

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université de Tlemcen
Faculté de Technologie
Département de Génie Electrique et Electronique

Thèse de Doctorat en Sciences en Productique

Intitulée :

**Contributions à la conception des réseaux logistiques :
Résolution des problèmes intégrés de localisation et de
conception des réseaux de transport sous contraintes
environnementales et de capacités**

Présentée le :

Mardi 27 Octobre 2020

Par :

BRAHAMI Mustapha Anwar

Devant le Jury :

Président :

GHOMRI Latéfa Maître de Conférences A Université de Tlemcen, Algérie

Examineurs :

HACHEMI Khalid Professeur Université d'Oran 2, Algérie
KOULOUGHLI Sihem Maître de Conférences A Université de Tlemcen, Algérie

Directeurs :

SOUIER Mehdi Maître de Conférences A ESM de Tlemcen, Algérie
DAHANE Mohammed Maître de Conférences, HDR Université de Lorraine, France

Remerciements

Louange à ALLAH de nous avoir prêté vie, santé et volonté pour achever ce modeste travail.

Il me sera très difficile de remercier tout le monde car c'est grâce à l'aide de nombreuses personnes que j'ai pu mener cette thèse à son terme.

Je voudrais tout d'abord exprimer ma profonde gratitude et reconnaissance envers mes deux directeurs de thèse, le Dr. **Mehdi SOUIER** et le Dr. **Mohammed DAHANE**, pour leur encadrement régulier, leur rigueur, leurs conseils toujours positifs et constructifs. Leurs compétences ont été une aide précieuse pour la réalisation de ce travail de recherche.

Un grand merci au Dr. **Mohammed DAHANE** pour son accueil chaleureux durant mes périodes de stage au sein du laboratoire LGIPM à Metz en France. Qu'il soit aussi remercié pour sa gentillesse, sa disponibilité permanente, ses brillantes intuitions et pour les nombreux encouragements qu'il m'a prodigués.

Mes plus sincères remerciements vont également à Dr. **Mehdi SOUIER**, pour toute son aide. Je suis ravi d'avoir travaillé en sa compagnie car outre son appui scientifique, il a toujours été là pour me soutenir et me conseiller au cours de l'élaboration de cette thèse.

Je tiens à exprimer toute ma gratitude aux personnes qui m'ont fait l'honneur de composer le jury de ma thèse :

Dr. **Latifa GHOMRI**, Maître de Conférences à l'Université de Tlemcen, pour avoir bien voulu examiner ce travail et pour l'honneur qu'elle m'a fait de présider ce jury.

Aux examinateurs de cette thèse Pr. **Khalid HACHEMI**, Professeur à l'Université d'Oran 2, et Dr. **Sihem KOULOUGHLI**, Maître de Conférences à l'Université de Tlemcen, d'avoir accepté l'évaluation de ce travail et d'avoir apporté une lecture attentive à ce mémoire.

Il m'est impossible d'oublier mon frère Dr. **Fouad MALIKI** avec qui j'ai partagé mes études et notamment ces années de thèse. Il a toujours fait tout son possible pour m'aider.

Je tiens aussi à mentionner le plaisir que j'ai eu à travailler au sein de l'école supérieure en sciences appliquées de Tlemcen (ESSAT) et du laboratoire de productique de l'université de Tlemcen (MELT), et j'en remercie ici tous les collègues, pour leur gentillesse, leur amitié.

Merci à toute ma famille pour son soutien constant et permanent. Je souhaite qu'elle trouve ici l'expression de mon éternelle reconnaissance.

Enfin, que tous ceux qui ont participé de près ou de loin à l'aboutissement de ce travail et que je n'ai pas cités, trouvent aussi l'expression de mes remerciements les plus sincères.

*A mes très chers parents,
A mon épouse Salima et à mes deux trésors, Nassim et Ilyas,
A mes sœurs Nabila et Nassima,
A mes beaux-parents Abderezzak et Dalila,
A tous les membres de ma famille, à mes collègues et à tous mes amis qui
sauront se reconnaître.*

*À la mémoire de mes grands-parents,
À la mémoire de mon très cher ami et frère Abderrahman BENSMAIN ainsi que
mon collègue Ismail KHELLADI.*

Table des matières

Introduction générale	1
Chapitre 1 Généralités sur la logistique et les chaînes/réseaux logistiques	8
1.1 Introduction	9
1.2 Histoire et définition de la logistique	9
1.3 Les différents types de la logistique	11
1.4 De la logistique à la chaîne logistique	12
1.4.1 Chaîne vs. Réseau logistique	15
1.5 Conception des réseaux logistiques	16
1.5.1 Les décisions stratégiques	16
1.5.2 Les décisions tactiques	17
1.5.3 Les décisions opérationnelles	17
1.6 Quelques difficultés rencontrées dans la phase de conception des chaînes logistiques	19
1.6.1 Prise en compte simultanée des décisions stratégiques, tactiques et opérationnelles	19
1.6.2 Décisions de localisation avec décisions de conception du réseau de transport	19
1.6.3 Optimisation multicritère avec l'intégration de la dimension environnementale	20
1.7 Conclusion	20
Chapitre 2 État de l'art, problématique de recherche et contributions	22
2.1 Introduction	23
2.2 État de l'art des problèmes de conception des réseaux logistiques	24
2.2.1 Problèmes de localisation	24
2.2.2 Problèmes de localisation intégrés aux problèmes de conception des réseaux de transport	27
2.2.3 Problèmes de localisation intégrant la dimension environnementale	30
2.3 Classification de la revue de littérature et problématique de recherche	34
2.3.1 Classification de la revue de littérature et positionnement de la thèse	34
2.3.2 Problématique de recherche et contributions	36
2.4 Conclusion	37
Chapitre 3 Algorithmes génétiques mono et multi-objectif	38
3.1 Introduction	39
3.2 Concepts de base liés aux problèmes d'optimisation	40

3.2.1	Définition d'un problème d'optimisation	40
3.2.2	Classes de complexité et principales méthodes de résolution	40
3.3	Les métaheuristiques	42
3.3.1	Caractéristiques des métaheuristiques	42
3.3.2	Classification des métaheuristiques.....	43
3.4	Algorithmes génétiques.....	45
3.4.1	Principe des algorithmes génétiques	46
3.4.2	Codage	48
3.4.3	Population initiale.....	49
3.4.4	Opérateur de sélection	49
3.4.5	Opérateur de croisement	50
3.4.6	Opérateur de mutation	52
3.4.7	Gestion des contraintes dans un AG.....	53
3.5	Optimisation multi-objectif	53
3.5.1	Définition d'un problème multi-objectif	54
3.5.2	Approches de résolution multi-objectif	56
3.5.3	Méthodes d'optimisation multi-objectif « point de vue concepteur ».....	56
3.5.4	Principaux algorithmes génétiques multi-objectif.....	58
3.5.5	Méthodes de sélection des solutions multicritères « point de vue décideur »	63
3.5.6	TOPSIS (Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution).....	65
3.6	Conclusion	67

Chapitre 4 Optimisation simultanée de la localisation des installations et la conception du réseau de transport sous contraintes de capacités des installations et des liens **68**

4.1	Introduction	69
4.2	Description du problème	70
4.2.1	Zone de demande.....	70
4.2.2	Installation.....	71
4.2.3	Lien de transport.....	71
4.3	Modèle mathématique (FLNDCFL)	71
4.3.1	Hypothèses	71
4.3.2	Indices	72
4.3.3	Ensembles	72
4.3.4	Paramètres.....	72
4.3.5	Variables de décisions	73

4.3.6 Fonction objectif.....	73
4.3.7 Complexité du problème FLNDCFL.....	75
4.4 Approche de résolution par algorithme génétique.....	75
4.4.1 Codage des solutions.....	75
4.4.2 Opérateurs génétiques adoptés.....	76
4.4.3 Procédure de vérification et de réparation des solutions infaisables.....	77
4.4.4 Les étapes de l'AG adopté.....	78
4.4.5 Paramètres de l'AG adopté.....	79
4.5 Expériences numériques et analyses.....	79
4.5.1 Générations d'instances.....	80
4.5.2 Résultats obtenus.....	81
4.5.3 Exemple d'application.....	82
4.5.4 Analyse de sensibilité.....	84
4.6 Conclusion.....	87

Chapitre 5 Optimisation simultanée de la localisation des installations et la conception de réseau de transport sous contraintes de capacités des installations et des liens : intégration de la dimension environnementale _____ 89

5.1 Introduction.....	90
5.2 Description du problème et hypothèses.....	91
5.3 Modèle d'optimisation multiobjectif (SCFLND).....	92
5.3.1 Indices.....	92
5.3.2 Ensembles.....	92
5.3.3 Paramètres.....	92
5.3.4 Variables de décisions.....	93
5.3.5 Fonctions objectif.....	93
5.3.6 Complexité du problème SCFLND.....	95
5.4 Adaptation de l'algorithme NSGA-II pour la résolution du problème multi-objectif (SCFLND).....	95
5.4.1 Codage des solutions.....	96
5.4.2 Opérateurs génétiques adoptés.....	97
5.4.3 Les étapes du NSGA-II adapté.....	98
5.4.4 Paramètres du NSGA-II adapté.....	98
5.4.5 Utilisation de TOPSIS comme outil d'aide à la sélection de la meilleure solution.....	99
5.5 Expériences numériques et analyses.....	100
5.5.1 Générations d'instances.....	100
5.5.2 Résultats obtenus.....	101

5.5.3 Validation et analyses	102
5.5.4 Étude de sensibilité.....	105
5.6 Conclusion.....	107
Conclusion générale _____	109
Bibliographie _____	112

Liste des Figures

Figure 0.1 Réseau des gazoducs reliant l'Algérie à l'Europe (Temlali 2018)	2
Figure 0.2 Émissions CO2 des transports par région pour l'année 2016 (IEA 2018b).....	3
Figure 1.1 Représentation d'une chaîne logistique (Abas 2020)	12
Figure 1.2 Représentation d'un réseau logistique (Hadj-Hamou 2002).....	15
Figure 1.3 Niveaux décisionnels dans un réseau logistique avec mise en évidence des décisions considérées dans notre étude	18
Figure 3.1 Classification des méthodes d'optimisation.....	42
Figure 3.2 Répartition des travaux traitant des problèmes de conception de réseaux logistiques selon les méthodes de résolution utilisées (Shishebori et Ghaderi 2015).....	45
Figure 3.3 Principe général des algorithmes génétiques (Bel Hadj Ali 2003).....	47
Figure 3.4 Croisement à un point (Bel Hadj Ali 2003)	51
Figure 3.5 Croisement deux points (Bel Hadj Ali 2003).....	51
Figure 3.6 Représentation d'une mutation dans un chromosome (Bel Hadj Ali 2003)	52
Figure 3.7 Front de Pareto (Guenounou 2009)	55
Figure 3.8 Répartition des travaux traitant des problèmes d'optimisation multi-objectif selon les métaheuristiques utilisées (Jones et al. 2002).....	57
Figure 3.9 Principe de fonctionnement de NSGA-II (Benzater 2015).....	60
Figure 3.10 Distance de crowding (Bensmaïne, 2013)	63
Figure 4.1 Exemple de structure du réseau logistique étudié (Cocking 2008)	70
Figure 4.2 Structure du chromosome utilisé.....	76

Figure 4.3	Algorithme de vérification et de réparation des solutions infaisables.....	78
Figure 4.4	21-node network.....	82
Figure 4.5	Comparaison entre la structure des deux réseaux obtenus avec et sans considération des contraintes de capacités.....	83
Figure 4.6	Effet de la variation simultanée des capacités des installations et des liens sur le coût total	85
Figure 4.7	Effet de la variation simultanée des capacités des installations et des liens sur le coût de transport	85
Figure 4.8	Effet de la variation simultanée des capacités des installations et des liens sur le coût de construction des liens	86
Figure 5.1	Structure du chromosome utilisé.....	96
Figure 5.2	21-node network.....	103
Figure 5.3	Front Pareto optimal (K=160, V=50)	104
Figure 5.4	Comparaison entre la structure de deux réseaux du front Pareto	104
Figure 5.5	Fronts Pareto obtenus pour différents Gap_u.....	107

Liste des Tableaux

Tableau 2.1	Classification de la revue de la littérature et positionnement du travail.....	35
Tableau 3.1	Exemples de métaheuristiques et de leurs applications dans l'industrie.....	43
Tableau 4.1	Paramètres de l'AG adopté.....	79
Tableau 4.2	Résultats obtenus par l'AG.....	81
Tableau 5.1	Paramètres du NSGA-II adapté.....	99
Tableau 5.2	Résultats obtenus.....	102

Liste des abréviations

AG : Algorithme Génétique

CFLNDP : Capacitated Facility Location/Network Design Problem

CPLP : Capacitated Plant Location Problem

DUFLNDP : Dynamic Uncapacitated Facility Location–Network Design Problem

ESCND : Environnemental Supply Chain Network Design

FCFLP : Fixed Charge Facility Location Problem

FLND CFL : Facility Location/Network Design problem with Capacitated Facilities and Links

FLNDP : Facility Location/Network Design Problem

GES : Gaz à Effet de Serre

LCA : Life Cycle Assessment

LSCP : Location Set Covering Problem

MCLNDP : Maximum Covering Location-Network Design Problem

MCLP : Maximal Covering Location Problem

MOGA : Multiple Objectives Genetic Algorithm

NPGA : Niche Pareto Genetic Algorithm

NSGA : Non-dominated Sorting Genetic Algorithm

NSGA-II : Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II

PMP : P-Median Problem Problem

SC : Supply Chain

SCFLND : Sustainable Capacitated Facility Location/Network Design

SCM : Supply Chain Management

SCND : Supply Chain Network Design

TOPSIS : Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution

UFLNDP : Uncapacitated Facility Location/Network Design Problem

UFLP : Uncapacitated Fixed charge facility Location Problem

Introduction générale

L'étude de l'ensemble des acteurs coopérant pour produire une richesse, appelée « chaîne logistique », a connu une forte croissance au cours des trente dernières années. Cela est principalement dû aux progrès techniques et au contexte économique. En effet, d'un point de vue technique, la puissance de calcul des ordinateurs actuels permet de traiter de manière plus globale la logistique d'une entreprise, en incorporant plus de facteurs et en obtenant plus rapidement les résultats. D'un autre côté, à cause du contexte économique instable, sous la pression de la globalisation et d'une concurrence croissante, nombreuses sont les entreprises qui constatent les limites de l'optimisation seule de leurs systèmes de production/distribution et cherchent à explorer de nouvelles sources de compétitivité à travers l'optimisation de leurs réseaux logistiques et de leurs relations avec leurs partenaires. De nos jours, la concurrence n'est plus entre différentes entreprises mais entre différents réseaux logistiques (*supply chain*).

La conception des réseaux logistiques (*Supply Chain Network Design* (SCND)) nécessite de prendre, entre autres, des décisions stratégiques avec des impacts majeurs à long terme sur la performance globale du réseau. Les problèmes de conception des réseaux logistiques sont le plus souvent complexes par leur nature et par leurs enjeux économiques, organisationnels, environnementaux et sociaux. Pour cette raison, le SCND a été l'objet depuis plusieurs années d'une attention particulière de la part des industriels, des collectivités territoriales et de la communauté scientifique. En effet, plusieurs chercheurs se sont intéressés aux problèmes de conception et d'optimisation des réseaux logistiques en proposant des analyses, des modélisations riches (multi-niveaux, multi-produits, localisation-allocation, localisation-routage, localisation-conception de réseau, localisation-choix des fournisseurs, contraintes de capacité, etc.) et des approches de résolution variées (heuristiques, méta-heuristiques,

optimisation multi-objectif, etc.). Cette optimisation, traditionnellement axée sur les coûts, est rendue difficile à cause de l'introduction de nouveaux critères de décision tels que les objectifs du développement durable. Ces objectifs sont devenus au cœur des préoccupations des entreprises, et ont désormais une place à part entière dans les nouveaux problèmes de conception des chaînes logistiques.

Dans ce cadre, la localisation des sites ou des installations (usines, centres de stockage et de distribution, station de pompage, centrale électrique, hôpital, école, etc.) est l'une des décisions stratégiques que les décideurs cherchent à optimiser en premier. Elle est considérée comme la décision la plus importante dans la phase de conception des réseaux/chaînes logistiques (Frahani et al. 2014). Plusieurs modèles de localisation développés dans la littérature supposent un réseau de transport prédéfini initialement. Cependant, dans certains contextes, la topologie du réseau influe énormément sur la localisation optimale des installations. En outre, sur le plan économique, il est parfois plus intéressant de modifier le réseau sous-jacent que d'ajouter des installations. Il est alors judicieux de combiner les décisions de localisation avec les décisions de conception de réseau permettant d'avoir des modèles efficaces de conception des réseaux logistiques. Cette classe de problèmes est généralement connue sous le nom de FLNDP (*Facility Location/Network Design Problem*) (Daskin et al. 1993).



Figure 0.1 Réseau des gazoducs reliant l'Algérie à l'Europe (Temlali 2018)

La figure 0.1 présente un bon exemple d'application du problème FLNDP qui concerne le réseau algérien de gazoducs permettant à l'Algérie de transporter son gaz naturel à exporter vers l'Europe. La conception de ce réseau a nécessité la construction de plusieurs tronçons de gazoducs et la localisation des différentes stations de compression de gaz (points blancs).

