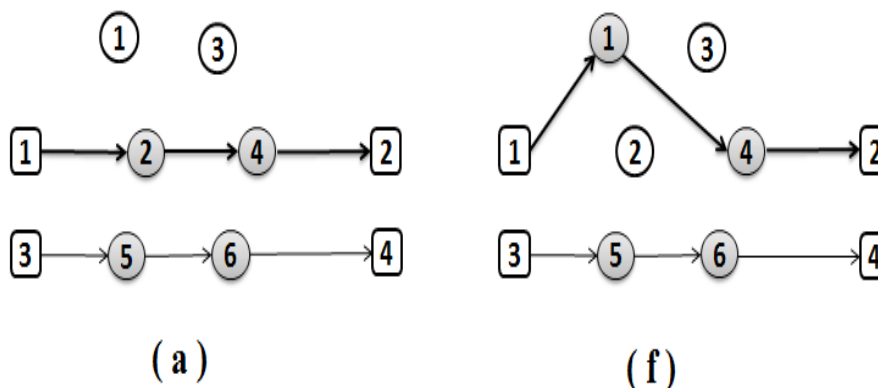


FIGURE 3.5 – Description de l'heuristique Relocate

L'heuristique suivante dite *Open-Additional* consiste à choisir aléatoirement un terminal fermé et de l'ajouter à la liste des terminaux ouverts. Il joue ensuite le rôle d'un terminal d'origine ou de destination pour quelques clients. Ceci est montré dans la figure 6 pour le terminal 3.

Algorithm 1 : Méthode de recuit simulé à base de population PBSA

```

1 : Générer une liste initiale de solutions réalisables  $S_1, \dots, S_n$  et calculer leurs valeurs  $f(S_i)$ 
2 :  $T_0 \leftarrow T, \bar{S}_i \leftarrow S_i$ 
3 : while ( $T > T_f$ ) do
4 :   Pour chaque solution de la population courante
5 :      $\tau_1 \leftarrow rand(0, 1)$ 
6 :     if ( $\tau_1 < 0.5$ )
7 :       Générer une nouvelle solution en utilisant l'heuristic "Eliminate"
8 :     else
9 :       Générer une nouvelle solution en utilisant l'heuristic "Open-Additional"
10 :    end if
11 :    Mise à jour de la solution courante
12 :     $\tau_2 \leftarrow randi(3)$ 
13 :    if ( $\tau_2 = 1$ )
14 :      Générer une nouvelle solution en utilisant l'heuristic "Swap-Origin-Terminal"
15 :    if ( $\tau_2 = 2$ )
16 :      Générer une nouvelle solution en utilisant l'heuristic "Swap-Destination-Terminal"
17 :    if ( $\tau_2 = 3$ )
18 :      Générer une nouvelle solution en utilisant l'heuristic "Swap-OD-Terminal"
19 :    end if
20 :    Mise à jour de la solution courante
21 :    Utiliser l'heuristic "Relocate" pour modifier la solution courante
22 :    Utiliser l'heuristic "Mode-Swap" pour modifier la solution courante
23 :     $\Delta E_i = f(\bar{S}_i) - f(S_i)$ 
24 :    if ( $\Delta E_i > 0$ )
25 :       $\bar{S}_i \leftarrow S_i$ 
26 :    else
27 :       $\rho = rand(0, 1)$ 
28 :      if  $\rho > \exp(-\frac{\Delta E_i}{T})$ 
29 :         $\bar{S}_i \leftarrow S_i$ 
30 :      end if
31 :    end if
32 :  end if
33 : end for
34 :  $X_{Best} \leftarrow S_l$  tel que  $f(S_l) = \min_i \{f(S_i)\}$ 
35 :  $F_{Best} \leftarrow \min_i \{f(S_i)\}$ 
36 :  $T \leftarrow \alpha.T, \alpha \in [0, 1]$ 
37 : end while
38 : Retourner et Archiver  $X_{Best}$  et  $F_{Best}$ 

```

3.7.2 Méthode PBSA combinée avec une approche exacte

La meilleure solution obtenue par la méthode précédente *PBSA* à une valeur minimale de la fonction objectif. Elle propose une bonne décision de localisation de terminaux et de la distribution de marchandises aux différents clients du réseau. Nous pouvons la considérer comme une bonne solution de départ pour l'approche exacte que nous décrivons ensuite.

Notre approche hybride *PBSA-Exact* consiste à garder la décision de localisation y_k proposée par la méthode *PBSA*, de réduire le modèle initial en un modèle avec moins de variables et moins de contraintes et de faire appel ensuite à la méthode exacte de Matlab-2014. Soit \tilde{K} l'ensemble de terminaux utilisés dans la solution obtenue par la méthode *PBSA*. Nous définissons cet ensemble par $\tilde{K} = \{k \in K : y_k = 1\}$. D'où, le problème d'optimisation réduit est de la forme suivante.

$$\text{Min} \quad \sum_{i,j \in N; k, m \in \tilde{K}} c_{ij}^{km} \cdot x_{ij}^{km} + \sum_{i,j \in N} c_{ij} \cdot w_{ij} \quad (3.37)$$

$$\sum_{k, m \in \tilde{K}} x_{ij}^{km} + w_{ij} = q_{ij} \quad \forall i, j \in N \quad (3.38)$$

$$\sum_{i,j \in N; m \in \tilde{K}} x_{ij}^{km} + \sum_{i,j \in N; m \in \tilde{K}} x_{ij}^{mk} \leq C_k \quad \forall k \in \tilde{K} \quad (3.39)$$

$$x_{ij}^{km} \geq 0, \quad w_{ij} \geq 0 \quad \forall i, j \in N \quad \forall k, m \in \tilde{K} \quad (3.40)$$

Les contraintes (38) et (39) sont respectivement équivalentes aux contraintes (21) et (22). En revanche, les contraintes (23) et (24) sont éliminées pour éviter la redondance avec la contrainte (38). Le coût total d'utilisation des terminaux est également éliminé du modèle réduit car il représente une constante qui n'est autre que le coût d'utilisation des terminaux recommandés par la méthode *PBSA*. Le nouveau modèle réduit (37) – (40) est résolu ensuite par l'approche exacte de Matlab. L'algorithme 2 montre les principales étapes de la méthode *PBSA-Exact*.

À notre connaissance, cette approche combinant des méthodes approchées et exactes n'a pas été proposée dans la littérature pour les problèmes de transport multimodal. Nous testons ces deux approches *PBSA* et *PBSA – Exact* sur des instances générées aléatoirement pour mesurer leurs efficacités et nous les adaptons ensuite à un réseau réels dans la section suivante.