Toujours dans le souci de développer des modèles de plus en plus fidèles à la réalité, il est important de considérer les contraintes de capacité dans les problèmes de conception de réseaux logistiques (SCND). Plusieurs chercheurs ont mis l'accent sur la pertinence d'intégrer les contraintes de capacité des installations et/ou des liens dans de tels modèles. En effet, dans la majorité des situations réelles, les capacités des sites et des liens sont limitées. C'est le cas par exemple des réseaux de transport urbain, où les stations multimodales et les liens les reliant (ligne de métro, de tramway, etc.) ont des capacités limitées.

D'autre part, le transport joue un rôle déterminant dans la supply chain, car il s'agit du principal maillon permettant d'assurer la liaison entre les différents nœuds d'un réseau. En revanche, malgré son importance, le transport fait face à de nombreux défis relatifs à son impact négatif sur l'environnement. Avec 7,86 gigatonnes de CO₂ émis en 2016 dans le monde, le transport est le deuxième contributeur de gaz à effet de serre, derrière la production d'énergie et d'électricité, avec plus de 23% des émissions totales, et une hausse de 71% depuis 1990 (Figure 0.2). Les trois quarts des émissions liées au transport sont dues au transport routier, soit un total de 5,85 gigatonnes de CO₂ émis en 2016 (IEA 2018a; IEA 2018b).

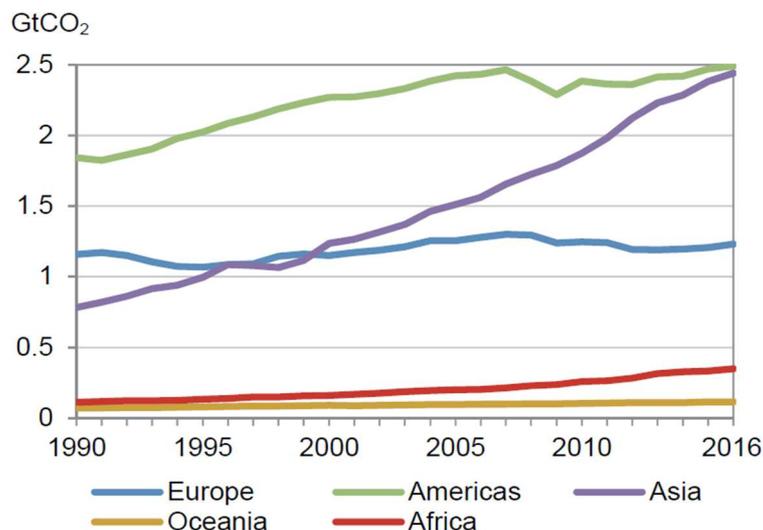


Figure 0.2 Émissions CO₂ des transports par région pour l'année 2016 (IEA 2018b)

À cet égard, de nombreux pays, y compris les pays développés et les pays en voie de développement, se sont fixés des objectifs stricts en matière de réduction de leurs émissions de carbone dans un proche avenir. Par exemple, l'Union Européenne a entrepris plusieurs démarches visant la réduction des émissions CO₂ générées par le secteur de transport, parmi lesquelles :

- Imposer aux constructeurs de réduire la moyenne des émissions spécifiques de CO₂ des voitures neuves à 95g de CO₂ par km d'ici 2020 (EU Regulation 2014),
- Étendre des lignes de transport collectifs urbains,
- Étendre le réseau de lignes à grande vitesse,
- Améliorer l'intermodalité,
- Encourager l'usage des transports écologiques (vélo, covoiturage ...),
- Privilégier l'utilisation des matériaux moins polluants dans la construction des liens de transport comme l'enrobé à froid pour les liens routiers.

D'autre part, l'Algérie a adopté à partir de 2016 un programme ambitieux d'efficacité énergétique permettant une réduction sensible des gaz à effet de serre. Pour le secteur des transports le programme prévoit notamment de convertir 1,1 million de véhicules au GPL (*Liquefied Petroleum Gas* (LPG)) d'ici 2030, avec un apport de l'État de 50% des coûts (APRUE 2015).

A la lecture de ces différents chiffres, on comprend qu'il est important de prendre en compte la dimension environnementale telle que l'émission de CO₂ liée aux activités de transport dès la phase de conception d'un réseau logistique.

Les travaux de recherche présentés dans ce mémoire de thèse traitent des problèmes de conception des réseaux logistiques efficaces et durables intégrant simultanément les décisions de localisation, de conception de réseau de transport et celles relatives à la protection de l'environnement avec la prise en compte des contraintes de capacité des installations localisées et des liens de transport construits.

Plus précisément, nous avons abordé dans le cadre de cette thèse deux problématiques de recherche relatives à la conception des réseaux logistiques :

1. La conception d'un réseau logistique efficace à travers un problème combinant les trois niveaux de décisions : stratégiques, tactiques et opérationnels. Les décisions stratégiques concernent les localisations des installations et la conception du réseau de transport en prenant en compte les contraintes de capacité des installations localisées et des liens construits. Les décisions tactiques traitent les affectations des zones de demande (clients) aux installations localisées. Enfin, les décisions opérationnelles portent sur le routage c'est-à-dire les itinéraires qui seront utilisés pour satisfaire les demandes clients. Nous proposons un algorithme génétique pour la résolution de ce problème considéré comme NP-difficile.
2. Extension de la première problématique en intégrant la dimension environnementale pour la conception d'un réseau logistique durable. Pour la résolution de ce problème multi-objectif, nous proposons l'utilisation de l'algorithme NSGA-II (*Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II*) considéré par les praticiens comme l'un des algorithmes les plus performants parmi les différentes métaheuristiques d'optimisation multi-objectif.

Les modèles développés dans le cadre de cette thèse peuvent être utilisés dans la conception des réseaux logistiques efficaces et durables, tels que : les réseaux de transports en commun, les systèmes de distribution de pipelines pour la distribution de gaz ou de carburant, les réseaux de transport d'électricité, les projets de développement durable des territoires où il s'agira de construire simultanément de nouvelles liaisons de transport et de localiser de nouveaux établissements (écoles, hôpitaux, bureaux de poste ...) tout en garantissant la limitation des émissions carbone.

Le présent rapport est organisé en cinq chapitres :

Dans le chapitre 1, nous abordons les concepts de la logistique et de la chaîne logistique. Nous définissons l'étape de conception de la chaîne logistique en présentant les trois niveaux décisionnels considérés dans cette étape. Nous analysons ensuite les difficultés rencontrées par les décideurs lors de la conception des réseaux logistiques, en particulier les problématiques liées aux interactions entre les différents niveaux décisionnels, l'importance de combiner les décisions de localisation avec celles de conception du réseau de transport et la

nécessité de passer d'une optimisation mono-objectif orientée coût à une optimisation multi-objectif en introduisant la dimension environnementale.

Le chapitre 2 est dédié à la présentation de notre état de l'art sur la conception des réseaux logistiques. Plus particulièrement, nous nous intéressons aux problèmes : (1) de localisation dissociée, (2) de localisation intégrant la conception des réseaux de transport et (3) de localisation intégrant la dimension environnementale. Ces trois axes de recherche nous ont inspiré pour le développement des problématiques traitées dans cette thèse. Nous concluons ce chapitre par le positionnement de notre travail de recherche par rapport aux travaux rapportés et les objectifs tracés dans le cadre de cette thèse.

Dans le chapitre 3 nous décrivons les concepts de base liés à l'optimisation mono et multi-objectif nécessaires à la compréhension des travaux menés dans cette thèse. Nous présentons en détail le fonctionnement et les différents opérateurs des algorithmes génétiques simples. Nous détaillons ensuite quelques algorithmes génétiques multi-objectif. Avec une attention particulière, nous insistons sur un algorithme élitiste de référence (NSGA-II) qui sera utilisé comme approche de résolution du problème multi-objectif. Nous terminons le chapitre par la présentation de la technique TOPSIS qui servira comme outil d'aide à la décision, pour la sélection de la meilleure solution parmi les solutions obtenues par l'optimisation multi-objectif.

Le chapitre 4 expose notre approche d'optimisation basée sur un algorithme génétique pour résoudre un problème combinant les décisions de localisation des installations et de conception de réseau de transport en prenant en compte les contraintes de capacité des installations localisées et des liens construits. *Dans la limite de notre connaissance, il s'agit du premier travail qui propose une prise en compte simultanée des contraintes de capacité des installations et des liens de transport dans un problème de type FLNDP.* Un modèle mathématique est développé permettant la minimisation du coût total incluant les coûts fixes de localisation, les coûts de transport et les coûts de construction des liens de transport. Pour illustrer l'applicabilité de l'approche proposée, nous présentons et analysons un panel d'expériences numériques. Par la suite, et afin de mieux comprendre le comportement du modèle face à la présence des contraintes de capacités, nous comparons les structures de deux réseaux obtenus, avec et sans considération des contraintes de capacités. Enfin, une analyse de

sensibilité est présentée pour analyser les performances du modèle développé par rapport aux variations simultanées des capacités des installations et des liens.

Dans le chapitre 5, nous étudions le problème de conception d'un réseau logistique durable à capacité limitée permettant d'optimiser simultanément deux objectifs : le premier est lié aux coûts générés et le deuxième est lié à l'impact environnemental (émissions CO₂) engendré par les activités de transport en considérant des liens avec différentes qualités environnementales. Nous développons un modèle multi-objectif intégrant simultanément les décisions stratégiques de localisation des installations de capacité limitée, de conception de réseau de transport avec contraintes de capacité des liens à construire et les décisions relatives à la réduction des impacts environnementaux. *À notre connaissance, il n'existe pas dans la littérature des travaux qui intègrent dans un même modèle d'optimisation ces trois décisions stratégiques.* Une adaptation de l'algorithme NSGA-II est proposée pour la résolution efficace du modèle. Des résultats numériques sont présentés afin de montrer la validité et l'efficacité de l'approche proposée. Ces résultats démontrent que les performances environnementales ont un impact significatif sur la structure et la configuration du réseau logistique conçu. Nous terminons ce chapitre par une analyse de sensibilité permettant de comprendre le comportement du modèle multi-objectif proposé en réponse aux variations des coûts de construction des différents types de liens.

Enfin, nous terminons ce mémoire par quelques remarques et perspectives de travaux de recherche futurs.

Chapitre 1

Généralités sur la logistique et les chaînes/réseaux logistiques

Dans ce chapitre, nous rappelons l'ensemble des définitions et des concepts de base liés à la logistique et à la chaîne logistique. Nous nous intéressons à la phase de conception de la chaîne logistique ainsi que les différentes décisions qui doivent être prises lors de cette étape. Nous présentons ensuite quelques difficultés rencontrées par les chercheurs lors de la conception des réseaux logistiques et celles que nous avons retenues dans les problématiques développées dans le cadre de cette thèse.

1.1 Introduction

Le domaine des chaînes logistiques a été particulièrement traité dans la littérature ces dernières années. Cependant, ce développement n'a pas été le fait d'une seule et unique communauté scientifique car les chaînes logistiques se trouvent au carrefour de plusieurs disciplines. À travers ce chapitre, nous allons essayer d'éclaircir tout d'abord quelques notions liées à ce domaine, en particulier la définition de la logistique, de la chaîne logistique, ainsi que l'ambiguïté entre les termes « chaîne » logistique et « réseau » logistique. Nous présentons ensuite l'étape de conception de la chaîne logistique, son importance dans le cycle de vie de la chaîne logistique et les différentes décisions qui doivent être prises lors cette étape. Enfin, nous terminons ce chapitre par un exposé de quelques difficultés rencontrées par les chercheurs lors de la phase de conception des chaînes logistiques, que nous cherchons à prendre en compte dans les problématiques développées dans cette thèse. Parmi lesquelles la considération simultanée des décisions à différents niveaux (stratégiques, tactiques et opérationnels), l'importance d'intégrer les décisions liées à la conception du réseau de transport dans le processus de conception des chaînes logistiques et la nécessité de passer d'une optimisation monocritère orientée coût à une optimisation multicritère en introduisant la dimension environnementale.

1.2 Histoire et définition de la logistique

À l'origine, la logistique appartenait au vocabulaire des experts en organisation, de la sphère militaire et du monde des entreprises. Mais, depuis quarante ans, ce domaine émerge et apparaît comme une activité de soutien spécifique et autonome, différente du transport de marchandises (Hassan 2006).

Le terme « logistique » apparaît pour la première fois dans les écrits d'Aristote (384/322 avant J.C.) et se trouve étroitement lié aux domaines d'application de la logique. En effet, étymologiquement le terme logistique vient du mot grec « logistike » qui signifie l'art du raisonnement et du calcul (Akbari Jokar 2001 ; Pons et Chevalier 1993).

La logistique est employée initialement dans le domaine militaire où elle définit l'ensemble des techniques mises en œuvre pour assurer l'approvisionnement, et le maintien en conditions opérationnelles des troupes armées en temps de guerre (Merzouk 2007). Selon Tixier (1998) « le mot logistique est repris par les italiens lors de la guerre italo-éthiopienne de 1935-1936

pour combiner tous les moyens de transport, de ravitaillement et de logement des troupes. Il s'agit de l'art d'ordonner les communications et le ravitaillement des armées ; plus généralement d'assurer leur condition matérielle, leur mobilité, etc.». Gantois (1996) cite les premiers logisticiens dans l'histoire comme Hannibal (217 avant JC), homme d'état carthaginois, qui après avoir pacifié l'Espagne dut prévoir la nourriture de 50 éléphants pour traverser les Alpes et atteindre Rome.

Mais ce n'est que dans les années 50 que le terme « logistique » est entré dans le vocabulaire de l'entreprise pour désigner une organisation regroupant des activités existantes (manutention, transport, stockage) et des activités plus novatrices (coordination, remise en question des méthodes de production, optimisation des activités de l'entreprise) (Lummus et Vokurka 1999 ; Moller 1995).

Le concept de logistique a changé depuis, avec les évolutions des marchés et des systèmes industriels. Aujourd'hui le terme « logistique » recouvre des interprétations très diverses. Cela va du simple « transport » jusqu'à une science interdisciplinaire combinant ingénierie, micro-économie et théories d'organisation (Hassan 2006).

Dans la littérature, on trouve des centaines de définitions de la logistique. Au fur et à mesure du temps, les définitions deviennent plus spécialisées, chacune se concentre sur un champ d'application précis. La définition que l'ASLOG (Association Française de la Logistique) (ASLOG 2015) propose est la suivante : « la logistique est une fonction qui a pour objet la mise à disposition au moindre coût de la quantité d'un produit, à l'endroit et au moment où une demande existe ».

Le *National Council of Physical Distribution Management* (NCPDM), qui deviendra en 1985 le *Council of Logistics Management* (CLM) puis, en 2004 le *Council of Supply Chain Management Professionals* (CSCMP), proposa une définition plus large incluant les approvisionnements et le transport : « La logistique est le processus de planification, d'exécution et de contrôle des procédures de transport et de stockage des biens (et des services) efficace et efficient, et des informations associées, du point d'origine au point de consommation, dans le but de répondre aux besoins du client (CSCMP 2013).

Quelques organisations ont cherché à normaliser la définition de la logistique. Le conseil économique et social des Nations Unies proposa de définir la logistique comme le « processus de conception et de gestion de la chaîne d’approvisionnement dans le sens le plus large. Cette chaîne peut comprendre la fourniture de matières premières nécessaires à la fabrication, en passant par la gestion des matériaux sur le lieu de fabrication, la livraison aux entrepôts et aux centres de distribution, le tri, la manutention et la distribution finale au lieu de consommation» (UNECE 2000).

Enfin, nous pouvons citer la définition de l’AFNOR (Association Française de Normalisation) qui nous semble plus explicite et adaptée à l’étude présentée dans cette thèse. En effet, dans la définition officielle de la norme AFNOR (norme X 50-600) « La logistique est une fonction "dont la finalité est la satisfaction des besoins exprimés ou latents, aux meilleures conditions économiques pour l’entreprise et pour un niveau de service déterminé" » (AFNOR 2000).

1.3 Les différents types de la logistique

Pimor et Fender (2008) distinguent plusieurs types de logistique en fonction de leur contexte d’application, parmi lesquels nous citons :

- Logistique commerciale / Logistique de distribution
- Logistique de production / Logistique industrielle
- Logistique des transports
- Logistique urbaine
- Logistique des services
- Logistique inverse
- Logistique durable / Logistique environnementale / Logistique verte
- Logistique humanitaire / Logistique de santé / Logistique hospitalière
- Logistique de l’énergie / Logistique pétrolière / Logistique gazière
- Logistique militaire / Logistique de défense
- Logistique événementielle
- Logistique forestière, etc.

Dans cette thèse, nous développons des modèles généralistes de conception de réseaux logistiques durables pouvant couvrir les différents types de logistiques.

Par ailleurs, la logistique a toujours évolué selon les besoins de ses utilisateurs, elle s'est désormais fondue dans le concept de chaîne logistique, ce dernier fera l'objet de la prochaine section.

1.4 De la logistique à la chaîne logistique

Depuis plus de 40 ans, la logistique ne cesse d'évoluer afin de se conformer aux nouvelles exigences de son contexte telles que l'augmentation de la concurrence, le développement technologique, les politiques d'approvisionnements, etc. (Colin et al. 1988). Ce constat est valable aussi bien pour les entreprises de production de biens (entreprises manufacturières) que pour les entreprises de production de services (systèmes hospitaliers, transport en commun, logistique colis, etc.).

L'ensemble de ces changements ont nécessité une remise en cause des relations entre les différents acteurs vers une interaction plus forte qui nécessite une coordination entre les flux physiques, les flux d'informations et les flux financiers (Sarraj 2013). La logistique a donc intégré le concept de chaîne logistique, plus couramment désignée sous l'expression anglaise « *Supply Chain* : SC », qui se réfère à un système inter-organisationnel et dont le processus est souvent modélisé comme dans la Figure 1.1 (Abas 2020).

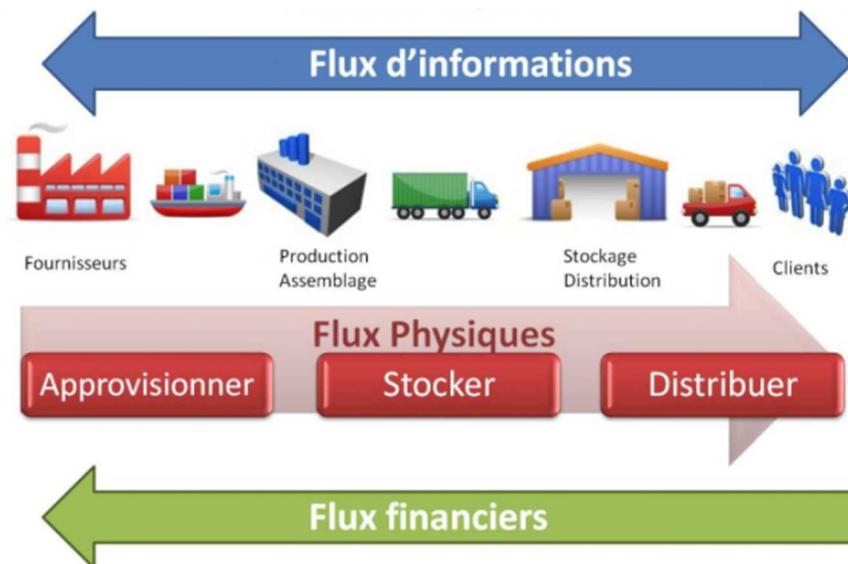


Figure 1.1 Représentation d'une chaîne logistique (Abas 2020)

Aujourd'hui, aucune entreprise ne peut ignorer l'importance de la gestion de sa chaîne logistique (ou *Supply Chain Management* – SCM en anglais) pour faire face aux nouvelles

attentes du marché, aux nouveaux concurrents, nouveaux liens entre les entreprises et leurs partenaires. La globalisation étant devenue une réalité, la concurrence n'est plus entre entreprises mais entre chaînes logistiques (Routroy 2009).

De même que pour la logistique, la notion de Supply Chain n'a pas de définition universelle. Dans ce qui suit, nous recensons quelques définitions présentes dans la littérature : (Lambert et Cooper 2000 ; Roux et al. 2004 ; Chopra et al. 2013), proposent des définitions différentes, mais s'accordent pour dire que la Supply Chain représente un réseau d'organisations dont le but est de répondre au mieux aux demandes du client final. Nous citons dans ce sens la définition de (Chopra et al. 2004) : « *Supply Chains consists of all parties involved, directly or indirectly, in fulfilling a customer request* ».

Selon Christopher (2016), la chaîne logistique peut être considérée comme le réseau d'entreprises qui participent, en amont et en aval, aux différents processus et activités qui créent de la valeur sous forme de produits et de services apportés au consommateur final. En d'autres termes, une chaîne logistique est composée de plusieurs entreprises, en amont (fourniture de matières et composants) et en aval (distribution), et du client final.

Pour Ganeshan et al. (1999), une chaîne logistique est un réseau d'entités de production et de sites de distribution qui réalise les fonctions d'approvisionnement de matières, de transformation de ces matières en produits intermédiaires et finis, et de distribution de ces produits finis jusqu'aux clients. Les chaînes logistiques existent aussi bien dans les organisations de service que de production, bien que la complexité de la chaîne varie d'une industrie à l'autre et d'une entreprise à l'autre.

Stadtler et Kilger (2002) définissent la chaîne logistique comme la constitution de deux ou plusieurs organisations indépendantes, liées par des flux physiques, informationnels et financiers. Ces organisations peuvent être des entreprises produisant des composants, des produits intermédiaires et des produits finis, des prestataires de service logistique et même le client final lui-même.

Pour Mentzer et al. (2001), une chaîne logistique est un groupe d'au moins trois entités directement impliquées dans les flux amont et aval de produits, services, finances et/ou informations, qui vont d'une source jusqu'à un client.

Dans Génin (2003), une chaîne logistique est un réseau d'organisations ou de fonctions géographiquement dispersées sur plusieurs sites qui coopèrent, pour réduire les coûts et augmenter la vitesse des processus et activités entre les fournisseurs et les clients. Si l'objectif de satisfaction du client est le même, la complexité varie d'une chaîne logistique à l'autre.

Enfin, Lee et Billington (1993) ont défini la chaîne logistique comme étant un réseau d'installations qui assure les fonctions d'approvisionnement de matières premières, de transformation en produits semi finis et en produits finis, et de distribution des produits finis aux clients finaux. Cette définition considère la chaîne comme étant un ensemble d'installations et non plus d'entreprises. Comme l'entreprise s'étend sur plusieurs installations organisées sur de multiples niveaux, la notion de chaîne logistique devient de plus en plus complexe. Ainsi, une installation peut représenter :

- un fournisseur
- une unité de production
- une unité de stockage
- un centre de distribution (entrepôt)
- une station de compression de gaz, une station de pompage d'eau
- un hôpital, une école
- un client

Notons que les différentes installations sont connectées à travers des liens de transport existants ou à construire (routes, rails, pipelines, etc.).

Pour la suite de notre travail, nous adoptons cette dernière définition. En effet, la définition de Lee et Billington (1993) présente l'avantage de considérer la chaîne comme étant un réseau constitué d'un ensemble de nœuds et d'arcs comme illustré dans la figure 1.2. Les nœuds du réseau correspondent aux sites et aux installations où les flux de matières sont traités, fabriqués, stockés ou consommés. Les arcs reliant les différents nœuds modélisent les liens de transport (déjà existants ou à construire) permettant le transport de ce flux de matières.

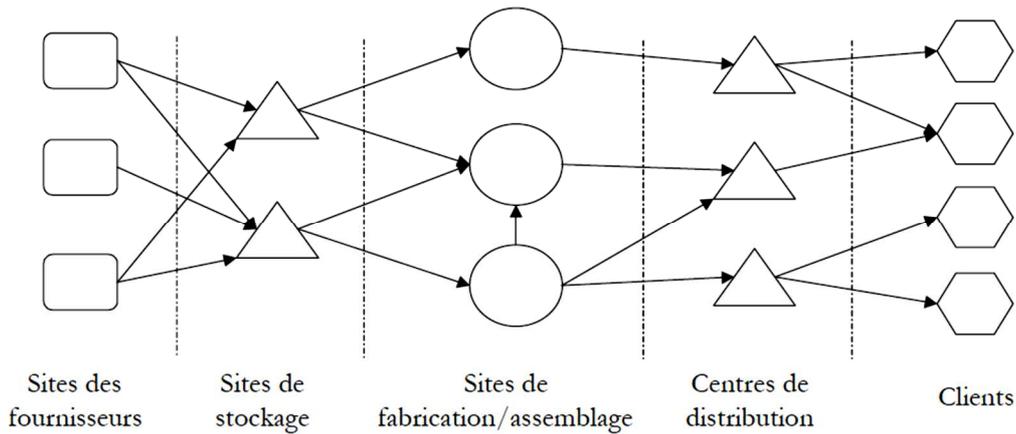


Figure 1.2 Représentation d'un réseau logistique (Hadj-Hamou 2002)

Bien qu'étant, centrée sur la logistique de distribution ou de production, la définition de la chaîne logistique de Lee et Billington (1993) s'étend facilement à d'autres types de logistique pouvant couvrir des champs d'application très variés (logistique des transports, des services, de l'énergie, urbaine, hospitalière, militaire, etc.). De plus, cette définition insiste sur la structure en utilisant le terme « réseau ». Nous développerons d'ailleurs cette idée dans le paragraphe suivant.

1.4.1 Chaîne vs. Réseau logistique

La quasi-totalité des articles en français du domaine parlent de la chaîne logistique. Cela vient de la traduction de l'anglais « supply chain ». Cette expression se traduit habituellement par « chaîne logistique » ou littéralement par « chaîne d'approvisionnement », ce qui est une notion extrêmement réductrice par rapport à la taille du domaine. L'expression française a supprimé la notion d'approvisionnement mais a conservé celle de chaîne (Cheyroux 2003). Cependant, la réalité des échanges entre les acteurs de la chaîne logistique ne constitue pas vraiment une chaîne dans le sens linéaire du terme, comme illustré sur la figure 1.2 un même fournisseur distribue à différents distributeurs et un distributeur à plusieurs surfaces de vente (Sarraj 2013). C'est ainsi qu'est né le concept de Supply Chain Network (Lidow 2005 ; Wang et al. 2011 ; Pishvae et Razmi 2012). L'expression correcte serait donc « réseau logistique » pour être rigoureux. Dans la suite de notre travail, nous préférons utiliser le terme réseau logistique, même si nous nous autorisons à utiliser le terme chaîne logistique tout en gardant bien en tête que nous sommes en présence d'un réseau. Ce point de détail étant passé, nous allons nous intéresser dans ce qui suit au concept de conception des réseaux logistiques.

1.5 Conception des réseaux logistiques

L'objectif principal lors de la conception des réseaux logistiques est d'optimiser les investissements engagés pour les différents sites, de minimiser les coûts opérationnels de l'ensemble des activités du réseau et de maximiser la satisfaction des clients finaux, sous des contraintes économiques, sociales et environnementales. Des études démontrent qu'il y a des effets significatifs de la configuration du réseau logistique sur la réduction des coûts et sur l'amélioration du service au client (Watson 2013). Dans ce contexte, le premier souci majeur, pour un décideur, est la recherche de la meilleure configuration de son réseau logistique adaptée à l'évolution de son environnement. Ainsi, le décideur a besoin de déterminer le nombre d'installations à mettre en place, leurs localisations, leurs capacités, les différentes liaisons de transport à utiliser ou à construire et enfin la répartition des flux physiques sur ces liaisons.

Les décisions liées à la conception du réseau logistique (que les anglophones nomment *Supply Chain Network Design* (SCND)) ont un impact majeur sur les profits à long terme de l'entreprise et sur sa position compétitive (Goetschalckx et Fleischmann 2008). Ces décisions sont souvent irréversibles et doivent donc être évaluées avec soin (Shapiro 2007).

La conception d'un réseau logistique nécessite donc la prise d'un ensemble de décisions à travers les différents horizons de temps (court, moyen et long terme). Ces décisions peuvent être regroupées en trois niveaux : les décisions stratégiques, les décisions tactiques et les décisions opérationnelles (voir la figure 1.3).

1.5.1 Les décisions stratégiques

Les décisions stratégiques définissent la politique de l'entreprise sur le long terme, une durée s'étalant souvent sur plusieurs années (deux ans et plus). Ces décisions ont des impacts considérables sur les performances et la durabilité de l'entreprise. La configuration du réseau logistique, en particulier la localisation des différents sites (usines, centres de distribution, hôpital, école, station de pompage, etc.), la construction du réseau de transport et le choix des différents modes de transport, est l'une des décisions stratégiques que les entreprises cherchent à optimiser en premier (Tanonkou 2007). Cette optimisation, traditionnellement axée sur les coûts, est rendue difficile à cause de l'importance croissante de nouveaux critères

de décision tels que la nécessité de prise en compte de la dimension environnementale (réduction des impacts environnementaux).

1.5.2 Les décisions tactiques

Le niveau décisionnel tactique s'intéresse aux décisions à moyen terme qui devront être mises en application pour déployer la stratégie décidée par l'entreprise. Il s'agit en effet de faire la planification dépendant de la structure conçue au niveau stratégique. Prises sur un horizon de moins de 18 mois, les décisions tactiques concernent entre autres l'allocation des clients aux différentes installations de la chaîne, la définition de la politique de transport, la planification de la production à tous les niveaux (Boudahri 2013).

1.5.3 Les décisions opérationnelles

Dans le respect des décisions tactiques et pour faire face à des demandes au jour le jour, les décisions opérationnelles sont prises pour assurer le fonctionnement au quotidien de la chaîne (Bennekrouf 2013). Parmi ces décisions, on trouve le routage des demandes clients, l'organisation des tournées de véhicules, la gestion des stocks, la gestion de la main d'œuvre, la gestion des équipements, l'ordonnancement de la production, etc.

Ces trois classes de décisions de gestion de la chaîne logistiques se différencient par au moins trois éléments (Ding 2004) :

- Par l'horizon de temps considéré. Les décisions opérationnelles sont prises au jour le jour. Les décisions tactiques concernent la planification à moyen terme (<18 mois). Les décisions stratégiques concernent la planification à long terme.
- Par le niveau d'agrégation. Sont prises : les décisions opérationnelles au niveau de l'atelier, les décisions tactiques au niveau de l'usine et les décisions stratégiques au niveau de l'ensemble de l'entreprise.
- Par le niveau de responsabilité. Sont prises : les décisions opérationnelles par les agents de maîtrise, les décisions tactiques par les cadres et les décisions stratégiques par la direction générale de l'entreprise.

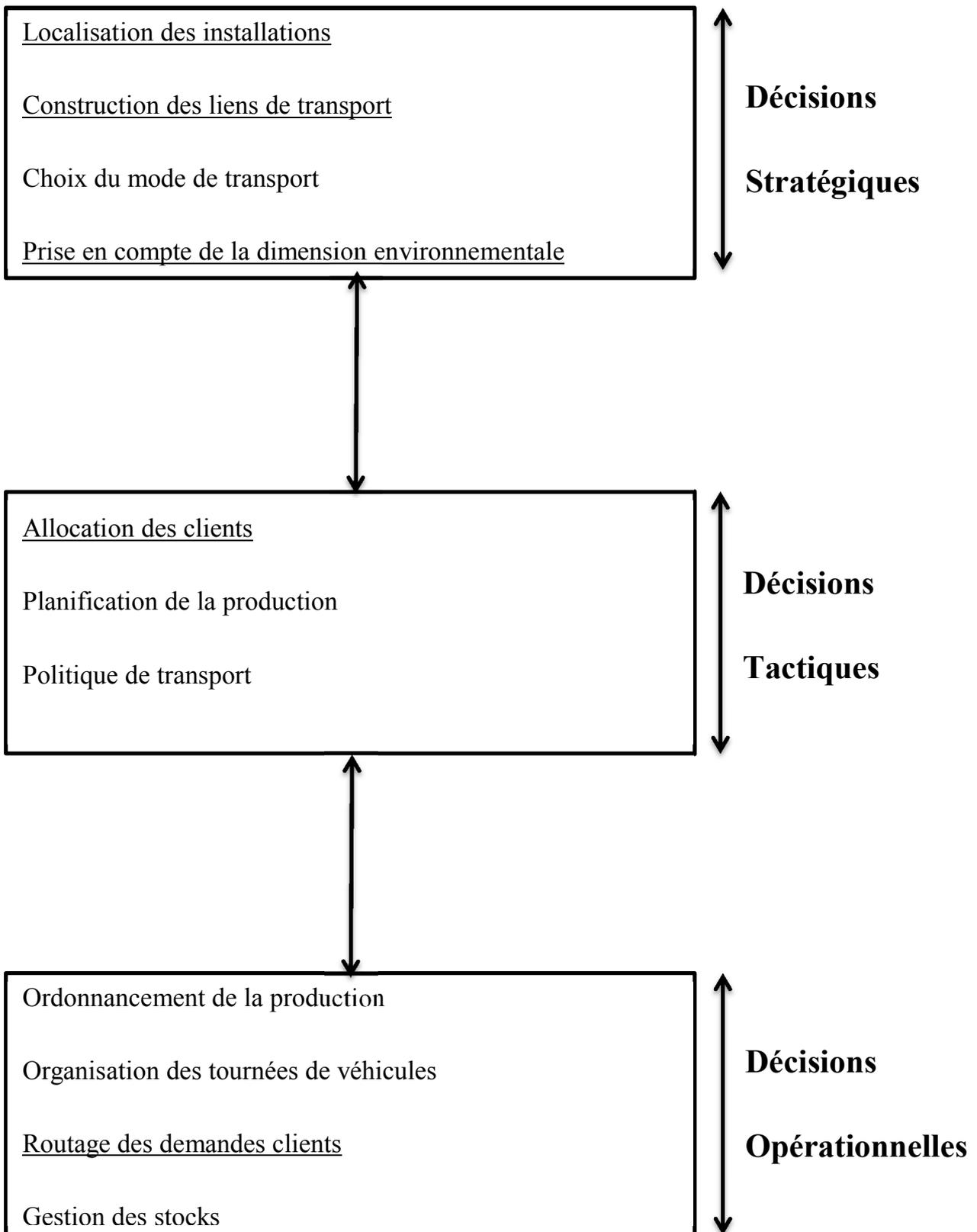


Figure 1.3 Niveaux décisionnels dans un réseau logistique avec mise en évidence des décisions considérées dans notre étude

1.6 Quelques difficultés rencontrées dans la phase de conception des chaînes logistiques

Différents problèmes liés à la conception des réseaux logistiques, ont été étudiés et rapportés dans la littérature. Toutefois, du fait de la complexité de la modélisation et de la résolution, certaines problématiques n'ont pas reçu l'attention nécessaire. Ci-après, nous citons trois points principaux que nous visons à prendre en compte dans les problématiques de conception des réseaux logistiques développées dans cette thèse.