Algorithm 2 : Méthode de recuit simulé à base de population combinée avec une approche exacte PBSA-Exact

- 1 : Utiliser la meilleure solution de la méthode PBSA comme solution initiale $X_{Best}^* \leftarrow X_{Best}$ et $F_{Best}^* \leftarrow F_{Best}$
 - 2 : Construire le modèle réduit du problème
 - 3 : Résoudre le problème réduit par l'approche exacte de Matlab
 - 4 : Obtenir la meilleure solution et sa valeur
-

3.7.3 Description des instances de test

La validation des modèles du problème *ITLP* et le test des approches de résolution que nous avons proposées sont effectués sur des données générées aléatoirement. Pour chaque instance, nous déterminons d'abord le nombre de terminaux potentiels et le nombre de clients dans le réseau. Leurs coordonnées sont choisies aléatoirement dans l'espace euclidien entre $(0, 0)$ et $(5000, 5000)$. Les capacités des terminaux et les demandes des clients sont respectivement choisis aléatoirement dans les intervalles $[0, 10000]$ et $[0, 500]$. Le coût d'utilisation de chaque terminal est pris au hasard dans l'intervalle $[0, 500]$. Le coût de transport direct c_{ij} entre les clients (i, j) est calculé en fonction de la distance euclidienne $d_{ij} \quad \forall i, j \in N$. Cependant, le coût c_{ij}^{km} est calculé en fonction de trois composantes ; la distance entre le client i et le terminal d'origine k , la distance entre le terminal de destination m et le client j et la distance entre les terminaux k et m [Lin et al. 2014].

3.8 Résultats expérimentaux

Avant d'adapter les modèles et les méthodes que nous avons proposés sur un réseau réel, nous préférons d'abord les tester sur les instances générées. Ces instances sont résolues par la méthode *PBSA* et la méthode *PBSA-Exact*. Une comparaison est également effectuée avec la méthode classique de recuit simulé et le solveur *Cplex*.

3.8.1 Étude comparative des approches de résolution

Le tableau 3 montre une comparaison entre les différentes approches de résolution ainsi que le solveur *Cplex*. La première et la deuxième colonne représentent respectivement le nombre de terminaux et le nombre de clients de chaque instance testée. Les quatre colonnes suivantes montrent la valeur de la fonction objectif associée à la meilleure solution obtenue par chaque méthode. Alors que les quatre dernières colonnes représentent le temps

de calcul requis par les différentes approches.

TABLE 3.3 – Résultats obtenus par Cplex, recuit simulé SA, PBSA et PBSA-Exact

Nombre		Valeur de la fonction objectif ($\times 10^7$)				CPU			
Terminaux	Clients	Cplex	M 1	M 2	M 3	Cplex	M 1	M 2	M 3
5	5	1,49	1,518	1,492	1,49	0,13	0,11	0,69	0,69
10	10	5,886	5,977	5,945	5,912	0,25	0,28	5,05	5,05
20	10	26,362	27,099	26,955	26,733	0,6	1,33	3,31	3,31
10	30	4,769	5,926	5,123	4,992	1,3	1,7	36,29	36,3
20	20	25,647	27,385	26,995	26,412	3,3	4,18	11,5	11,5
20	30	N	25,903	25,226	24,444	N	7,71	19,81	20,65
30	20	N	61,178	60,467	60,009	N	9,77	16,75	16,76
20	40	N	25,614	24,77	23,677	N	12,26	29,46	36,5
30	30	N	58,597	57,476	57,403	N	18,87	34,36	34,38
40	20	N	107,191	106,844	105,209	N	16,31	31,43	31,46
40	30	N	106,004	104,952	102,779	N	29,83	59,24	59,27
40	40	N	108,057	107,141	104,976	N	46,17	118,19	118,25
50	30	N	163,921	163,307	161,322	N	59,35	131,86	131,91
50	40	N	163,613	162,861	160,584	N	89,87	231,26	231,34
50	50	N	161,306	160,566	157,283	N	141,35	348,2	348,33
50	100	N	159,065	157,605	150,499	N	432,09	1060,04	1060,55
100	50	N	651,323	650,709	646,728	N	464,99	1110,86	1111,38

M1 : recuit simulé / M2 : recuit simulé à base de population PBSA / M3 : méthode PBSA combinée avec approche exact PBSA-Exact / N : non résolu .

Les résultats obtenus montrent que le solveur Cplex n'a pu trouver des solutions que pour les instances de petites tailles. Cependant, les approches *SA*, *PBSA* et *PBSA-Exact* ont pu résoudre toutes les instances. En termes de valeur minimale de la fonction objectif, les résultats de la méthode PBSA sont meilleures que ceux de la méthode classique du recuit simulé pour toutes les instances petites, moyennes et larges. Ceci montre l'avantage de développer la méthode mono-solution (*SA*) en une méthode à base de population et avec une série d'heuristiques pour l'amélioration. En outre, la méthode proposée *PBSA-Exact* montre une supériorité par rapport aux autres approches *SA* et *PBSA*. Quant aux petites instances, elle a pu obtenir des solutions ayant des valeurs très proches de celles obtenues par *Cplex*. En faisant une comparaison entre la méthode hybride *PBSA-Exact* et la méthode approchée *PBSA*, on peut comprendre l'utilité de combiner

une métaheuristique avec une approche exacte. En analysant les résultats de *PBSA-Exact* pour les instances larges qui ne sont pas résolus par *Cplex* (exact), on constate l'importance de précéder la méthode exacte par une métaheuristique permettant de trouver une bonne solution de départ.

La méthode *PBSA* est relativement lente par rapport à la méthode classique du recuit simulé. Ceci est tout à fait normal vu le nombre de solutions testées et évaluées dans la population par la méthode *PBSA* ainsi que les instructions d'amélioration par les heuristiques ajoutées. C'est également remarqué pour l'approche hybride *PBSA-Exact* qui demande un temps d'exécution élevé par rapport aux autres méthodes surtout pour les grandes instances.

3.8.2 Étude d'un réseau réel

Après avoir testé les approches de résolution proposées sur des benchmarks générées aléatoirement et prouvé l'efficacité de la méthode hybride *PBSA-Exact*, nous testons encore ces approches ainsi que les modèles d'optimisation déterministe et robuste de l'ITLP sur un réseau réel. C'est un réseau international composé de 20 terminaux et 20 clients. La figure 8 illustre les positions géographiques de ces nœuds.



FIGURE 3.8 – Un réseau international du transport intermodal

Cette instance réelle est complétée par une génération des demandes des clients. Les coûts et les capacités des terminaux sont pris de leurs sites-webs. Concernant le cas déterministe, toutes les données de cette instance sont supposées nominales. Cependant, pour les trois cas d'incertitudes nous considérons cinq scénarios. Les paramètres associés à chaque scénario sont générés aléatoirement dans les intervalles $[\bar{a} - \hat{a}, \bar{a} + \hat{a}]$ où \bar{a} est la valeur nominale du paramètre affecté par incertitude et \hat{a} est la variation maximale. Le tableau 4 résume les résultats obtenus par les différentes approches de résolution pour les problèmes d'optimisation déterministe et robuste.

TABLE 3.4 – Résultats obtenus par les approches proposées pour le cas déterministe et robuste

Modèle	Déterministe	Coût d'ouverture incertain	Capacité incertaine	Coût de transport incertain
Cplex	1482,05	1483,18	1482,4	N
SA	1613,59	1641,04	1633,6	2492,67
PBSA	1598,54	1609,15	1614,13	2492,67
PBSA-Exact	1564,12	1570,79	1564,9	2453,49
Dev 1	131,54	157,86	151,2	-
Dev 2	116,48	125,97	131,73	-
Dev 3	82,07	87,6	82,5	-

La première colonne du tableau représente le modèle d'optimisation considéré avec ou sans incertitudes. Les quatre colonnes suivantes présentent les valeurs des meilleures solutions obtenues pour chaque cas par les différentes approches. Alors que les trois dernières colonnes décrivent la déviation des résultats des trois méthodes *SA*, *PBSA* et *PBSA – Exact* par rapport aux résultats du *Cplex*.

Le solveur *Cplex* a pu résoudre en optimalité le problème déterministe et les deux premiers problèmes d'optimisation robuste. Cependant il n'a trouvé aucune solution pour le problème d'optimisation robuste où les coûts de transport sont incertains. Les trois autres approches ont pu résoudre tous les problèmes avec et sans incertitudes, et la méthode *PBSA – Exact* a prouvé encore sa supériorité; les déviations adhèrent également à ce constat.

On remarque également que parmi ces trois cas d'optimisation robuste, le cas avec incertitudes sur les capacités est caractérisé par un coût total minimal. En revanche, les solutions robustes du problème d'optimisation avec des coûts de transport incertains ont un coût total très élevé par rapport aux solutions robustes des autres cas d'incertitude. Nous pouvons donc déduire l'impact de la robustesse et le type d'incertitude sur le coût

total de distribution intermodale et localisation de terminaux.

Les décisions stratégiques et opérationnelles du problème *ITLP* sont également influencées par les incertitudes. Le tableau 5 montre les terminaux localisés (sélectionnés) au cas déterministe et robuste.

TABLE 3.5 – Terminaux sélectionnés par les meilleures solutions du problème déterministe et robuste

Modèle	Terminaux sélectionnés
Déterministe	1 – 2 – 3 – 4 – 5 – 6 – 8 – 9 – 10 – 11 – 12 – 13 – 14 – 15 – 16 – 17 – 18 – 19 – 20
Coût d’ouverture incertain	1 – 2 – 5 – 6 – 8 – 9 – 10 – 11 – 12 – 13 – 14 – 15 – 16 – 17 – 18 – 19 – 20
Capacité incertaine	1 – 2 – 3 – 4 – 5 – 6 – 8 – 9 – 10 – 11 – 12 – 13 – 14 – 15 – 16 – 17 – 18 – 19 – 20
Coût de transport incertain	1 – 2 – 4 – 5 – 6 – 8 – 9 – 10 – 11 – 12 – 13 – 15 – 16 – 18 – 19 – 20

Nous constatons que la stratégie de localisation suggérée par la meilleure solution nominale du problème déterministe est différente de celle dans le cas d’incertitude sur les coûts d’ouverture ou les coûts de transport. En outre, la solution robuste face aux incertitudes sur les coûts de transport exige un nombre réduit de terminaux ouverts. En revanche, lorsque les incertitudes affectent les capacités des terminaux, la solution robuste exige l’ouverture d’un nombre élevé de terminaux pour assurer le transport intermodal. Concernant la décision opérationnelle, la figure 9 montre le pourcentage du flux transporté unimodalement et intermodalement au cas déterministe et aux cas robustes.

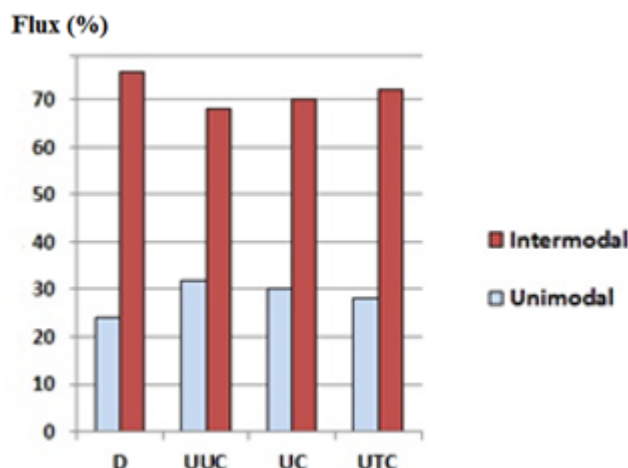


FIGURE 3.9 – Flux transportés unimodalement et intermodalement dans le cas déterministe et robuste

La notation *D* de la figure 9 représente le cas déterministe, alors que *UUC*, *UC* et *UTC* désignent respectivement le cas d’incertitude sur les coûts d’utilisation des terminaux, les incertitudes sur les capacités des terminaux et les incertitudes sur le coût de transport.

On remarque que dans tous les cas avec et sans incertitudes, la multimodalité domine l'unimodalité lors du transport des marchandises entre les clients du réseau étudié. Une baisse du flux passant via les terminaux est remarquable lorsque les terminaux sont affectés par des incertitudes aux coûts d'utilisation ou à leurs capacités. Ce qui prouve l'impact de la robustesse et le type d'incertitude sur la stratégie de distribution multimodale. L'efficacité d'une solution réalisable robuste dépend de sa valeur et de l'écart qu'elle marque par rapport à la valeur de la solution nominale. Cet écart est considéré comme le prix ou le coût à payer pour utiliser une solution robuste plutôt qu'une solution nominale. Une solution ayant un écart faible est dite plus conservatrice [Gabrel et al. 2014] et [Bertsimas et Sim, 2003]. La figure 10 décrit les déviations des meilleures solutions robustes obtenues.