1.6.1 Prise en compte simultanée des décisions stratégiques, tactiques et opérationnelles

Lors de la conception du réseau logistique, une question importante se pose : comment peut-on s'assurer que les décisions stratégiques soient réellement efficaces aux niveaux tactique et opérationnel (Ding 2004) ? Des modèles déterministes et stochastiques d'optimisation de la conception des réseaux logistiques ont été développés dans la littérature. À cause de la complexité du problème, rares sont les méthodes de résolution qui prennent en compte simultanément les décisions stratégiques, tactiques et opérationnelles ainsi que les différentes contraintes, incertitudes et dynamiques du réseau (capacité des installations et des liens de transport, fluctuation des demandes clients, délais des transports, etc.). En effet, ces trois types de décisions sont traités traditionnellement de manières séquentielles : stratégiques puis tactiques puis opérationnelles.

Néanmoins, afin de développer des modèles de conception de réseaux logistiques de plus en plus fidèles à la réalité, il est essentiel d'intégrer simultanément les différentes décisions quel que soit leur niveau. *Ce que nous proposons dans cette thèse est une approche d'optimisation simultanée des différents niveaux de décisions : stratégiques, tactiques et opérationnels (cf. Figure 1.3). Les décisions stratégiques concernent les localisations des installations, la construction des liens de transport et la réduction des impacts environnementaux. Les décisions tactiques traitent les affectations des zones de demande (clients) aux installations localisées. Enfin, les décisions opérationnelles portent sur le routage c'est-à-dire les itinéraires qui seront utilisés pour satisfaire les demandes clients.*

1.6.2 Décisions de localisation avec décisions de conception du réseau de transport

Les décisions liées au nombre d'installations à mettre en place et leurs localisations sont considérées comme les décisions les plus importantes dans la phase de conception des réseaux logistiques (Frahani et al. 2014). La plupart des modèles de localisation développés dans la

littérature supposent un réseau de transport prédéfini initialement. Cependant, dans certains contextes, la topologie du réseau joue un rôle crucial pour la localisation optimale des installations (Melkote et Daskin 2001a). Il est important alors de considérer simultanément les décisions de localisation avec les décisions de conception de réseau. *Les modèles que nous proposons dans ce travail de recherche intègrent simultanément ces deux décisions interdépendantes. De tels modèles peuvent être utilisés dans de nombreuses applications : réseaux de télécommunications, réseaux de distribution d'énergie, d'eau, réseau de transport urbain, localisation des écoles, des centres de santé, logistique militaire, pour ne citer que ceux-là.*

1.6.3 Optimisation multicritère avec l'intégration de la dimension environnementale

La conception d'un réseau logistique est un problème de décision intrinsèquement multicritère. Malgré cela, nous constatons que dans la littérature existante sur la conception des réseaux logistiques, le coût total, incluant toutes les activités de la chaîne, est souvent utilisé comme seul critère de décision à optimiser. Cependant, en raison des préoccupations croissantes en matière de protection de l'environnement et de réduction des gaz à effet de serre (GES), l'optimisation seule d'un critère économique n'est plus suffisante dans le contexte actuel. De nos jours, les décideurs sont obligés d'intégrer les contraintes de la durabilité environnementale dans leur processus de conception des réseaux logistiques. *Dans cette thèse, nous proposons une approche permettant d'aider les décideurs à trouver le bon compromis entre deux critères : coût économique et impact environnemental.*

1.7 Conclusion

À travers ce premier chapitre nous avons exposé les principes sur lesquels cette thèse est basée. Nous avons présenté le concept de la chaîne logistique en commençant par un aperçu général de la logistique et de ses origines. Nous avons discuté du terme « chaîne logistique » employé pour en fait désigner un « réseau logistique ». Nous avons énoncé par la suite la définition et l'importance de l'étape de conception des réseaux logistiques, suivie par les différentes décisions qui doivent être prises dans cette étape. Enfin, nous avons décrits les points essentiels que nous avons retenus dans les problématiques de conception de réseaux logistiques développées dans le cadre de cette thèse. Ces points concernent la prise en compte simultanée des décisions stratégiques, tactiques et opérationnelles, l'intégration des décisions

liées à la conception du réseau de transport dans le processus de conception des réseaux logistiques et enfin la nécessité de passer à une optimisation multicritère en introduisant la dimension environnementale.

Chapitre 2

État de l'art, problématique de recherche et contributions

Ce chapitre est dédié principalement à la présentation de notre état de l'art sur la conception des réseaux logistiques. Plus particulièrement, nous nous intéressons aux problèmes : (1) de localisation dissociée, (2) de localisation intégrant la conception des réseaux de transport et (3) de localisation intégrant la dimension environnementale. Ces trois axes de recherche nous ont inspiré pour le développement des problématiques traitées dans cette thèse. Nous terminons ce chapitre par le positionnement de notre travail de recherche par rapport aux travaux rapportés et les principales contributions de nos travaux de recherche.

2.1 Introduction

La conception d'un réseau logistique (SCND) concerne généralement la prise en compte de plusieurs décisions stratégiques que les décideurs visent à optimiser. Dans ce contexte, le premier souci majeur pour un décideur, est la recherche de la meilleure configuration de son réseau logistique adaptée à l'évolution de son environnement. Ainsi, en fonction de la nature du réseau logistique, le décideur a besoin de déterminer le nombre de fournisseurs, usines, centres de distribution, hôpitaux, écoles à mettre en place ainsi que leurs localisations. Une fois la localisation des différentes installations établies, il est indispensable de trouver la meilleure structure de connexion reliant ces installations. Dès lors, le décideur détermine les différentes connexions à sélectionner ou à construire et les moyens de transport (camion, train, avion et bateau) à utiliser pour assurer la connectivité des différents sites. Cette conception sera faite dans le respect des contraintes économiques, sociales et environnementales tout en minimisant les coûts, maximisant la satisfaction des clients, réduisant au maximum l'impact sur l'environnement comme la réduction de la consommation du fuel lors du transport ou l'utilisation des nouvelles technologies plus respectueuses de l'environnement dans la construction des différents liens de transport, etc.

Les problèmes de conception des réseaux logistiques (SCND) sont le plus souvent complexes par leur nature et par leurs enjeux économiques, organisationnels, environnementaux et sociaux. Pour cette raison le SCND a reçu depuis ces dernières années une attention particulière de la part des industriels, collectivités territoriales et de la communauté scientifique. Sous ses différentes formes (localisation-allocation, localisation-routage, localisation-conception de réseau, localisation-choix des fournisseurs, production-distribution, etc.), plusieurs chercheurs se sont intéressés aux décisions de conception des réseaux logistiques, en proposant des analyses, des modélisations et des approches de résolution. Nous rapportons dans ce chapitre les principales contributions et les approches proposées pour trois axes de recherche liés à la conception des réseaux logistiques (SCND) et dont proviennent principalement les problématiques abordées dans cette thèse, à savoir : (1) les problèmes de localisation dissociée, (2) les problèmes de localisation intégrant la conception des réseaux de transport ainsi que (3) les problèmes de localisation intégrant la dimension environnementale. Nous terminons ce chapitre par le positionnement et les principales contributions de cette thèse par rapport aux travaux rapportés dans l'état de l'art.

2.2 État de l'art des problèmes de conception des réseaux logistiques

2.2.1 Problèmes de localisation

L'un des problèmes les plus étudiés dans la recherche opérationnelle est le problème de localisation des installations. Frahani et al. (2014) considèrent que les décisions de localisation des installations sont les plus importantes à prendre dans le domaine du SCND. Nous présentons dans cette section des modèles de localisation étudiés dans la littérature, qui constituent la base des problèmes de conception des réseaux logistiques.

Un problème de localisation, dans sa forme la plus simple, consiste en un certain nombre d'installations devant être ouvertes/localisées sur un réseau existant pour satisfaire un ensemble de clients tout en respectant des contraintes précises découlant du domaine d'application étudié. Cette classe de problèmes possède un large éventail d'applications telles que la décision de l'emplacement des usines, des entrepôts, des hôpitaux, des écoles, des bibliothèques, des casernes de pompiers, et des stations de base pour le service de téléphonie mobile.

Les problèmes de localisation peuvent être classés selon différents objectifs à optimiser tels que les coûts et les délais de transport, les coûts de construction ou d'implantation, le nombre d'installations à localiser, le nombre des zones de demande couvertes, etc. Dans ce sens, plusieurs modèles ont été développés dans la théorie des problèmes de localisation permettant d'optimiser un ou plusieurs objectifs parmi les objectifs cités précédemment.

L'étude de la théorie de localisation a commencé en 1909 par Albert Weber. Le livre publié par Weber (1909) constitue l'un des premiers apports théoriques sur les facteurs clés de localisation des industries/entreprises à l'échelle régionale ou nationale. Weber (1909) prend en compte les coûts de transport des produits, les coûts de la main d'œuvre et les économies d'agglomération (réduction des taxes par exemple) que propose un grand marché urbain. À partir de ces facteurs, il définit la localisation optimale pour chaque entreprise qui a pour objectifs de minimiser les coûts de production et satisfaire les demandes du marché. Mais ce n'est que dans les années 60 que Hakimi (1964) considère un problème de localisation plus général connu sous le nom de « *P-median problem (PMP)* », ce problème consiste à localiser P sites dans un réseau prédéfini en minimisant les coûts de transport entre ces sites et les clients (zones de demande).

Une autre formulation classique de la localisation est celle du problème de recouvrement « *Location Set Covering Problem (LSCP)* » qui a été formulé pour la première fois par Toregas et al. (1971). Ce problème nécessite la couverture de toutes les zones de demande tout en minimisant le coût de localisation des usines. De même, Church et ReVelle (1974) proposent une extension du problème de recouvrement en cherchant cette fois-ci à maximiser le nombre de zones de demande qui peuvent être desservies par au maximum P entrepôts, ce problème est connu sous le nom du problème de recouvrement maximal « *Maximal Covering Location Problem (MCLP)* ». Le problème de centre modélisé par (Hakimi 1965) et (Tansel et al. 1982), vient comme une extension du problème P -médian. Ce problème également nommé « minimax problem » a pour objectif de minimiser le maximum des distances entre les clients et les P usines localisés.

Avec la croissance de la globalisation des entreprises, l'exigence de minimiser le coût fixe d'ouverture d'une unité manufacturière (usine, centre de distribution, centres de collecte, etc.) dans le problème de conception, devient un objectif additionnel à la minimisation de la distance. Ce problème classique de localisation généralement appelé problème de localisation à charge fixe ou « *Fixed Charge Facility Location Problem (FCFLP)* » constitue la base de plusieurs modèles de localisation utilisés dans la conception des réseaux logistiques. Le FCFLP existe en deux versions : les problèmes où la capacité des sites est illimitée « *Uncapacitated Fixed charge facility Location Problem (UFLP)* » (Daskin 1995; Daskin et al. 2002), et les problèmes où les sites ont une capacité finie « *Capacitated Plant Location Problem (CPLP)* » (Sridharan 1995).

À travers l'incorporation des contraintes de capacité, les problèmes de type CPLP permettent de développer des modèles plus fidèles à la réalité. En effet, ignorer la capacité des installations n'a pas de sens dans la majorité des applications du monde réel. Dans ce sens, plusieurs chercheurs ont mis l'accent sur la pertinence d'intégrer les contraintes de capacité des installations dans les modèles de localisation (Lim et Kim 1999 ; Canel et al. 2001). Melo et al. (2006) ont présenté un modèle dynamique et multi-produits avec capacité limitée des installations comme une extension du CFLP et ont étudié l'utilisation possible du modèle comme cadre de planification stratégique de la chaîne d'approvisionnement.

Parmi les principaux travaux qui étendent les formulations classiques des problèmes de localisation rapportés ci-dessus, nous pouvons citer Ding (2004) qui a développé une approche d'optimisation basée sur la simulation (SIM-OPT) pour la conception et le pilotage des chaînes logistique. L'approche est composée d'un module d'optimisation utilisant l'algorithme génétique multicritère NSGA-II et d'un module de simulation permettant l'évaluation de la chaîne étudiée au cours de l'optimisation. Deux applications industrielles tirées respectivement des industries automobile (FIAT) et textile (HI-TEC) sont présentées et l'approche validée.

(Tanonkou 2007) a intégré dans un même modèle de conception de réseaux de distribution, des décisions stratégiques et des décisions opérationnelles. Plus précisément, les décisions stratégiques concernent les localisations des centres de distribution (DCs) et la sélection des fournisseurs. Les décisions opérationnelles traitent les choix des paramètres liés à la politique de gestion de stock adoptée par chaque centre de distribution localisé. L'auteur propose une approche par relaxation lagrangienne pour la résolution du problème considéré comme NP-difficile.

Dans Brahami et al. (2014b), nous considérons le même réseau de distribution de la référence (Tanonkou 2007) avec la prise en compte de la fiabilité des DCs. L'approche de résolution proposée consiste d'abord à trouver la meilleure structure du réseau de distribution en utilisant une approche d'optimisation basée sur un algorithme génétique (Maliki et al. 2016; Brahami et al. 2014a). Ensuite, de simuler le comportement du réseau de distribution face à la présence d'éventuelles indisponibilités de DCs. Ainsi, l'objectif de cette étape est l'optimisation de la gestion de ces indisponibilités. Deux stratégies sont proposées, l'une consiste à remplacer chaque DC indisponible par le DC le plus proche, et l'autre consiste à effectuer une réallocation en utilisant les AG. La comparaison entre les deux stratégies a permis de mettre en évidence les gains engendrés avec la deuxième stratégie par rapport à la première.

Melo et al. (2009) présentent une revue récente de la littérature sur les différentes extensions des modèles de localisation utilisés dans la conception stratégique des réseaux logistiques. Les auteurs ont souligné l'intérêt porté par plusieurs chercheurs quant à l'intégration des décisions de localisation avec d'autres décisions pertinentes pour la conception d'un réseau logistique. Ils montrent aussi le fait que les décisions tactique et opérationnelle (mode de transport et

routage notamment) dépendent fortement des décisions de la localisation des sites. Les applications des modèles de localisation à la conception de réseaux logistiques couvrant diverses industries sont présentées. Enfin, une liste de questions nécessitant des recherches supplémentaires est mise en évidence, notamment, la question de l'intégration des décisions de protection de l'environnement dans les problèmes de localisation.

Pour plus de détails sur les récents modèles et approches de résolution proposés dans l'étude des problèmes de localisation liés à la conception des réseaux logistiques, le lecteur peut consulter les références : Frahani et al. 2014; Melo et al. 2009; ReVelle et al. 2008; Klose et Drexler 2005; Daskin 1995.

2.2.2 Problèmes de localisation intégrés aux problèmes de conception des réseaux de transport

Tous les modèles classiques de localisation susmentionnés localisent des installations sur un réseau prédéterminé. Cependant, la topologie du réseau considéré peut profondément influencer les emplacements optimaux des installations (Melkote et Daskin 2001a). Berman et al. (1992) ont proposé que la modification du réseau sous-jacent puisse améliorer l'accessibilité aux installations. De même, Peeters et Thomas (1995) ont montré l'impact significatif du réseau sous-jacent sur les solutions optimales des problèmes de localisation p-médians. Daskin et al. (1993) affirment qu'économiquement il est plus intéressant dans certaines situations de modifier le réseau de transport sous-jacent que d'ajouter des installations supplémentaires. C'est la raison pour laquelle, récemment, plusieurs auteurs ont essayé d'intégrer les problèmes de localisation avec les problèmes de conception des réseaux de transport. Cette intégration permet une modélisation plus fidèle à la réalité et peut avoir de nombreuses applications dans la planification régionale, la distribution, la gestion de l'énergie et d'autres domaines liés à l'industrie et les services.

Daskin et al. (1993), ont été les premiers à développer un modèle intégrant simultanément les décisions de localisation avec les décisions de conception de réseau (problème connu sous le nom de FLNDP : *Facility Location/Network Design Problem*). Dans une tentative de répondre à la question « Devrions-nous toujours supposer que le réseau sous-jacent est donné ? » les auteurs ont présenté quelques résultats qui ont montré l'effet d'intégrer les décisions de conception de réseaux dans la modélisation mathématique des problèmes de localisation. Il est

à noter que la plupart des modèles de type FLND abordés dans la littérature sont tirés du modèle décrit dans cet article (Daskin et al. 1993). Puisque les problèmes FLNDP sont une combinaison des problèmes de localisation et des problèmes de conception de réseaux qui sont tous les deux NP-difficiles, alors les problèmes FLNDP sont certainement NP-difficile.

Par la suite, dans (Melkote et Daskin 2001a; Melkote et Daskin 2001b; Melkote 1996) les auteurs ont développé trois variantes pour le problème FLNDP : (i) le problème où la capacité des sites est illimitée « *Uncapacitated Facility Location/Network Design Problem (UFLNDP)* » (ii) le problème où les sites ont une capacité limitée « *Capacitated Facility Location/Network Design Problem (CFLNDP)* » et (iii) le problème où on cherche à maximiser la couverture des zones de demande « *Maximum Covering Location-Network Design Problem (MCLNDP)* ».

Dans (Drezner et Wesolowsky 2003) les auteurs ont étudié un nouveau problème de conception de réseau. Ils ont proposé un modèle pour optimiser la localisation d'une installation unique sur un réseau avec un ensemble de liens candidats, chacun pouvant être construit à un coût donné. De plus, chaque lien de transport pourrait être construit comme un lien unidirectionnel ou bidirectionnel. Les auteurs ont proposé plusieurs algorithmes pour la résolution de ce problème : algorithme du gradient (*descent algorithm*), le recuit simulé (*simulated annealing (SA)*), la recherche tabou (*tabu search (TS)*) et l'algorithme génétique.

Dans (Cooking 2008) le problème UFLNDP a été étudié avec une contrainte de budget à respecter en proposant à la fois des approches heuristiques et exactes pour la résolution de ce problème. Les heuristiques principales proposées sont les heuristiques gloutonnes simples, l'heuristique de recherche locale, les métaheuristiques incluant le recuit simulé (*simulated annealing (SA)*), la recherche à voisinage variable (*variable neighborhood search (VNS)*), et une heuristique personnalisée basée sur la structure spécifique du FLND. Dans (Cooking et al. 2012), les auteurs ont examiné comment l'accès physique aux établissements de santé dans le district de Nouna au Burkina Faso peut être considérablement amélioré en modélisant cette situation comme un problème FLNDP. Le modèle proposé par Cooking et al. (2012) montre dans quelle mesure l'accès aux établissements de santé peut être amélioré lorsque la conception du réseau routier est prise en compte avec la localisation des établissements de

santé, contrairement à la localisation établissements de santé considérée d'une manière dissociée (seule).

Bigotte et al. (2010) ont développé un nouveau modèle d'optimisation pour la planification intégrée de la hiérarchie urbaine et du réseau de transport (basé sur le problème FLNDP). Dans leur modèle, les auteurs ont considéré simultanément plusieurs niveaux hiérarchiques des centres urbains et plusieurs niveaux hiérarchiques de liens de réseau. Les résultats ont permis de déterminer quels centres urbains et quels liens de réseau devraient être promus à un nouveau niveau hiérarchique afin de maximiser l'accessibilité à toutes les classes d'installations.

Contreras et Fernández (2011) ont fourni un cadre unifié pour les problèmes généraux de conception de réseaux dans lesquels les décisions stratégiques de conception visant à localiser les installations et à sélectionner les liaisons sur un réseau sous-jacent sont intégrées aux décisions opérationnelles d'allocation et de routage pour acheminer les demandes clients. Les auteurs ont présenté et analysé des aspects de modélisation pertinents, des formulations alternatives et des stratégies algorithmiques possibles pour des problèmes de type FLNDP. Dans Contreras et al. (2012) les auteurs ont présenté une nouvelle variante du problème FLNDP avec l'introduction d'un nouvel objectif permettant de minimiser le temps de déplacement maximal dans le réseau. Le modèle développé généralise le problème classique du p -centre et les résultats présentés concernent des instances de test comprenant jusqu'à 100 nœuds et 500 liens candidats.

Dans un autre travail, Mortezaei et JabalAmeli (2011) ont étudié le problème CFLNDP sous forme d'un problème multi-objectif avec deux objectifs, le premier concerne la minimisation des coûts de localisation et construction des liens de transport, alors que le deuxième permet de minimiser le coût de transport. Le modèle proposé est résolu en utilisant un nouvel algorithme hybride à deux étapes. Dans la première étape, la localisation des installations et la conception du réseau de transport sont déterminés et dans la deuxième étape, les demandes sont réparties aux différentes installations. Ghaderi et Jabalameli (2013) ont proposé un nouveau modèle mathématique pour le problème dynamique (multi-périodes) de localisation des installations intégré à la conception du réseau sous-jacent avec une contrainte sur le budget d'investissement pour l'ouverture des installations et la construction des liens à chaque

période pendant un horizon de planification (DUFLNDP : *Dynamic Uncapacitated Facility Location–Network Design Problem*). Les auteurs ont appliqué le modèle proposé sur une étude de cas des soins de santé, et ont utilisé une heuristique gloutonne et une heuristique basée sur le recuit simulé pour résoudre le modèle. Un autre problème du monde réel a également été présenté et résolu par Murawski et Church (2009), qui ont introduit le problème d'amélioration du réseau de couverture maximal. Le problème concerne l'amélioration de l'accessibilité aux services de santé en maintenant l'emplacement des installations existantes fixe mais en améliorant le réseau de transport.

Par ailleurs, Rahmaniani et Ghaderi (2013) ont supposé que pour relier deux nœuds, il existe différents types de liens dont la capacité, les coûts de transport et de construction sont différents. Ils ont développé un modèle en nombre entier (mixed-integer model) pour optimiser simultanément la localisation des installations et la conception du réseau de transport connexe afin de minimiser les coûts totaux de transport et d'exploitation. Dans une autre étude, Shishebori et al. (2014) ont proposé une formulation mathématique pour le problème FLNDP intégrant la fiabilité des installations localisées. Le modèle proposé prend en compte non seulement les coûts de localisation des installations, les coûts de construction des liens et les coûts de transport, mais limite également le coût de perturbation maximum autorisé du réseau en cas d'indisponibilité d'une ou plusieurs installations.

2.2.3 Problèmes de localisation intégrant la dimension environnementale

Traditionnellement, le principal objectif des modèles d'optimisation utilisés dans la conception des réseaux logistiques (SCND) était axé sur l'aspect économique (minimiser les coûts ou maximiser les profits). Cependant, au fur et à mesure que les préoccupations environnementales augmentent, les aspects environnementaux émergent également en tant que facteurs décisifs dans le contexte de la conception des réseaux logistiques (Ilgin et Gupta 2010), donnant ainsi naissance à la conception de réseau logistique environnemental (ESCND : *Environmental Supply Chain Network Design*). En d'autres termes, l'ESCND généralise le SCND en intégrant des facteurs environnementaux pouvant concerner les installations, le transport (les liens de transport, le transport de flux, les modes de transport ...), les processus, la conception des produits, les choix technologiques, etc.

Récemment, plusieurs auteurs ont essayé d'intégrer la contrainte environnementale dans le processus de conception des réseaux logistiques. Dans (Eskandarpour et al. 2015) les auteurs présentent un état de l'art complet sur la conception des chaînes logistiques durables où la majorité des articles cités (84 des 87 articles) intègrent la dimension environnementale dans leur modélisation. Ils soulèvent plusieurs questions qui devraient être clarifiées lors de la conception des chaînes logistiques : Quels facteurs environnementaux doivent être pris en compte ? Comment peuvent-ils être quantifiés ? Comment peuvent-ils être intégrés dans des modèles mathématiques et des méthodes d'optimisation ? Dans cet état de l'art environ la moitié des articles cités intégrant la dimension environnementale dans le processus de conception utilisent la méthode LCA (*Life Cycle Assessment*), et il est particulièrement pratique d'intégrer ses résultats dans des modèles de conception (Ren et al. 2019; Pishvae et al. 2012; Chaabane et al. 2012; You et al. 2012; Abdallah et al. 2012; Sahebjamnia et al. 2018).

La méthode LCA permet de faire une évaluation globale des impacts environnementaux associés à toutes les étapes du cycle de vie d'un système (produit, service, entreprise ou procédé), de l'extraction de la matière première nécessaires à sa fabrication à l'élimination finale ou au recyclage en passant par ses phases d'usage, d'entretien, et de transports (ISO 2006). D'un autre côté, de nombreux travaux n'adoptent pas l'approche LCA dans leurs modèles de conception, mais proposent plutôt une évaluation partielle des facteurs environnementaux qui concerne principalement les trois éléments constituant des réseaux logistiques, à savoir : les produits, les installations à localiser et les transports (Eskandarpour 2014).

Dans les travaux qui s'intéressent aux impacts environnementaux liés aux installations localisées (centre de production, centre de distribution, etc.), les critères environnementaux mesurés concernent généralement la consommation d'énergie, les émissions de GES et les déchets. On peut citer Wang et al. (2011) qui proposent un modèle d'optimisation prenant en compte les décisions d'investissements environnementales en introduisant une nouvelle variable de décision qui représente le niveau de protection de l'environnement des installations localisées. Cette variable permet de relier le coût d'investissement environnemental (achat des équipements ou des technologies de protection de l'environnement) associé à l'installation dans la phase de conception avec son impact sur

l'environnement dans la phase d'exploitation. Par ailleurs, les auteurs considèrent que les installations localisées ont des capacités limitées. Dans un autre travail Lira-Barragán et al. (2011) proposent un nouveau modèle mathématique pour la localisation optimale des nouvelles installations industrielles qui affectent la qualité de l'eau dans un bassin hydrographique environnant. Outre les aspects économiques, l'approche d'optimisation prend également en compte l'impact environnemental, de sorte que les flux d'eaux usées rejetées dans l'environnement présentent des caractéristiques qui garantissent la durabilité du bassin versant environnant. Un nouveau problème de localisation des centrales électriques à combustibles fossiles aux États-Unis en prenant en compte les contraintes de durabilité est étudié par Tajbakhsh et Shamsi (2019). Les résultats numériques révèlent que l'approche proposée diminue considérablement les émissions de gaz à effet de serre des centrales électriques localisées au prix d'une légère augmentation des coûts engendrés.

En ce qui concerne les problèmes environnementaux liés aux activités de transport, les émissions de GES (CO₂ notamment) sont les indicateurs le plus souvent utilisés pour mesurer la performance environnementale. Xifeng (2013) proposent un modèle d'optimisation multi-objectif basé sur le problème classique de localisation (UFLP) et permettant de minimiser les coûts, de maximiser la fiabilité du service et de minimiser les émissions de CO₂ provenant des activités de transport. Saffar et al. (2014) utilisent une optimisation multiobjectif à base de l'algorithme NSGA-II pour la résolution d'un problème de conception d'une chaîne logistique durable multi-produits, multi-périodes et multi-couches en tenant compte simultanément des décisions économiques (coûts) et environnementales (émissions CO₂ générées des activités de transport). Notons que le modèle proposé par Saffar et al. (2014) prend en compte les contraintes de capacité des installations (centre de production, fournisseurs, centre de récupération et centre de recyclage). Basé sur une étude de cas de l'industrie pétrochimique, Treitl et Jammerneegg (2014) étendent deux modèles de base de localisation (*p-median problem* et *the Warehouse Location Problem*) et montrent l'impact des décisions prises en matière de conception de réseaux logistiques sur les coûts économiques et les émissions carbone des transports. Koç (2019) développe une variante du problème de localisation-routage en considérant les objectifs environnementaux. Son étude a permis d'analyser l'impact conjoint de la localisation des dépôts à capacité limitée et des décisions d'acheminement sur les émissions liées au transport de marchandises. Yakavenka et al. (2019)

proposent un modèle multi-objectif pour la conception d'une chaîne d'approvisionnement durable des produits alimentaires périssables appliqué à un cas réel d'importation de fruits dans la région Nord-Est de l'Europe. Le modèle proposé permet de minimiser les coûts de transport, le temps de livraison et les émissions générées par le transport des produits. Un nouveau modèle de localisation d'installations à forte demande dans les zones urbaines intégrant les coûts de congestion du trafic et d'émissions de GES est proposé par Hwang et al. (2016). Pour résoudre leur modèle, trois métaheuristiques (recherche tabou, algorithme mémétique et algorithme génétique) ont été développées et testées sur une variété de réseaux. Les résultats démontrent que l'approche proposée peut réduire considérablement les coûts de transport et d'émission de GES par rapport au modèle conventionnel de localisation des installations.

La sélection du mode de transport lors du processus de conception du réseau logistique est souvent considérée comme un critère important pour l'évaluation de la performance environnementale. Dans ce sens, de nombreuses recherches ont étudié l'influence du mode de transport (route, rail, air et eau) sur l'impact environnemental généré. Dans (Mallidis et al. 2012; Bouzembrak et al. 2013) les auteurs ont développé des modèles de conception des chaînes logistiques vertes avec la possibilité de choisir le mode de transport, où chaque mode a des coûts, des capacités, des délais et des impacts environnementaux différents. Mostert et al. (2018) proposent un modèle mathématique à deux objectifs tenant compte des objectifs économiques et environnementaux, sur un réseau routier et intermodal avec trois modes de transport (route, rail intermodal et voies navigables intérieures intermodales). Le modèle proposé a été appliqué sur un cas réel en Belgique et a permis de fournir des informations pratiques sur la manière dont les flux, les types de terminaux et les localisations varient en fonction de la politique choisie, ainsi que sur les modifications de coûts ou d'émissions et sur le nombre de terminaux à localiser.

D'après d'autres recherches (Rezaee et al. 2017; Haddadsisakht et al. 2018; Barzinpour et Taki 2018), la bonne sélection des modes de transport doit permettre non seulement de minimiser l'impact environnemental mais aussi de respecter les politiques de régulation de carbone imposées (comme le plafond de carbone et la taxe sur le carbone).

En ce qui concerne les méthodes de résolution utilisées dans les problèmes de conception des réseaux logistiques intégrant la dimension environnementale, une grande majorité des travaux basés sur la méthode LCA utilise des langages de modélisation et des solveurs mathématiques pour résoudre les modèles, tandis que les autres modèles (non LCA) utilisent une panoplie beaucoup plus large de méthodes et de techniques (heuristiques, métaheuristiques, optimisation multi-objectif, etc.).

2.3 Classification de la revue de littérature et problématique de recherche

2.3.1 Classification de la revue de littérature et positionnement de la thèse

En se basant sur la revue de littérature détaillée ci-dessus, nous pouvons classer les principaux travaux cités en lien avec notre problématique selon plusieurs critères relatifs à la conception des réseaux logistiques (localisation, construction des liens de transport, capacité des installations et des liens) et à l'aspect environnemental lors de la phase de conception (Tableau 2.1). À la fin du tableau nous montrons le positionnement du présent travail par rapport aux études rapportées.

Auteurs	Supply Chain Network Design (SCND)				Environmental Supply Chain Network Design (ESCND)	Contribution(s)
	Décisions de localisation	Décisions de construction des liens de transport	Capacité limitée des installations	Capacité limitée des liens	Intégration de la dimension environnementale	
(Hakimi 1964)	✓					P-median problem (PMP)
(Toregas et al. 1971)	✓					Location Set Covering Problem (LSCP)
(Church et ReVelle 1974)	✓					Maximal Covering Location Problem (MCLP)
(Daskin 1995)	✓					Uncapacitated Fixed Charge Facility Location Problem (UFLP)
(Sridharan 1995)	✓		✓			Capacitated Plant Location Problem (CPLP)
(Ding 2004)	✓		✓			Approche d'optimisation basée sur la simulation SIM-OPT pour la conception des réseaux logistiques
(Tanonkou 2007)	✓					Intégration des décisions de choix des fournisseurs et de gestion de stocks avec les décisions de localisation
(Brahami et al. 2014a; Brahami et al. 2014b; Maliki et al. 2016)	✓					Gestion des indisponibilités des sites dans la conception des réseaux logistiques
(Melo et al. 2009; Frahani et al. 2014)	✓					Revue de la littérature récentes sur les modèles de localisation dans le contexte de la conception des

						réseaux logistiques
Daskin et al., 1993	✓	✓				Développement pour la première fois, d'un modèle intégrant simultanément les décisions de localisation avec les décisions de conception de réseau (FLNDP)
(Melkote et Daskin 2001a; Melkote 1996)	✓	✓				Uncapacitated Facility Location/Network Design Problem (UFLNDP)
(Melkote et Daskin 2001b; Melkote 1996)	✓	✓	✓			Capacitated Facility Location/Network Design Problem (CFLNDP)
(Melkote 1996)	✓	✓				Maximum Covering Location/Network Design Problem (MCLNDP)
(Drezner et Wesolowsky 2003)	✓	✓				FLNDP avec lien unidirectionnel/bidirectionnel
(Cocking 2008)	✓	✓				UFLNDP avec une contrainte de budget
(Contreras et al. 2012)	✓	✓				FLNDP avec minimisation du temps de déplacement maximal dans le réseau
(Ghadery et Jabalameli 2013)	✓	✓				Dynamic Uncapacitated Facility Location–Network Design Problem (DUFLNDP)
(Rahmaniani et Ghadery 2013)	✓	✓		✓		FLNDP avec différents types de lien à capacité limitée
(Eskandarpour et al. 2015)	✓				✓	Revue de littérature récente sur les réseaux logistiques durables (ESCND)
(Pishvae et Razmi 2012; Chaabane et al. 2012; You et al. 2012; Abdallah et al. 2012; Sahebjamnia et al. 2018; Ren et al. 2019)	✓		✓		✓	Utilisation de la méthode LCA pour une évaluation globale des impacts environnementaux
(Wang et al. 2011)	✓		✓		✓	Considération d'une nouvelle variable de décisions qui représente le coût d'investissement environnemental qui représente le niveau de protection de l'environnement des installations localisées
(Lira-Barragán et al. 2011; Tajbakhsh et Shamsi 2019)	✓		✓		✓	Réduction des impacts environnementaux des installations localisées + installations à capacités limitées
(Saffar et al. 2014; Treitl et Jammerneegg 2014; Hwang et al. 2016; Koç 2019; Yakavenka et al. 2019)	✓		✓		✓	Minimiser les émissions de CO ₂ provenant des activités de transport + installations à capacités limitées
(Mallidis et al. 2012; Rezaee et al. 2017; Barzinpour et Taki 2018)	✓		✓		✓	Etude de l'influence du mode de transport (route, rail, maritime et aérien) sur l'impact environnemental généré + installations à capacités limitées
(Bouzembrak et al. 2013; Haddadsisakht et Ryan 2018; Mostert et al. 2018)	✓		✓	✓	✓	Etude de l'influence du mode de transport (route, rail, maritime et aérien) sur l'impact environnemental généré + installations et liens à capacités limitées
Notre travail	✓	✓	✓	✓	✓	FLNDP avec différentes qualités environnementales des liens construits + Minimiser l'impact environnemental lié aux activités de transport + Capacité limitée des installations et des liens

Tableau 2.1 Classification de la revue de la littérature et positionnement du travail

L'observation de cette classification conduit à conclure que les travaux rapportés traitent les trois problèmes décrits ci-dessus de manière séparée. Cependant, à cause de l'interdépendance entre les décisions liées à ces problèmes, il est important de tenir compte de l'impact de

chaque décision sur les autres. En effet, durant ces dernières années, les chercheurs ont montré que la conception d'un réseau logistique robuste et efficace nécessite l'intégration de ces décisions dans un même modèle d'optimisation (Frahani et al. 2014; Melo et al. 2009).