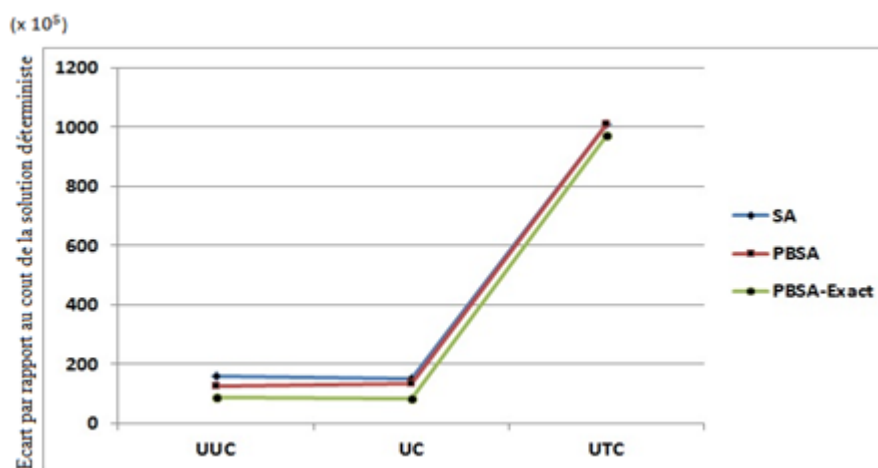


FIGURE 3.10 – Déviations des meilleures solutions robustes obtenues

Nous pouvons tirer plusieurs remarques de cette figure. D'abord, la méthode hybride *PBSA – Exact* a montré encore son efficacité vu que ses solutions sont caractérisées par une faible déviation, suivie par la méthode *PBSA* à base de population en deuxième position. Nous constatons également que lorsque les incertitudes affectent les coûts d'utilisation et surtout les capacités des terminaux, des petites déviations sont remarquées par rapport à la meilleure solution nominale. Cependant, le transport intermodal de marchandise est très sensible aux incertitudes sur les coûts de transport ; dans ce cas une large déviation est remarquée et une immense perturbation survient. D'où l'impact des incertitudes sur le conservatisme des meilleures solutions robustes.

3.9 Conclusion

Nous avons proposé des formulations d'optimisation robuste pour le problème de transport multimodal avec localisation de terminaux. Ces formulations permettent d'obtenir des solutions robustes faces aux incertitudes sur les coûts de transport, les coûts d'utilisation et les capacités des terminaux. Mais avant de proposer ces modèles, nous avons au premier lieu rappelé les notions de base de l'optimisation robuste. Nous avons également proposé deux méthodes de résolution basées sur le recuit simulé ; la première PBSA est une version développée du SA et qui est à base de population. La deuxième est une méthode hybride combinant la métaheuristique PBSA et une approche exacte. Les modèles et les méthodes proposées sont testés sur des benchmarks générés aléatoirement et sur un réseau international réel. Nous avons remarqué l'importance de la méthode PBSA qui domine la méthode classique du recuit simulé SA. Ceci peut être interprété par les améliorations menées par les heuristiques introduites et la diversité de solutions que la population assure. Dans le même esprit, la méthode hybride PBSA-Exact est plus efficace ; ceci a été prouvé et justifié par les résultats obtenus. Nous avons également souligné l'impact de la robustesse et le type d'incertitude sur les meilleures solutions, elles sont largement différentes de celles du problème déterministe en termes de flux, des terminaux sélectionnés et des valeurs de la fonction objectif.

Conclusion générale

Nombreux sont les produits exportés par le Maroc ou importés en provenance de ses clients internationaux. Nous nous sommes intéressés au transport multimodal de deux catégories de produits. La première concerne les produits périssables qui perdent leurs qualités rapidement comme les fruits et les légumes et la deuxième concerne les produits non périssables qui gardent leurs qualités pour longtemps et qui n'exigent pas de paramètres temporels pour la modélisation.

Après avoir présenté une motivation permettant de décrire les principaux accords commerciaux élaborés par notre pays et le profil marocain d'exportation et d'importation, nous avons présenté dans le premier chapitre les infrastructures et les réseaux de transport multimodal au Maroc. Nous avons exposé ensuite une synthèse des problèmes d'optimisation combinatoire concernant la multimodalité et nous avons également souligné les méthodes largement adaptées.

Deux problématiques majeures n'ont pas reçu autant d'attention dans la littérature. La première est liée à l'importation des produits agricoles vers des clients européens. Nous l'avons étudiée et modélisée sous forme d'un modèle multi-objectif qui prend en considération les capacités limitées des sites de production, la satisfaction des demandes des clients, les qualités des produits et les fenêtres du temps associées aux clients. Nous avons optimisé simultanément le coût total de transport et l'overtime maximal pour que les clients puissent recevoir les produits demandés avec le moindre temps additionnel. Nous avons proposé une méthode hybride de la NSGA-II et une version multi-objectif de la méthode GRASP afin de trouver des solutions de compromis. Après un test sur des instances construites, nous avons adapté le modèle et les méthodes à un réseau réel, ce qui nous a permis de tirer plusieurs remarques sur les modes de transport convenables, les ports choisis, les flux des produits acheminés ainsi que l'impact de la durée de vie sur les décisions prises. Les résultats obtenus ont montré l'efficacité de l'approche hybride basée sur la NSGA-II en comparaison avec l'autre approche.

Une autre problématique du transport multimodal qui exige la localisation des terminaux, a été également étudiée dans cette thèse. C'est un problème mono-objectif permettant de transporter des marchandises vers les clients en prenant en considération les capacités des terminaux et la satisfaction des demandes en minimisant le coût total de transport et de localisation. Ce problème reflète la réalité du transport multimodal des produits non périssables indépendamment de leur nature et leur qualité et indépendamment des paramètres temporels. Après une description des hypothèses de ce problème et sa version déterministe, nous avons proposé trois nouveaux modèles d'optimisation robuste afin d'introduire respectivement les incertitudes sur les coûts de transport, les coûts d'utilisation et les capacités des terminaux. Pour résoudre les problèmes d'optimisation déterministe et robuste, nous avons amélioré la méthode du recuit simulé en la développant en une méthode à base de population combinée avec des heuristiques d'amélioration. Les résultats obtenus montrent l'efficacité de cette approche. La deuxième méthode que nous avons proposée est une approche hybride combinant une métaheuristique du recuit simulé de la première phase et une approche exacte à la deuxième phase après une réduction du modèle initial. Les résultats obtenus ont montré la supériorité et l'efficacité de cette méthode par rapport aux autres. L'étude a été appliquée non seulement sur des instances générées, mais aussi sur un réseau international multimodal. En analysant les résultats, nous avons pu comprendre à quel point il est important de combiner les méthodes exactes et approchées. Nous avons également constaté l'importance d'introduire la robustesse lorsque des paramètres du problème sont incertains.