2.3.2 Problématique de recherche et contributions

D'après notre étude bibliographique, nous avons constaté : (i) peu de travaux intègrent les décisions de localisation avec les décisions de construction de réseaux de transport dans un même modèle de conception de réseaux logistiques, (ii) faible prise en compte des contraintes de capacité des installations et/ou des liens lors de la phase de conception et (iii) absence complète de travaux de recherche incorporant la dimension environnementale avec les décisions de localisation et construction des liens de transport dès la phase de conception des réseaux logistiques.

De ce fait, notre challenge principal dans cette thèse est, d'une part, d'intégrer les décisions stratégiques (localisation des installations/construction des liens de transport/réduction de l'impact environnemental), tactiques (allocation des clients aux installations) et opérationnelles (routage des demandes clients) dans un seul modèle de conception avec prise en compte des contraintes de capacité des installations localisées et des liens de transport construits, et d'autre part, de résoudre efficacement (d'une manière très fine) les modèles d'optimisation proposés, à travers l'utilisation des algorithmes génétiques monocritère et multicritère.

Les principales contributions de cette thèse par rapport aux travaux existant dans la littérature peuvent être résumées comme suit :

1. Proposition d'une nouvelle extension du modèle FLNDP avec prise en compte simultanée des contraintes de capacités des liens et des installations. En effet, la plupart des travaux sur les problèmes de type FLNDP ne considèrent pas les contraintes de capacités, à la fois des liens et des installations en dépit du fait que dans la majorité des problèmes du monde réel les capacités des sites et des liens sont limitées. Ce modèle d'optimisation mono-objectif orienté coût sera résolu en utilisant un algorithme génétique.

2. Proposition d'un modèle multi-objectif intégrant simultanément les décisions environnementales avec les décisions de localisation des installations et les décisions de construction des liens de transport. Les décisions environnementales concernent la minimisation des émissions de CO₂ liées aux activités de transport en considérant différentes qualités environnementales des liens à construire.
3. Résolution du dernier modèle proposé à l'aide de la métaheuristique NSGA-II (*Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II*) considérée par les praticiens comme l'un des algorithmes les plus performants parmi les différentes métaheuristiques d'optimisation multi-objectif.

Dans la limite de notre connaissance, il s'agit du premier travail qui propose une prise en compte simultanée de l'ensemble des aspects, à savoir l'intégration des décisions environnementales avec les décisions de localisation des installations et les décisions de construction des liens de transport et l'intégration des contraintes de capacités des liens et des installations.

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons détaillé les principaux travaux de recherche traitant du problème de conception des réseaux logistiques (SCND). Plus particulièrement, nous nous sommes intéressés à trois axes de recherche liés au SCND qui nous ont inspirés pour le développement des problématiques traitées dans cette thèse. Ces trois axes concernent principalement : (1) les problèmes de localisation dissociée, (2) les problèmes de localisation intégrant la conception des réseaux de transport, ainsi que (3) les problèmes de localisation intégrant la dimension environnementale. Enfin, les principales contributions et les différents défis à relever dans le cadre de cette thèse sont décrits.

Chapitre 3

Algorithmes génétiques mono et multi-objectif

Ce chapitre est dédié principalement à la présentation des concepts de base de l'optimisation mono et multi-objectif ainsi que les algorithmes génétiques utilisés comme métaheuristiques pour la résolution des problèmes développés dans le cadre de cette thèse. Dans un premier temps, nous décrivons en détail le fonctionnement et les différents opérateurs des algorithmes génétiques simples. Nous rappelons par la suite, les principes de l'optimisation multi-objectif tels que la dominance et l'optimalité au sens de Pareto, et présentons les principaux algorithmes génétiques multi-objectif. Avec une attention particulière, nous détaillons l'algorithme NSGA-II utilisé pour résoudre le problème multi-objectif de conception de réseaux logistiques durables. Nous terminons le chapitre par la présentation de la méthode TOPSIS qui servira comme outil d'aide à la décision pour la sélection de la meilleure solution parmi les solutions obtenues par l'optimisation multi-objectif.

3.1 Introduction

De nos jours, ingénieurs, gestionnaires et décideurs sont confrontés quotidiennement à des problèmes de complexité grandissante, qui surgissent dans des secteurs très divers. Le problème à résoudre peut souvent s'exprimer sous la forme générale d'un problème d'optimisation, dans lequel on recherche les valeurs d'un ensemble de variables respectant des contraintes, et permettant de minimiser ou maximiser un ou plusieurs critères, dits « fonctions objectif ».

Le choix d'une méthode efficace capable de produire une solution optimale en un temps de calcul raisonnable est la principale difficulté à laquelle est confronté un décideur. Cela a conduit les chercheurs à proposer des méthodes de plus en plus performantes, parmi lesquelles on trouve les métaheuristiques qui sont des méthodes générales de recherche dédiées aux problèmes d'optimisation difficiles de grande taille.

Dans le large panorama des métaheuristiques, nous avons choisi les algorithmes génétiques mono et multi-objectif pour résoudre les problèmes étudiés dans le cadre de cette thèse, à savoir : (i) problème mono-objectif de conception d'un réseau logistique avec construction des liens de transport et (ii) problème multi-objectif de conception d'un réseau logistique durable. Dans ce chapitre, nous allons exposer et justifier les motivations de ce choix et présenter les concepts de base des algorithmes génétiques mono et multi-objectif.

Le chapitre est organisé en trois parties. La première est consacrée aux algorithmes génétiques simples comme étant une méthode d'optimisation mono-objectif. Après avoir donné quelques généralités sur l'optimisation en présentant sa définition, ses classes de complexité et les principales méthodes de résolution, nous présentons les métaheuristiques, leur classification ainsi que quelques exemples de leurs applications dans l'industrie. Nous terminons cette partie par une description détaillée du fonctionnement des algorithmes génétiques. La deuxième partie traite l'optimisation multi-objectif par algorithmes génétiques. Nous commençons d'abord par un bref rappel des spécificités des problèmes d'optimisation multi-objectif, puis nous évoquons le concept de dominance et la notion d'optimalité au sens de Pareto qui caractérise cette classe de problèmes. Nous détaillons ensuite quelques algorithmes génétiques multi-objectif tout en accordant plus d'importance à un algorithme élitiste de référence (NSGA-II) qui sera utilisé dans la suite de ce travail. Enfin, la dernière partie est

consacrée aux méthodes de sélection des solutions multicritères en mettant l'accent sur la technique TOPSIS qui servira comme outil d'aide à la sélection de la meilleure solution parmi les solutions du front Pareto obtenues à l'issue de la phase d'optimisation multi-objectif.

3.2 Concepts de base liés aux problèmes d'optimisation

3.2.1 Définition d'un problème d'optimisation

On peut trouver de nombreuses formulations ou définitions mathématiques d'un problème d'optimisation, mais nous avons retenu celle de Blum et Roli (2008) qui ont décrit un problème d'optimisation P comme un triple (S, Ω, f) où :

- S est l'espace de recherche défini sur un ensemble de variables de décisions. On dit aussi que S est l'ensemble de toutes les solutions de type $x = [x_1, x_2, \dots, x_m]$ (vecteur de m variables de décision du problème étudié). Dans le cas où ces variables ont des domaines discrets, le problème traité est un problème discret ou combinatoire et dans le cas de domaine continu P est appelé problème d'optimisation continu. Il existe aussi des problèmes mixtes qui utilisent à la fois des variables continues et discrètes.
- Ω est l'ensemble de contraintes d'égalités ou inégalités qui doivent être satisfaites pour qu'une solution soit faisable.
- $X \subset S$ représente l'ensemble des solutions faisables (ou réalisables) associé aux contraintes d'égalités et d'inégalités de Ω .
- $f: X \rightarrow R^+$ est la fonction objectif qui assigne une valeur du coût positive à chaque élément (ou solution) de X .

Le but est de trouver une solution dite « optimale » $x^* \in X$ tel que $f(x^*) \leq f(x), \forall x \in X$ (dans le cas où on veut minimiser la fonction objectif) ou $f(x^*) \geq f(x), \forall x \in X$ (cas où la fonction objectif doit être maximisée).

3.2.2 Classes de complexité et principales méthodes de résolution

De manière large, les problèmes d'optimisation peuvent être classés dans deux classes de complexité : la classe P et la classe NP-difficile. Dans la première classe, on trouve les problèmes considérés comme "faciles", c'est-à-dire pour lesquels il existe un algorithme polynomial pour trouver la solution. En revanche, on ne connaît pas de tels algorithmes pour les problèmes de la seconde classe (Jozefowicz 2013).

La plupart des problèmes d'optimisation dans différents domaines appartiennent à la classe des problèmes NP-difficile où il n'existe pas d'algorithme qui fournit la solution optimale en temps polynomial en fonction de la taille du problème. De très nombreuses méthodes ont été proposées pour la résolution de ces problèmes. À cet effet, il existe dans la littérature plusieurs classifications de ces méthodes. Talbi (2009) a classé ces méthodes d'optimisation en deux catégories (Figure 3.1) :

- Les méthodes exactes qui garantissent que la solution obtenue est bien optimale, c'est-à-dire qu'il n'existe pas d'autres solutions pour lesquelles la fonction objectif a un meilleur score. Cependant, ces méthodes exactes atteindront nécessairement une limite dans la taille des problèmes (problèmes de moyenne et grande tailles) qu'elles peuvent traiter en temps de calcul "raisonnable", en dépit des avancées méthodologiques et de l'augmentation de la puissance de calcul des ordinateurs. Parmi ces méthodes, on trouve la programmation dynamique, la programmation par contraintes, la programmation linéaire, les algorithmes de type : branch & bound, branch & cut, branch & price, etc.
- Les méthodes approchées qui trouvent une solution proche de l'optimum (sans garantie sur sa qualité d'optimalité) en contrepartie d'un temps de calcul moins excessif ou plus facilement maîtrisable qu'une méthode exacte (Jozefowicz 2013). L'objectif avec ces méthodes est de chercher une bonne solution en un temps raisonnable au lieu d'attendre l'obtention d'une solution optimale après des années de calcul ! (Gherboudj 2013). Dans cette catégorie de méthodes approchées, on trouve les méthodes heuristiques et métaheuristiques (Figure 3.1). Les heuristiques sont spécifiques aux problèmes pour lesquels elles sont conçues, elles nécessitant une grande connaissance du domaine étudié et ne peuvent pas être généralisées à d'autres problèmes. Contrairement aux heuristiques dédiées, les métaheuristiques exploitent des stratégies plus généralistes et peuvent être appliquées à n'importe quel type de problèmes sans changements profonds des algorithmes d'où le qualificatif "méta". Ces techniques présentent actuellement des alternatives intéressantes pour la résolution des problèmes d'optimisation difficile pour lesquels on ne connaît pas d'algorithmes classiques plus efficaces (Souier, 2012).

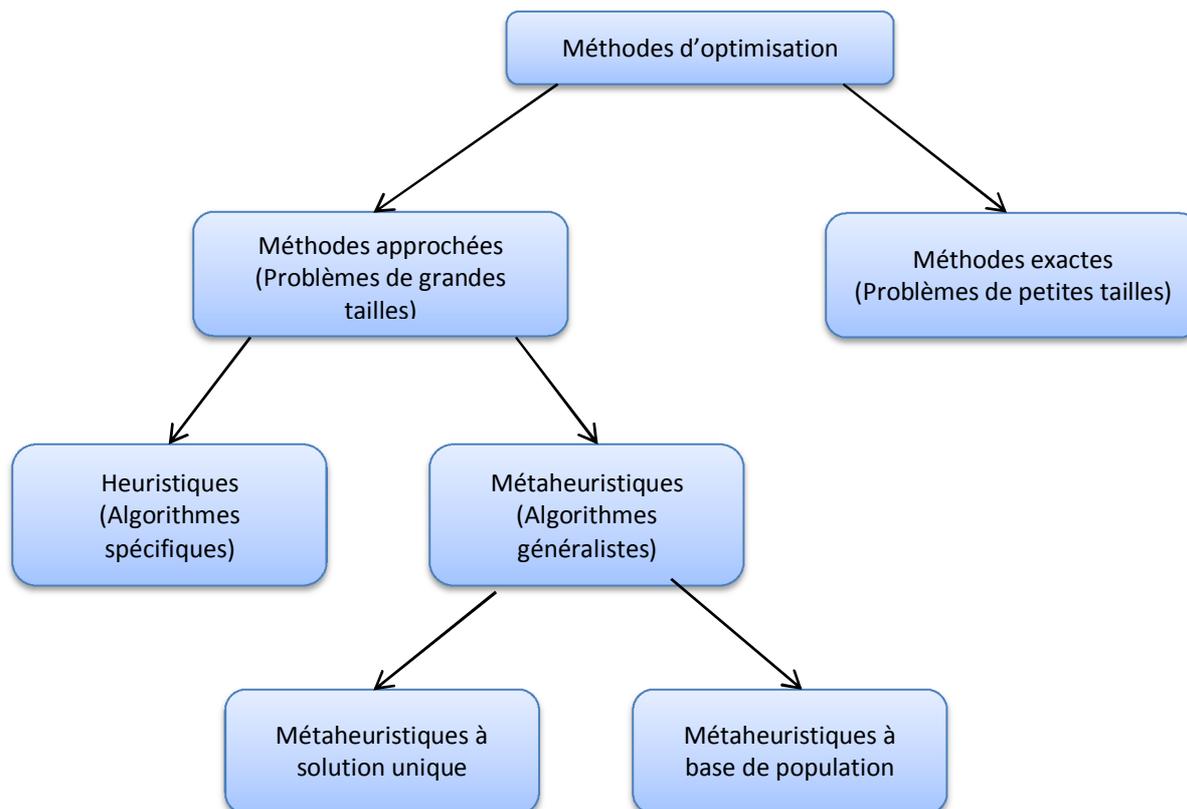


Figure 3.1 Classification des méthodes d'optimisation

3.3 Les métaheuristiques

3.3.1 Caractéristiques des métaheuristiques

Les métaheuristiques sont des approches de l'optimisation, proposées dans le but de résoudre au mieux les problèmes dits d'optimisation difficile. En effet, celles-ci s'appliquent à toutes sortes de problèmes discrets, et elles peuvent s'adapter aussi aux problèmes continus ou mixtes.

Comme précisé précédemment, les métaheuristiques partent de principes plus génériques que les heuristiques et sont susceptibles de s'appliquer à un cadre plus large de problèmes, tandis qu'une heuristique est particulière pour un problème donné. Les métaheuristiques sont des algorithmes souvent inspirés par des analogies avec la réalité comme la biologie (algorithmes évolutionnaires, recherche tabou), l'éthologie (essaims particuliers, colonies de fourmis) et la physique (recuit simulé).

Les métaheuristiques sont en évolution permanente et de nombreuses méthodes sont proposées chaque année pour améliorer la résolution des problèmes les plus complexes. Du fait de cette activité permanente, un grand nombre de classes de métaheuristiques existe actuellement. Les méthodes les plus courantes sont les algorithmes génétiques, le recuit

simulé, la recherche tabou, les algorithmes de colonies de fourmis ou encore l'optimisation par essaim particulaire.

Une liste non exhaustive de ces techniques est dressée dans le tableau 3.1, qui synthétise leurs références originales, leurs phénomènes d'inspiration, ainsi que des exemples de leurs applications dans l'industrie, en insistant beaucoup plus sur les applications qui nous intéressent dans cette thèse, à savoir, la conception de réseaux logistiques.

Métaheuristiques	Phénomènes d'inspiration, références originales	Exemples d'applications
Algorithmes génétiques	Évolution naturelle des espèces, (Holland, 1975)	<ul style="list-style-type: none"> • Gestion des indisponibilités des sites dans la conception des réseaux logistiques (Brahami et al. 2014a; Maliki et al. 2016) • Conception de réseaux logistiques humanitaires pour la gestion des catastrophes naturelles (Chi et al. 2011) • Conception des réseaux logistiques durables (Brahami et al. 2020)
Colonies de fourmis	Comportement de fourmis réelles, (Dorigo, 1992)	<ul style="list-style-type: none"> • Problème de localisation-routage (LRP) (Gao et al. 2016)
Recuit simulé	Phénomène physique du recuit, (Kirkpatrick et al., 1983)	<ul style="list-style-type: none"> • Problème FLNDP dynamique (multi-période) pour améliorer l'accessibilité aux centres de santé (Ghaderi et Jabalameli 2013) • Problème TSP pour la collecte des déchets ménagers (Mekamcha et al. 2019)
Recherche tabou	Mémoire humaine, (Glover, 1986)	<ul style="list-style-type: none"> • FLNDP avec lien unidirectionnel / bidirectionnel (Drezner et Wesolowsky 2003) • Hub Location Problem (HLP) appliquée à la localisation des aéroports hubs pour les compagnies aériennes (Silva et Cunha 2009)
Essais particuliers	Comportements sociaux des animaux, (Eberhart et Kennedy, 1995)	<ul style="list-style-type: none"> • Sélection de routages alternatifs en temps réel des pièces dans un FMS (Souier 2012) • Problème de recouvrement maximal (MCLP) pour la localisation des centres de santé (ElKady et Abdelsalam 2016)
Recherche à voisinage variable (VNS)	(Mladenović et Hansen, 1997)	<ul style="list-style-type: none"> • UFLNDP avec une contrainte de budget (Cocking 2008) • Problème FLNDP intégrant la fiabilité des liens de transport construits (Shishebori et Ghaderi 2015)

Tableau 3.1 Exemples de métaheuristiques et de leurs applications dans l'industrie

3.3.2 Classification des métaheuristiques

Bien que les métaheuristiques ont plusieurs caractéristiques communes, il y'a des différences entre ces techniques par rapport à plusieurs critères de classification (Talbi 2009), (Blum et

Roli 2008). Nous développons, ci-après, une classification des métaheuristiques selon trois critères que nous jugeons les plus importants :

1. Les métaheuristiques peuvent être classées selon leur principe de fonctionnement durant la recherche de la solution en deux catégories (Figure 3.1) :
 - Les métaheuristiques à solution unique qui ne manipulent qu'une seule solution à la fois, et tentent itérativement de la transformer et de l'améliorer. Le recuit simulé et la recherche tabou sont des exemples de cette catégorie.
 - Les métaheuristiques à base d'une population de solutions qui construisent un ensemble de solutions dans l'espace de recherche afin de pouvoir se diriger vers des solutions optimales. Des exemples des métaheuristiques à population de solutions sont les algorithmes génétiques et les colonies de fourmis.

2. Une autre façon est de classer les métaheuristiques selon leur origine :
 - Les métaheuristiques qui s'inspirent de phénomènes naturels comme les colonies de fourmis et le recuit simulé qui s'inspirent respectivement du comportement des fourmis et de phénomène physique du recuit.
 - Les métaheuristiques qui ne s'inspirent pas de phénomènes naturels comme la recherche tabou.

3. Enfin, certaines métaheuristiques sont déterministes, alors que d'autres sont stochastiques :
 - Les métaheuristiques déterministes utilisent des décisions déterministes (exemple recherche tabou). Dans cette catégorie de métaheuristiques, le même état initial mènera à la même solution finale.
 - Les métaheuristiques stochastiques qui appliquent certaines règles aléatoires dans l'exploration de l'espace de recherche pour faire face à l'explosion combinatoire engendrée par l'utilisation de méthodes exactes (algorithmes évolutionnaires, recuit simulé). Dans cette catégorie, différentes solutions finales peuvent être obtenues à partir de la même solution initiale.

Dans le cadre de cette thèse, nous utilisons les algorithmes génétiques (AG) comme métaheuristique pour guider la recherche dans l'espace des conceptions possibles des réseaux logistiques relatives aux problèmes étudiés dans les chapitres 4 et 5. Les AG sont considérés comme l'une des métaheuristicues les plus connues et les plus performantes, et sont utilisés dans différents problèmes d'optimisation, et particulièrement dans les problèmes de conception de réseaux logistiques (Figure 3.2 (Shishebori et Ghaderi 2015)).

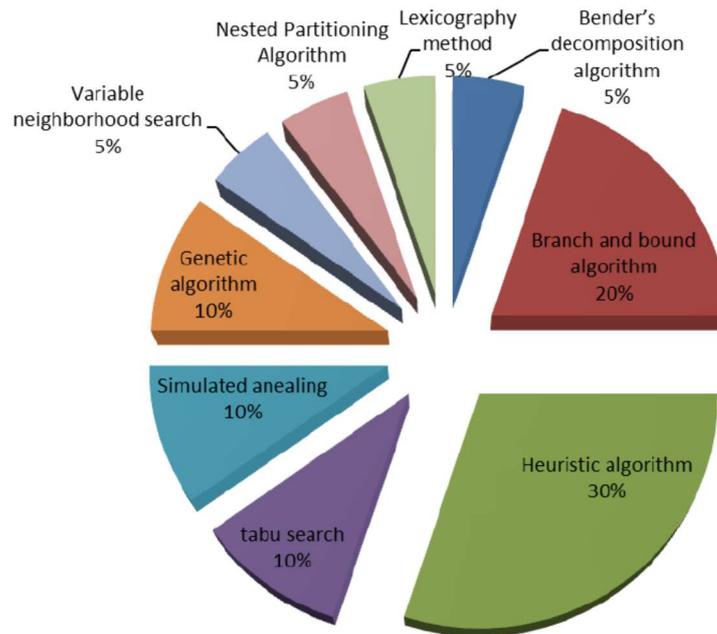


Figure 3.2 Répartition des travaux traitant des problèmes de conception de réseaux logistiques selon les méthodes de résolution utilisées (Shishebori et Ghaderi 2015)

3.4 Algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques constituent une métaheuristique de recherche et d'optimisation basée sur les principes génétiques et la théorie de la sélection naturelle développée par Charles Darwin. Cette technique a été développée pour la première fois par John Holland (Holland 1975) et rendue populaire par David Goldberg (Goldberg 1989).

Les algorithmes génétiques sont classés parmi les métaheuristicues à base de population évoluant d'une génération à une autre tout en cherchant des solutions au problème donné. Ce principe permet d'atteindre plusieurs solutions optimales ou proches des solutions optimales grâce à l'évolution de tout un ensemble d'individus (Bensmaïne 2013).

Les algorithmes génétiques ont une popularité de plus en plus grandissante grâce aux avantages qu'ils offrent. Sans être exhaustif, nous citons les principaux avantages résumés dans (Haupt et Haupt 2004) :

- L'optimisation des problèmes discrets, continus et mixtes,
- La possibilité de traiter un grand nombre de variables,
- L'adaptation parfaite au calcul parallèle : l'augmentation vertigineuse de la puissance des calculateurs et notamment l'apparition des architectures massivement parallèles a permis d'exploiter leur parallélisme intrinsèque.
- Le fonctionnement avec des données générées numériquement, des données expérimentales ou des fonctions analytiques.

Les AG tentent de simuler le processus d'évolution des espèces dans leur milieu naturel. Ils transposent artificiellement les concepts basiques de la génétique et des lois de survie énoncées par Charles Darwin. Rappelons que la génétique représente un individu par un code de génome, c'est-à-dire un ensemble de données (appelées chromosomes), identifiant complètement l'individu. La reproduction est un mixage aléatoire de chromosomes de deux individus, donnant naissance à des individus enfants ayant une empreinte génétique nouvelle, héritée de chacun des deux parents. La mutation génétique est caractérisée dans le code génétique de l'enfant par l'apparition d'un nouveau gène, inexistant chez les individus parents. Ce phénomène génétique d'apparition de "mutants" est rare mais permet d'expliquer les changements dans la morphologie des espèces, toujours dans le sens d'une meilleure adaptation au milieu naturel. La disparition de certaines espèces est expliquée par "les lois de survie" selon lesquelles seuls les individus les mieux adaptés auront une longévité suffisante pour générer une descendance. Les individus peu adaptés auront tendance à disparaître. C'est une sélection naturelle qui conduit de génération en génération à une population composée d'individus de plus en plus adaptés, de plus en plus forts (Ding 2004; Guenounou 2009).

3.4.1 Principe des algorithmes génétiques

Afin de permettre la résolution de problèmes, les algorithmes génétiques se basent sur les différents principes de la génétique biologique décrits ci-dessus. De manière globale, l'algorithme génétique entame sa recherche avec une population de base (population initiale)

constituée de N solutions (les individus de la population) convenablement codés par un codage qui les identifie complètement. Le contenu de cette population initiale est en générale généré aléatoirement. Une procédure d'évaluation appelée également fitness est nécessaire pour déterminer la qualité (fitness) de chaque individu, elle correspond à son adaptation au problème étudié. Ensuite, une phase de sélection est exécutée en sélectionnant les individus par rapport à leur qualité. Vient ensuite une phase de recombinaison (opérateurs artificiels de croisement et de mutation) qui permet de générer une nouvelle population d'individus, qui ont de bonnes chances d'être de meilleure qualité que ceux de la génération précédente. De génération en génération, la qualité des individus de la population augmente et après un certain nombre d'itérations, la population est entièrement constituée d'individus performants, qui constituent les solutions quasi-optimales du problème posé. La figure 3.3 présente le fonctionnement général d'un algorithme génétique.

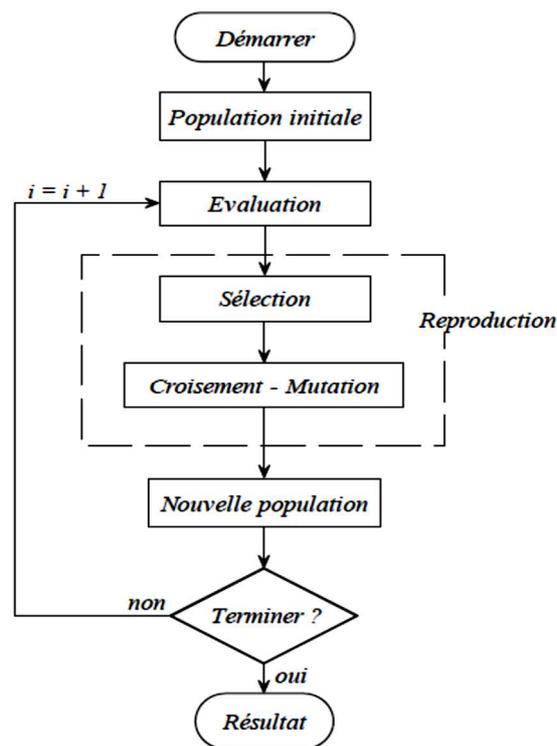


Figure 3.3 Principe général des algorithmes génétiques (Bel Hadj Ali 2003)

Notons que, si la mise en œuvre d'un algorithme génétique est très simple et ne nécessite aucune hypothèse ou information sur le système à optimiser (pas de calcul de gradient par exemple), le réglage des paramètres (taille de la population, nombre total de générations, mode et probabilité de croisement et de mutation) influe fortement sur la convergence de l'algorithme (Talbi 2009).

Le processus des opérations génétiques (sélection, croisement, mutation) est réitéré plusieurs fois de manière à imiter le principe d'évolution, qui ne prend son sens que sur un nombre important de générations. On peut arrêter le processus au bout d'un nombre arbitraire de générations ou lorsqu'une solution possède une valeur suffisamment satisfaisante, ou dans d'autres cas, si l'évolution n'introduit aucune amélioration pendant un nombre important d'itérations. Ces trois possibilités sont appelées critères d'arrêt de l'algorithme génétique.

Les opérations principales de l'AG sont décrites en détails dans les sous-sections suivantes.

3.4.2 Codage

Pour les algorithmes génétiques la représentation des solutions, c'est-à-dire le codage des individus (appelées ici les chromosomes), est extrêmement importante. Cela permet d'établir une connexion entre les valeurs des variables de décisions du problème et les individus de la population, de manière à imiter la transcription génotype-phénotype qui existe dans le monde vivant. Il existe principalement trois types de codage : le codage binaire, le codage réel et le codage en base n .

(a) Codage binaire

Le codage binaire est certainement l'un des codages les plus utilisés du fait des nombreux avantages qu'il présente. Son principe est de coder la solution en une chaîne de bits pouvant prendre les valeurs 0 ou 1. Holland (1975) est le premier à avoir montré qu'une représentation sous forme binaire était efficace : alphabet minimum $\{0, 1\}$, facilité d'exécuter les différents opérateurs génétiques et la facilité de représentation des différents types d'objets, comme les réels ou les entiers, les chaînes de caractères, etc. Cependant, avec le codage binaire, les performances de l'algorithme sont dégradées devant les problèmes d'optimisation de grande dimension à haute précision numérique (Michalewicz 2013). Aussi, avec l'augmentation de la complexité des systèmes industriels, ce type de codage est parfois peu naturel (i.e. le codage des paramètres d'optimisation se fait indirectement).

(b) Codage réel

Il a le mérite d'être simple. Chaque chromosome est en fait un vecteur dont les composantes sont les paramètres du processus d'optimisation. Par exemple, si on recherche l'optimum d'une fonction de n variables $f(x_1, x_2, \dots, x_{n-1}, x_n)$, on peut utiliser tout simplement un

chromosome contenant les n variables. Avec ce type de codage, la procédure d'évaluation des chromosomes est plus rapide vu l'absence de l'étape de conversion (du binaire vers le réel). Les résultats donnés par Michalewicz (2013) montrent que la représentation réelle aboutit souvent à une meilleure précision et un gain important en termes de temps d'exécution.

(c) Codage en base n

Dans ce type de codage, les gènes constituant un chromosome sont des chiffres exprimés dans une base de numération n , ce qui permet de représenter n valeurs discrètes.

3.4.3 Population initiale

L'algorithme génétique démarre avec une population composée de N individus dans le codage retenu. Le choix des individus conditionne fortement la rapidité de l'algorithme. Si la position de l'optimum dans l'espace de recherche est totalement inconnue, il est intéressant que la population soit répartie sur tout l'espace de recherche. En revanche, si des informations à priori sur le problème sont disponibles, il paraît évident de générer les individus dans un espace particulier afin d'accélérer la convergence.

3.4.4 Opérateur de sélection

Pour faire évoluer un algorithme génétique, les individus d'une population doivent être sélectionnés pour qu'ils puissent faire l'objet des différentes opérations génétiques (le croisement et la mutation). Il existe plusieurs techniques de sélection, nous citons les plus répandues :

(a) Sélection proportionnelle

Ce type de sélection a été conçu à l'origine par Holland (1975), la probabilité de sélection de chaque individu est calculée comme suit :

$$P_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1..N} f_j}$$

où f_i représente la fitness de l'individu i . Ainsi, plus la performance d'un individu est élevée par rapport à celle des autres, plus il a une chance d'être reproduit dans la nouvelle population.

(b) Sélection par tournoi

Le principe de cette méthode consiste à choisir k individus aléatoirement, l'individu sélectionné est le vainqueur du tournoi, c'est-à-dire celui qui possède la meilleure performance. Donc il y aurait autant de tournois que d'individus à sélectionner. Si ($k=2$) on parle alors de sélection binaire par tournoi utilisée dans l'algorithme génétique multicritère NSGA-II qui sera détaillé dans la section 3.5.4.

(c) Élitisme

Pour améliorer les performances de l'algorithme génétique, nous pouvons utiliser une option spécifique dite "élitisme" qui consiste à sélectionner les k meilleurs individus de la population dans un premier temps et de compléter le reste de la population par l'une des méthodes précédentes dans un second temps. Ainsi, l'élitisme empêche la disparition des individus les plus performants à la suite de l'application des différents opérateurs génétiques.

3.4.5 Opérateur de croisement

Les individus obtenus lors de la phase de sélection sont appariés aléatoirement pour produire de nouveaux individus, chaque paire sélectionnée subira une opération de croisement avec une probabilité P_c et elle sera remplacée par ses descendants dans la prochaine génération.

Il s'avère intéressant de noter que plus la probabilité de croisement est grande, plus la convergence de l'algorithme est rapide avec un risque important de convergence vers un optimum local. Il existe différents types de croisements dans la littérature, préservant plus ou moins l'identité génétique des parents et garantissant une large exploration de l'espace de solutions :

(a) Croisement à un point

Considérons deux chromosomes parents $p1$ et $p2$, le croisement à un point consiste à choisir aléatoirement un point de coupure (site de croisement) identique pour les deux parents et d'échanger les deux fragments situés à droite du point choisi, ce qui produit deux enfants $ch1$ et $ch2$ comme illustré sur la figure 3.4. Notons que les points possèdent la même probabilité d'être sélectionnés.

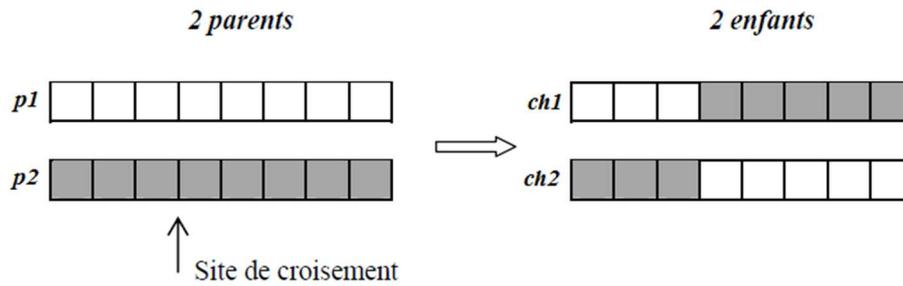


Figure 3.4 Croisement à un point (Bel Hadj Ali 2003)

(b) Croisement multipoint

C'est une extension du croisement à un point, et consiste à choisir plusieurs points de coupure aléatoirement (Man et al. 1996). Ainsi, les segments entre les deux points sélectionnés sont permutés entre les deux parents pour créer deux enfants, notons qu'en général, le croisement deux points est souvent utilisé comme croisement multipoint. Un exemple illustrant ce type de croisement est présenté dans la figure 3.5.