Les limites soulignées à l'issue de ces études ouvrent de nombreuses perspectives. Au niveau des méthodes par exemple, une piste d'amélioration serait d'adapter des approches de simulation afin de tester l'applicabilité en pratique des solutions obtenues pour chaque problème. Quant aux modèles proposés, nous envisageons des améliorations pour introduire de nouvelles contraintes réalistes, considérer tous les modes de transport et d'autres types de terminaux ainsi qu'étudier d'autres sources d'incertitudes.

Liste des publications

Nos travaux de recherche ont fait l'objet de quelques publications dans des journaux internationaux et dans des conférences avec comité de lecture.

Publications :

- 2) Abbassi, A., Alaoui, A. E., & Boukachour, J. (2019). "Robust optimisation of the intermodal freight transport problem : modeling and solving with an efficient hybrid approach". *Journal of Computational Science*, (30), 127-142.
- 1) Abbassi, A., Alaoui, A. E., & Boukachour, J. (2018). Modelling and solving a bi-objective intermodal transport problem of agricultural products. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 9(4), 439-460.
- 3) Abbassi, A., Alaoui, A. E., & Boukachour, J. (2018, April). Integrated location-distribution problem with two levels and time window. In *Logistics Operations Management (GOL), 2018 4th International Conference on* (pp. 1-5). IEEE.
- 4) Abbassi, A., Alaoui, A. E., & Boukachour, J. (2016, May). Intermodal transport of vegetables from Morocco to Europe. In *Logistics Operations Management (GOL), 2016 3rd International Conference on* (pp. 1-5). IEEE.
- 5) Abderrahman, A., Karim, E. B., Ahmed, E. H. A., & Adil, B. (2017). A hybrid algorithm for vehicle routing problem with time windows and target time. *Journal of Theoretical & Applied Information Technology*, 95(1).

Communications :

- 1) Abbassi, A., Alaoui, A. E., & Boukachour, J. Comparative study of mutualisations scenarios for distributing non-medical products. La troisième conférence Smart Cities and Applications, du 10 au 11 October 2018, Tétoua, Maroc.
- 2) Abbassi, A., Alaoui, A. E., & Boukachour, J. Integrated location-distribution problem with two levels and time window. La quatrième conférence internationale IEEE de La gestion des opérations et logistique GOL'18, du 11 au 12 Avril 2018 à l'université Normandie le Havre, France.

- 3)** Abbassi, A., Alaoui, A. E., & Boukachour, J. Intermodal transport of vegetables from Morocco to Europe. La troisième conférence internationale IEEE de La gestion des opérations et logistique GOL'16, du 23 au 25 Mai 2016, FST de Fès, Maroc.
- 4)** Abbassi, A., Alaoui, A. E., & Boukachour, J. Optimisation des tournées de véhicules avec date nominale. La onzième conférence internationale de l'Analyse numérique et de l'optimisation JANO'11, du 27 à 29 Avril 2016, Faculté des Sciences de Beni Mellal, Maroc.
- 5)** Abbassi, A., Alaoui, A. E., & Boukachour, J. Exportation des produits agricoles marocains. Le premier colloque national sur les Techniques économiques décisionnelles, le 14 Mai 2016, Faculté des Sciences de Meknès, Maroc.
- 6)** Abbassi, A., Alaoui, A. E., & Boukachour, J. Ajustement des temps de décollage pour éviter les problèmes de conflits aérien d'avions - résolution par méta-heuristiques. Pole de Technologie et Modélisation, le 17 Décembre 2015, FST Fès, Maroc.

Bibliographie

- [1] Abbassi, A., Alaoui, A. E., & Boukachour, J. (2019). “Robust optimisation of the intermodal freight transport problem : modeling and solving with an efficient hybrid approach”. *Journal of Computational Science*, (30), 127-142.
- [2] Abbassi, A., Alaoui, A., & Boukachour, J. (2018). Modelling and solving a bi-objective intermodal transport problem of agricultural products. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 9(4), 439-460.
- [3] Abbassi, A., Alaoui, A., & Boukachour, J. (2016). Intermodal transport of vegetables from Morocco to Europe. *The 3rd IEEE International Conference on Logistics Operations Management (GOL)*, 1-5.
- [4] Allcott, H., & Greenstone, M. (2012). Is there an energy efficiency gap?. *Journal of Economic Perspectives*, 26(1), 3-28.
- [5] Alumur, S. A., Kara, B. Y., & Karasan, O. E. (2012). Multimodal hub location and hub network design. *Omega*, 40(6), 927-939.
- [6] Alumur, S. A., Nickel, S., & Saldanha-da-Gama, F. (2012). Hub location under uncertainty. *Transportation Research Part B : Methodological*, 46(4), 529-543.
- [7] Alumur, S. A., Yaman, H., & Kara, B. Y. (2012). Hierarchical multimodal hub location problem with time-definite deliveries. *Transportation Research Part E : Logistics and Transportation Review*, 48(6), 1107-1120.
- [8] Abourraja, M. N. (2018). Gestion multi-agents d’un terminal à conteneurs (Doctoral dissertation, Normandie).
- [9] Adler, N., & Hashai, N. (2005). Effect of open skies in the Middle East region. *Transportation Research Part A : Policy and Practice*, 39(10), 878-894.
- [10] Andersen, J., & Christiansen, M. (2009). Designing new European rail freight services. *Journal of the Operational Research Society*, 60(3), 348-360.

-
- [11] Arnold, P., Peeters, D., Thomas, I., & Marchand, H. (2001). Pour une localisation optimale des centres de transbordement intermodaux entre réseaux de transport : formulation et extensions. *Canadian Geographer/Le Géographe canadien*, 45(3), 427-436.
- [12] Ayar, B., & Yaman, H. (2012). An intermodal multicommodity routing problem with scheduled services. *Computational optimization and applications*, 53(1), 131-153.
- [13] Aykin, T., & Brown, G. F. (1992). Interacting new facilities and location-allocation problems. *Transportation Science*, 26(3), 212-222.
- [14] 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.
- [15] Baykasoglu, A., & Subulan, K. (2016). A multi-objective sustainable load planning model for intermodal transportation networks with a real-life application. *Transportation Research Part E : Logistics and Transportation Review*, 95, 207-247.
- [16] Bellman, R. (1958). On a routing problem. *Quarterly of applied mathematics*, 16(1), 87-90.
- [17] Bertsimas, D., Sim, M., 2003. Robust discrete optimization and network flows. *Mathematical Programming* 98 (1–3), 49–71.
- [18] Bertsimas, D., Sim, M., (2004). The price of robustness. *Operations Research* 52 (1), 35–53.
- [19] Ben-Tal, A., & Nemirovski, A. (2008). Selected topics in robust convex optimization. *Mathematical Programming*, 112(1), 125-158.
- [20] Bierwirth, C., & Kuhpfahl, J. (2017). Extended GRASP for the job shop scheduling problem with total weighted tardiness objective. *European Journal of Operational Research*, 261(3), 835-848.
- [21] Bierwirth, C., Kirschstein, T., & Meisel, F. (2012). On transport service selection in intermodal rail/road distribution networks. *Business Research*, 5(2), 198-219.
- [22] Bokrantz, R., & Fredriksson, A. (2017). Necessary and sufficient conditions for Pareto efficiency in robust multiobjective optimization. *European Journal of Operational Research*, 262(2), 682-692.
- [23] Bortolini, M., Faccio, M., Ferrari, E., Gamberi, M., & Pilati, F. (2016). Fresh food sustainable distribution : cost, delivery time and carbon footprint three-objective optimization. *Journal of Food Engineering*, 174, 56-67.
-

-
- [24] Boukani, F. H., Moghaddam, B. F., & Pishvae, M. S. (2016). Robust optimization approach to capacitated single and multiple allocation hub location problems. *Computational and Applied Mathematics*, 35(1), 45-60.
- [25] Braekers, K., Caris, A., & Janssens, G. K. (2014). Bi-objective optimization of drayage operations in the service area of intermodal terminals. *Transportation Research Part E : Logistics and Transportation Review*, 65, 50-69.
- [26] Campbell, J. F. (1994). A survey of network hub location. *Studies in Locational Analysis*, 6, 31-49.
- [27] Campbell, J. F. (1994). Integer programming formulations of discrete hub location problems. *European Journal of Operational Research*, 72(2), 387-405.
- [28] Campbell, J., Ernst, A., & Krishnamoorthy, M. (2002). Hub location problems.
- [29] Cetiner, S., Sepil, C., & Süral, H. (2010). Hubbing and routing in postal delivery systems. *Annals of Operations research*, 181(1), 109-124.
- [30] 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.
- [31] Cho, J. H., Kim, H. S., & Choi, H. R. (2012). An intermodal transport network planning algorithm using dynamic programming—a case study : from Busan to Rotterdam in intermodal freight routing. *Applied Intelligence*, 36(3), 529-541.
- [32] Choong, S. T., Cole, M. H., & Kutanoglu, E. (2002). Empty container management for intermodal transportation networks. *Transportation Research Part E : Logistics and Transportation Review*, 38(6), 423-438.
- [33] Cohn, A., Davey, M., Schkade, L., Siegel, A., & Wong, C. (2008). Network design and flow problems with cross-arc costs. *European Journal of Operational Research*, 189(3), 890-901.
- [34] Collette, Y., & Siarry, P. (2013). Multiobjective optimization : principles and case studies. *Springer Science & Business Media*.
- [35] Crainic, T. G., & Kim, K. H. (2007). Intermodal transportation. *Handbooks in operations research and management science*, 14, 467-537.
- [36] Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., & Meyarivan, T. A. M. T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm : NSGA-II. *IEEE transactions on evolutionary computation*, 6(2), 182-197.
-

-
- [37] Deep, K., & Thakur, M. (2007). A new mutation operator for real coded genetic algorithms. *Applied mathematics and Computation*, 193(1), 211-230.
- [38] Demir, E., Burgholzer, W., Hrušovský, M., Arıkan, E., Jammerneegg, W., & Van Woensel, T. (2016). A green intermodal service network design problem with travel time uncertainty. *Transportation Research Part B : Methodological*, 93, 789-807.
- [39] Di Francesco, M., Lai, M., & Zuddas, P. (2013). Maritime repositioning of empty containers under uncertain port disruptions. *Computers & Industrial Engineering*, 64(3), 827-837.
- [40] Dijkstra, E. W. (1959). A note on two problems in connexion with graphs. *Numerische mathematik*, 1(1), 269-271.
- [41] Dorigo, M., Maniezzo, V., & Coloni, A. (1996). Ant system : optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 26(1), 29-41.
- [42] Duhamel, C., Lacomme, P., Prins, C., & Prodhon, C. (2010). A GRASP× ELS approach for the capacitated location-routing problem. *Computers & Operations Research*, 37(11), 1912-1923.
- [43] Eberhart, R., & Kennedy, J. (1995, October). A new optimizer using particle swarm theory. In Micro Machine and Human Science, 1995. MHS'95., *Proceedings of the Sixth IEEE International Symposium*, 39-43.
- [44] Elhedhli, S., & Hu, F. X. (2005). Hub-and-spoke network design with congestion. *Computers & Operations Research*, 32(6), 1615-1632.
- [45] Engelsman, M., M. Schwarz, L. Dong. (2013). Physics controversies in proton therapy. *Semin. Radiat. Oncol.* 23(2) 88–96.
- [46] 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.
- [47] Ernst, A. T., Hamacher, H., Jiang, H., Krishnamoorthy, M., & Woeginger, G. (2009). Uncapacitated single and multiple allocation p-hub center problems. *Computers & Operations Research*, 36(7), 2230-2241.
- [48] Etemadnia, H., Goetz, S. J., Canning, P., & Tavallali, M. S. (2015). Optimal wholesale facilities location within the fruit and vegetables supply chain with bimodal

-
- transportation options : An LP-MIP heuristic approach. *European Journal of Operational Research*, 244(2), 648-661.
- [49] Farooq, U., & Lam, C. P. (2009, May). A max-min multiobjective technique to optimize model based test suite. *The 10th IEEE ACIS International Conference on Software Engineering, Artificial Intelligences, Networking and Parallel/Distributed Computing*, 569-574.
- [50] Fonseca, C. M., & Fleming, P. J. (1993). Genetic Algorithms for Multiobjective Optimization : Formulation Discussion and Generalization. 93, 416-423.
- [51] Ford, L.R., et Fulkerson. D.R.(1962). Flows in Networks. *The RAND Corporation*.
- [52] Forkenbrock, D. J. (1999). External costs of intercity truck freight transportation. *Transportation Research Part A : Policy and Practice*, 33(7-8), 505-526.
- [53] Fotuhi, F., & Huynh, N. (2018). A reliable multi-period intermodal freight network expansion problem. *Computers & Industrial Engineering*, 115, 138-150.
- [54] Gabrel, V., Lacroix, M., Murat, C., & Remli, N. (2014). Robust location transportation problems under uncertain demands. *Discrete Applied Mathematics*, 164, 100-111.
- [55] Ghane-Ezabadi, M., & Vergara, H. A. (2016). Decomposition approach for integrated intermodal logistics network design. *Transportation Research Part E : Logistics and Transportation Review*, 89, 53-69.
- [56] Giagkiozis, I., & Fleming, P. J. (2015). Methods for multi-objective optimization : *An analysis*. *Information Sciences*, 293, 338-350.
- [57] Glover, F. (1986). Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. *Computers & operations research*, 13(5), 533-549.
- [58] 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.
- [59] Gorissen, B. L., Yanıkoğlu, İ., & den Hertog, D. (2015). A practical guide to robust optimization. *Omega*, 53, 124-137.
- [60] Groothedde, B., Ruijgrok, C., & Tavasszy, L. (2005). Towards collaborative, intermodal hub networks : A case study in the fast moving consumer goods market. *Transportation Research Part E : Logistics and Transportation Review*, 41(6), 567-583.
- [61] Haimes, Y. Y., & Chankong, V. (1983). Multiobjective decision making—theory and methodology.
-

-
- [62] Hamidi, M., Farahmand, K., Sajjadi, S., & Nygard, K. (2014). A heuristic algorithm for a multi-product four-layer capacitated location-routing problem. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 5(1), 87-100.
- [63] Hernandez-Rodriguez, G. (2011). Optimisation multi-objectif de réseaux de transport de gaz naturel. *Doctoral dissertation*.
- [64] 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.
- [65] Holland, J. (1975). Adaptation in natural and artificial systems : an introductory analysis with application to biology. *Control and artificial intelligence*.
- [66] Hsu, C. I., & Hsieh, Y. P. (2007). Routing, ship size, and sailing frequency decision-making for a maritime hub-and-spoke container network. *Mathematical and Computer Modelling*, 45(7-8), 899-916.
- [67] Ishfaq, R., & Sox, C. R. (2010). Intermodal logistics : The interplay of financial, operational and service issues. *Transportation Research Part E : Logistics and Transportation Review*, 46(6), 926-949.
- [68] Ishfaq, R., & Sox, C. R. (2012). Design of intermodal logistics networks with hub delays. *European Journal of Operational Research*, 220(3), 629-641.
- [69] Jiang, Y., Zhang, X., Rong, Y., & Zhang, Z. (2014). A multimodal location and routing model for hazardous materials transportation based on multi-commodity flow model. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 138, 791-799.
- [70] Kennedy, J., & Eberhart, R. Particle swarm optimization, *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, 1942-1948.
- [71] Knorr W., & Reuter C. (2005) . Ecological Transport Information Tool- Environmental Methodology and Data. *EcoTransIT*.
- [72] Kouvelis, P., Yu, G. (1997). Robust Discrete Optimization and Its Applications. *Kluwer Academic Publishers*.
- [73] Lalmazloumian, M., Wong, K. Y., Govindan, K., & Kannan, D. (2016). A robust optimization model for agile and build-to-order supply chain planning under uncertainties. *Annals of Operations Research*, 240(2), 435-470.
- [74] Lam, J. S. L., & Gu, Y. (2013). Port hinterland intermodal container flow optimisation with green concerns : a literature review and research agenda. *International Journal of Shipping and Transport Logistics*, 5(3), 257-281.
-

-
- [75] Lam, J. S. L., & Gu, Y. (2016). A market-oriented approach for intermodal network optimisation meeting cost, time and environmental requirements. *International Journal of Production Economics*, 171, 266-274.
- [76] Li, Z. C., Yin, Y., Lam, W. H. K., & Sumalee, A. (2016). Simultaneous optimization of fuel surcharges and transit service runs in a multimodal transport network : a time-dependent activity-based approach. *Transportation letters*, 8(1), 35-46.
- [77] Liefoghe, A. (2009). Métaheuristiques pour l'optimisation multi-objectif : Approches coopératives, prise en compte de l'incertitude et application en logistique. *Doctoral dissertation de Université des Sciences et Technologie*.
- [78] Limbourg, S., & Jourquin, B. (2009). Optimal rail-road container terminal locations on the European network. *Transportation Research Part E : Logistics and Transportation Review*, 45(4), 551-563.
- [79] 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.
- [80] Lin, C. C., Chiang, Y. I., & Lin, S. W. (2014). Efficient model and heuristic for the intermodal terminal location problem. *Computers & Operations Research*, 51, 41-51.
- [81] Lin, C. C., & Lin, S. W. (2016). Two-stage approach to the intermodal terminal location problem. *Computers & Operations Research*, 67, 113-119.
- [82] Andrés, F., et López, C.(2007). Manuel pour la preparation et la vente des fruits et des legumes. Du champ au marche. *Bulletin des Services Agricoles de la FAO*.
- [83] Macharis, C., Caris, A., Jourquin, B., & Pekin, E. (2011). A decision support framework for intermodal transport policy. *European Transport Research Review*, 3(4), 167-178.
- [84] Makui, A., Rostami, M., Jahani, E., & Nikui, A. (2002). A multi-objective robust optimization model for the capacitated P-hub location problem under uncertainty. *Management Science Letters*, 2(2), 525-534.
- [85] Meisel, F., Kirschstein, T., & Bierwirth, C. (2013). Integrated production and intermodal transportation planning in large scale production–distribution-networks. *Transportation Research Part E : Logistics and Transportation Review*, 60, 62-78.

-
- [86] Meng, Q., & Wang, X. (2011). Intermodal hub-and-spoke network design : Incorporating multiple stakeholders and multi-type containers. *Transportation Research Part B : Methodological*, 45(4), 724-742.
- [87] Merakli, M., & Yaman, H. (2017). A capacitated hub location problem under hose demand uncertainty. *Computers & Operations Research*, 88, 58-70.
- [88] Merakli, M., & Yaman, H. (2016). Robust intermodal hub location under polyhedral demand uncertainty. *Transportation Research Part B : Methodological*, 86, 66-85.
- [89] Metropolis, N., Rosenbluth, A. W., Rosenbluth, M. N., Teller, A. H., & Teller, E. (1953). Equation of state calculations by fast computing machines. *The journal of chemical physics*, 21(6), 1087-1092.
- [90] Mnif, M., & Bouamama, S. (2017). Firework Algorithm For Multi-Objective Optimization Of A Multimodal *Transportation Network Problem*. *Procedia Computer Science*, 112, 1670-1682.
- [91] Mohammadi, A., Omidvar, M. N., & Li, X. (2013). A new performance metric for user-preference based multi-objective evolutionary algorithms. *IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, 2825-2832.
- [92] Montreuil, B. (2011). Toward a Physical Internet : meeting the global logistics sustainability grand challenge. *Logistics Research*, 3(2-3), 71-87.
- [93] Mostert, M., Caris, A., & Limbourg, S. (2017). Road and intermodal transport performance : the impact of operational costs and air pollution external costs. *Research in Transportation Business & Management*, 23, 75-85.
- [94] Messaoud, E., Boukachour, J., et Elhilali Alaoui, A. (2013). A New Hybrid Algorithm to Solve the Vehicle Routing Problem in the Dynamic Environment. *International Journal of Soft Computing*, 8, 327-334.
- [95] 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.
- [96] Nagurney, A. (2000). A multiclass, multicriteria traffic network equilibrium model. *Mathematical and Computer Modelling*, 32(3-4), 393-411.
- [97] Nossack, J., & Pesch, E. (2013). A truck scheduling problem arising in intermodal container transportation. *European Journal of Operational Research*, 230(3), 666-680.

-
- [98] Oudani, M. (2016). Optimisation des problèmes de transport multimodal. *Doctoral dissertation Le Havre*.
- [99] Oudani, M., Alaoui, A. E. H., & Boukachour, J. (2014). An efficient genetic algorithm to solve the intermodal terminal location problem. *International journal of supply and operations management*, 1(3), 279.
- [100] 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.
- [101] Pillet, M. (1997). Les Plans d'Expériences par la Méthode TAGUCHI. *Les Editions d'Organisation*, 2-70.
- [102] Puettmann, C., & Stadtler, H. (2010). A collaborative planning approach for intermodal freight transportation. *OR spectrum*, 32(3), 809-830.
- [103] Racunica, I., & Wynter, L. (2005). Optimal location of intermodal freight hubs. *Transportation Research Part B : Methodological*, 39(5), 453-477.
- [104] Ramos, B., Miller, F. A., Brandão, T. R., Teixeira, P., & Silva, C. L. (2013). Fresh fruits and vegetables—an overview on applied methodologies to improve its quality and safety. *Innovative Food Science & Emerging Technologies*, 20, 1-15.
- [105] Reis, V. (2014). Analysis of mode choice variables in short-distance intermodal freight transport using an agent-based model. *Transportation research part A : Policy and practice*, 61, 100-120.
- [106] Resat, H. G., & Turkay, M. (2015). Design and operation of intermodal transportation network in the Marmara region of Turkey. *Transportation Research Part E : Logistics and Transportation Review*, 83, 16-33.
- [107] Rondinelli, D., & Berry, M. (2000). Multimodal transportation, logistics, and the environment : managing interactions in a global economy. *European Management Journal*, 18(4), 398-410.
- [108] Safaei, A. S., Farsad, S., & Paydar, M. M. (2018). Robust bi-level optimization of relief logistics operations. *Applied Mathematical Modelling*, 56, 359-380.
- [109] Sawadogo, M. (2011). Intégration de l'impact environnemental, sociétal et économique du transport intermodal au sein des chaînes logistiques vertes : optimisation multi-objectif par les colonies de fourmis. *Doctoral dissertation-Metz*.

-
- [110] Sawadogo, M., & Anciaux, D. (2011). Intermodal transportation within the green supply chain : an approach based on ELECTRE method. *International Journal of Business Performance and Supply Chain Modelling*, 3(1), 43-65.
- [111] Sim, T., Lowe, T. J., & Thomas, B. W. (2009). The stochastic p-hub center problem with service-level constraints. *Computers & Operations Research*, 36(12), 3166-3177.
- [112] Skorin-Kapov, D., & Skorin-Kapov, J. (1994). On tabu search for the location of interacting hub facilities. *European Journal of Operational Research*, 73(3), 502-509.
- [113] Skorin-Kapov, D., Skorin-Kapov, J., & O’Kelly, M. (1996). Tight linear programming relaxations of uncapacitated p-hub median problems. *European Journal of Operational Research*, 94(3), 582-593.
- [114] Sörensen, K., & Vanovermeire, C. (2013). Bi-objective optimization of the intermodal terminal location problem as a policy-support tool. *Computers in Industry*, 64(2), 128-135.
- [115] Sörensen, K., Vanovermeire, C., & Busschaert, S. (2012). Efficient metaheuristics to solve the intermodal terminal location problem. *Computers & Operations Research*, 39(9), 2079-2090.
- [116] Soyster, A. (1973). Convex programming with set-inclusive constraints and applications to inexact linear programming. *Oper. Res*, 21, 1154-1157.
- [117] Sterzik, S., & Kopfer, H. (2013). A tabu search heuristic for the inland container transportation problem. *Computers & Operations Research*, 40(4), 953-962.
- [118] Ulungu, E. L., Teghem, J. F. P. H., Fortemps, P. H., & Tuyttens, D. (1999). MOSA method : a tool for solving multiobjective combinatorial optimization problems. *Journal of Multi[^{U+2010}]Criteria Decision Analysis*, 8(4), 221-236.
- [119] UNECE, Ğ. (2017). Illustrated glossary for transport statistics. *United Nations Economic Commission for Europe*.
- [120] Verma, M., Verter, V., & Zufferey, N. (2012). A bi-objective model for planning and managing rail-truck intermodal transportation of hazardous materials. *Transportation research part E : logistics and transportation review*, 48(1), 132-149.
- [121] Verweij, K. (2011). Synchronic modalities–Critical success factors. *Logistics yearbook edition*, 75-88.

- [122] Wang, Y., & Yeo, G. T. (2016). A study on international multimodal transport networks from Korea to Central Asia : focus on secondhand vehicles. *The Asian Journal of Shipping and Logistics*, 32(1), 41-47.
- [123] Xie, Y., Lu, W., Wang, W., & Quadrioglio, L. (2012). A multimodal location and routing model for hazardous materials transportation. *Journal of hazardous materials*, 227, 135-141.
- [124] Yaman, H. (2009). The hierarchical hub median problem with single assignment. *Transportation Research Part B : Methodological*, 43(6), 643-658.
- [125] Yaman, H. (2011). Allocation strategies in hub networks. *European Journal of Operational Research*, 211(3), 442-451.
- [126] Yang, T.-H., (2009). Stochastic air freight hub location and flight routes planning. *Applied Mathematical Modelling*, 33 (12), 4424–4430.
- [127] Yoon, M. G., & Current, J. (2008). The hub location and network design problem with fixed and variable arc costs : formulation and dual-based solution heuristic. *Journal of the Operational Research Society*, 59(1), 80-89.
- [128] Zadeh, L. (1963). Optimality and non-scalar-valued performance criteria. *IEEE transactions on Automatic Control*, 8(1), 59-60.
- [129] Zetina, C. A., Contreras, I., Cordeau, J. F., & Nikbakhsh, E. (2017). Robust uncapacitated hub location. *Transportation Research Part B : Methodological*, 106, 393-410.
- [130] Zidani, H. (2013). Représentation de solution en optimisation continue, multi-objectif et applications. *Doctoral dissertation-INSA de Rouen*.