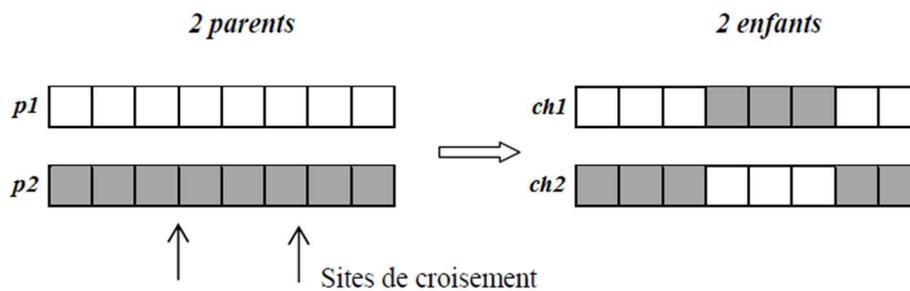


Figure 3.5 Croisement deux points (Bel Hadj Ali 2003)

(c) Croisement arithmétique

Les croisements un point ou multipoints sont très efficaces pour les chaînes binaires et peuvent s'étendre à n'importe quel type de codages (réel, en base n). Néanmoins certains auteurs comme Wu et Lin (1999) préfèrent utiliser dans le cas du codage réel, un croisement arithmétique : deux gènes $p1(i)$ et $p2(i)$ sont sélectionnés dans chacun des parents à la même position i , ils définissent deux nouveaux gènes $ch1(i)$ et $ch2(i)$ par combinaison linéaire :

$$\begin{cases} ch1(i) = \alpha * p1(i) + (1 - \alpha) * p2(i) \\ ch2(i) = (1 - \alpha) * p1(i) + \alpha * p2(i) \end{cases}$$

où α est un paramètre de pondération aléatoire qui prend généralement ses valeurs dans l'intervalle $[0, 1]$, cela veut dire que le premier enfant généré est constitué à $(\alpha*100)\%$ du parent 1 et à $(1 - \alpha)*100\%$ du parent 2, et réciproquement pour le deuxième enfant.

3.4.6 Opérateur de mutation

Les individus de la population issue du croisement vont subir un processus de mutation avec une probabilité P_m . La mutation est peut-être considérée comme un opérateur marginal, dans la mesure où sa probabilité P_m est en général assez faible (de l'ordre de 1%). Mais en réalité, elle permet aux algorithmes génétiques de quitter les optima locaux. En effet, la mutation joue le rôle de perturbation et empêche l'évolution de se figer. Elle est donc primordiale puisqu'elle permet de maintenir la diversité de la population et par conséquent une bonne exploration de l'espace de recherche (Beasley et al. 1993). Comme pour les opérateurs croisements, de nombreuses méthodes de mutation ont été développées, dont les plus importantes sont :

(a) Mutation bit-flip

Cette méthode de mutation consiste à modifier aléatoirement la valeur d'un gène dans un chromosome (Figure 3.6). Dans le cas du codage binaire, il suffit de choisir un bit dans la chaîne binaire aléatoirement et de l'inverser (changer le bit de "1" à "0" ou de "0" à "1"). Pour les chaînes codées en base n , la mutation bit-flip consiste à remplacer le gène à muter (site de mutation) par un chiffre en base n tiré au sort. Pour les chromosomes avec un codage réel, il suffit de remplacer le gène à muter par une valeur quelconque tirée aléatoirement dans son intervalle de définition.

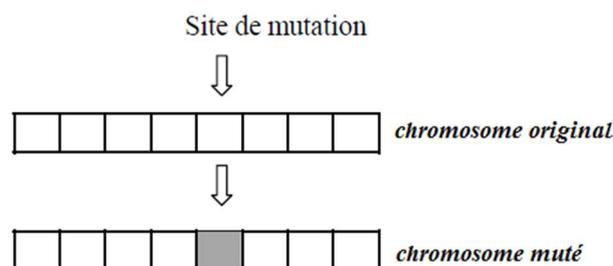


Figure 3.6 Représentation d'une mutation dans un chromosome (Bel Hadj Ali 2003)

(b) Mutation uniforme

La mutation uniforme est une simple extension de la mutation bit-flip. Elle consiste à modifier un nombre fixe de gènes choisis au hasard.

(c) Mutation non uniforme

La mutation non uniforme est utilisée dans le codage réel. Dans cette méthode, le calcul de la nouvelle valeur d'un gène est un peu plus complexe. En effet, les gènes concernés par la mutation subiront des modifications importantes durant les premières générations, puis graduellement décroissantes au fur et à mesure que l'on progresse dans les itérations de l'AG. Ce type de mutation offre un bon équilibre entre l'exploration du domaine de recherche et un affinement des individus (Michalewicz 2013).

3.4.7 Gestion des contraintes dans un AG

Dans les problèmes d'optimisation avec contraintes (comme les problèmes de localisation et de conception de réseau), l'espace de recherche est constitué en deux ensembles de solutions : les solutions admissibles vérifiant les contraintes du problème et les solutions non admissibles violant au moins une des contraintes.

L'objectif de l'AG est de rechercher une solution optimale admissible mais, durant le processus de recherche, on sera amené à traiter des solutions non admissibles générées lors des différentes phases de l'algorithme. La prise en compte des contraintes dans l'AG a fait l'objet de nombreuses recherches (Michalewicz 1995). La méthode de réparation des solutions infaisables est l'une des principales techniques de gestion des contraintes, elle donne généralement de meilleurs résultats par rapport aux autres techniques telles que la méthode de la fonction de pénalité (Coello 2002). Le point clé de la méthode de réparation de solution consiste à concevoir un algorithme pour convertir des solutions irréalisables en solutions réalisables dans les itérations GA. Dans le prochain chapitre, nous présentons l'algorithme de réparation des solutions infaisables que nous utilisons dans l'AG proposé pour la résolution des problématiques traitées.

3.5 Optimisation multi-objectif

Dans la section précédente, nous avons considéré uniquement le cas où le problème à traiter possédait un objectif unique à optimiser. En pratique ces problèmes sont rares, il s'agit souvent d'optimiser plusieurs objectifs simultanément. On parle alors d'optimisation multi-objectif également connue sous le nom « optimisation multi-critère ». Ce domaine possède ses sources dans les travaux de Edgeworth (1881) et de Pareto (1896) dans le cadre d'études d'économie au 19^{ème} siècle. Cependant, l'optimisation multi-objectif connaît un intérêt

croissant depuis le milieu des années 1980 (Steuer 1986) et le domaine connaît une expansion importante avec l'apparition de méthodes évolutionnaires pour l'optimisation multi-objectif (Deb 2001; Coello et al. 2007).

En pratique, les objectifs d'un problème d'optimisation multi-objectif sont souvent concurrents (ou conflictuels) où l'amélioration de l'un entraîne la détérioration de l'autre ou des autres. La performance, la fiabilité et le coût sont des exemples d'objectifs conflictuels. Ce conflit entre les objectifs s'explique facilement : de façon générale, des structures de haute performance tendent à avoir un coût élevé, alors que des dispositifs plus simples et usuellement peu coûteux auront des performances moindres. Selon les contraintes du cahier des charges, une solution intermédiaire (performance satisfaisante et coût acceptable) peut être optimale (Hizem 2008).

3.5.1 Définition d'un problème multi-objectif

De manière formelle, on peut définir un problème d'optimisation multi-objectif de la manière suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{optimiser } F(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)) \\ x \in X \end{array} \right.$$

où $n \geq 2$ est le nombre de fonctions objectif, $x = [x_1, x_2, \dots, x_m]$ est le vecteur représentant les m variables de décision du problème étudié. X représente l'ensemble des solutions faisables (ou réalisables) associé à des contraintes d'égalité et d'inégalité et $F(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x))$ est le vecteur des fonctions objectifs qui doivent être optimisées (minimisées ou maximisées).

Dans un problème d'optimisation multi-objectif, il y a plus qu'une fonction d'objectif ($n \geq 2$), chaque fonction peut avoir un optimum différent. Le but d'un problème multi-objectif est donc de trouver de "bons compromis" plutôt qu'une seule solution (exception faite lorsque les objectifs ne sont pas contradictoires où il existe une unique solution optimale pour toutes les fonctions objectifs, ce qui est rarement le cas). Lorsqu'il y a plusieurs objectifs, la notion d'optimum change, elle est remplacée par les notions de dominance et d'optimalité de Pareto (Guenounou 2009).

Définition 1 (La dominance) : une solution A domine une solution B (ou que B est dominée par A) pour un problème de minimisation (resp. maximisation) si et seulement si :

$$\forall i \in \{1,2, \dots, n\} : f_i(A) \leq f_i(B) \text{ (resp. } f_i(A) \geq f_i(B) \text{)}$$

$$\text{et } \exists j \in \{1,2, \dots, n\} : f_j(A) < f_j(B) \text{ (resp. } f_j(A) > f_j(B) \text{)}$$

Définition 2 (Optimalité au sens de Pareto) : le concept de l'optimalité au sens de Pareto a été formulé par le mathématicien italien Vilfredo Pareto (Pareto 1896) au 19^{ème} siècle. Un vecteur $x^* \in X$ est dit optimal au sens de Pareto s'il n'existe aucune solution $x \in X$ qui domine x^* .

Définition 3 (Front de Pareto) : comme précisé précédemment, contrairement à l'optimisation mono-objectif qui donne une solution unique, l'optimisation multi-objectif donne lieu à un ensemble de solutions optimales. Ces solutions optimales forment l'ensemble de solutions optimales au sens de Pareto, elles sont aussi connues sous le nom de solutions *efficaces* ou *non dominées*. La représentation de ces solutions non dominées dans l'espace d'objectif est appelée front de Pareto. La figure 3.7 montre un exemple de front de Pareto pour un problème de minimisation à deux objectifs. L'ensemble de points blancs représentent le front de Pareto (Guenounou 2009).

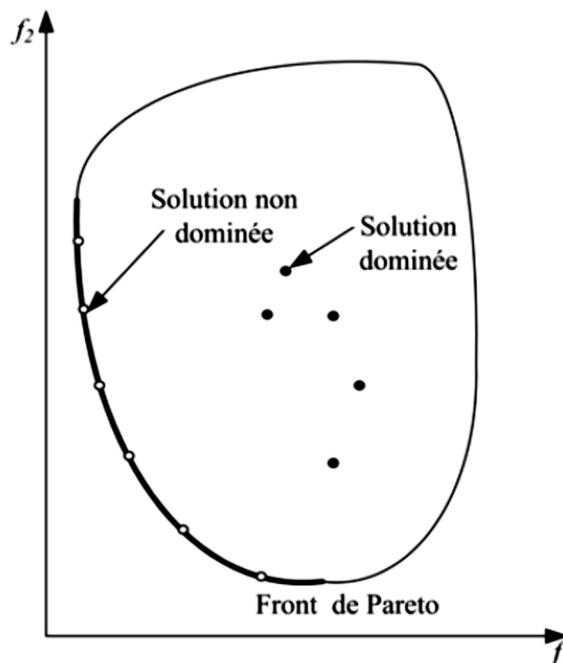


Figure 3.7 Front de Pareto (Guenounou 2009)

3.5.2 Approches de résolution multi-objectif

La résolution des problèmes multi-objectif relève de deux disciplines assez différentes. En effet, résoudre un problème multi-objectif peut être divisé en deux phases :

1. **L'optimisation pour la recherche des solutions efficaces** : C'est la phase d'optimisation multi-objectif. Cette phase est réalisée par le concepteur de la méthode d'optimisation multi-objectif.
2. **La sélection de la solution à retenir** : C'est la tâche du décideur qui, parmi l'ensemble des solutions efficaces, doit extraire celle(s) qu'il utilisera. On parle alors ici d'aide à la décision multi-objectif (*Multi-Criteria Decision Making* (MCDM) ou *Multi-Criteria Decision Analysis* (MCDA)) et cela fait appel à la *théorie de la décision*.

Dans les deux sections suivantes, nous présentons les principales approches utilisées dans les deux phases, en insistant dans chaque phase sur les méthodes adoptées dans le cadre de cette thèse.

3.5.3 Méthodes d'optimisation multi-objectif « point de vue concepteur »

Dans la littérature, il existe plusieurs méthodes pour l'optimisation multi-objectif. Elles sont classées en deux familles : les méthodes non-Pareto et les méthodes Pareto :

1. **Les méthodes non-Pareto** ne traitent pas le problème comme un véritable problème multi-objectif. Ces méthodes à leur tour sont classées en deux catégories :
 - 1.1. **Les approches scalaires** : qui transforment le problème multi-objectif en un ou plusieurs problèmes mono-objectif. Parmi ces méthodes on trouve : la somme pondérée, programmation par but, et la méthode ε -contraintes
 - 1.2. **Les approches non scalaires** : ces approches ne transforment pas le problème multi-objectif en un problème mono-objectif, mais utilisent des mécanismes spécifiques qui traitent séparément les différents objectifs, elles n'utilisent pas non plus la notion de dominance Pareto. Nous pouvons citer parmi ces méthodes : l'algorithme VEGA (Vector Evaluated Genetic Algorithm) et la méthode lexicographique.
2. **Les méthodes Pareto** utilisent la notion de dominance (et donc directement de l'optimalité Pareto) pour comparer et sélectionner les solutions. Le principal avantage

de ces approches, c'est l'optimisation simultanée d'objectifs contradictoires. Grâce à l'utilisation des métaheuristiques, plusieurs méthodes Pareto ont été développées pour résoudre des problèmes multicritères (Jones et al. 2002). Ces approches ont connu un important développement en conjonction avec les algorithmes évolutionnaires à population à partir de la seconde moitié des années 90 (Deb 2001). En effet, le mécanisme de sélection Pareto offre une alternative élégante et efficace aux algorithmes évolutionnaires de s'adapter facilement au cas multi-objectif. Elles sont devenues la principale approche employée pour résoudre les problèmes multi-objectif du fait de leur capacité à trouver un ensemble potentiellement efficace via la recherche menée sur une population de solutions (Jozefowicz 2013). Jones et al. 2002 présentent un état de l'art sur l'utilisation des métaheuristiques dans la résolution des problèmes d'optimisation multi-objectif. Selon leur étude, sur 115 articles recensés traitant des problèmes d'optimisation multicritère en utilisant des métaheuristiques, plus de 70% d'entre eux choisissent les algorithmes génétiques (Figure 3.8).

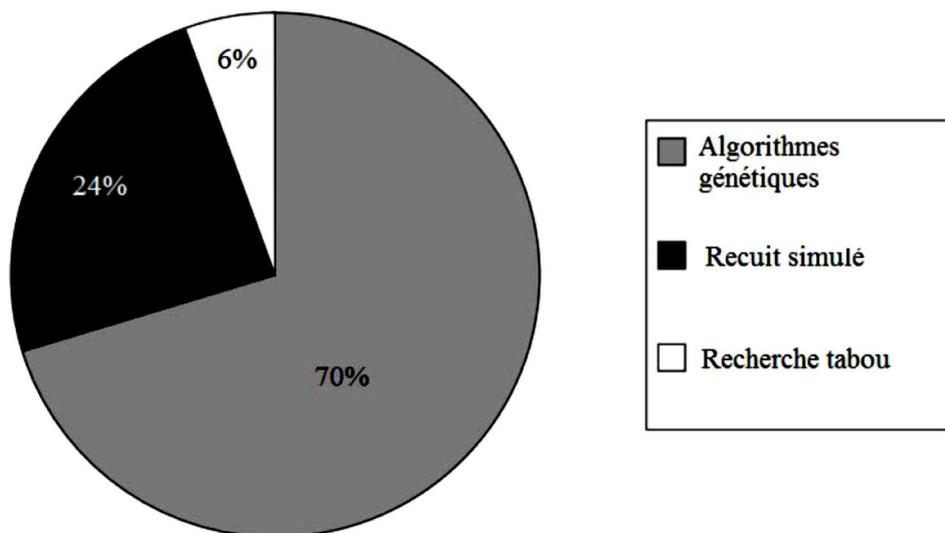


Figure 3.8 Répartition des travaux traitant des problèmes d'optimisation multi-objectif selon les métaheuristiques utilisées (Jones et al. 2002)

Nous nous contentons dans la suite de cette section de présenter les principales approches Pareto basées sur les algorithmes génétiques multi-objectif tout en accordant plus d'importance à l'algorithme NSGA-II qui sera utilisé pour trouver les meilleurs compromis entre deux objectifs (coût et impact environnemental) pour le problème de conception d'un réseau logistique durable (chapitre 5).

3.5.4 Principaux algorithmes génétiques multi-objectif

(a) Multiple Objectives Genetic Algorithm (MOGA)

Cet algorithme proposé par Fonseca et Fleming (1993), utilise la notion de dominance pour ranger les individus de la population. Il diffère de l'algorithme génétique standard uniquement dans la manière dont la fitness est assignée pour chaque solution. Pour démarrer l'algorithme, les relations de dominance sont d'abord calculées pour chaque solution. Pour une solution i , un rang égal à un plus le nombre de solutions qui dominent la solution i est attribué. Ainsi, tous les individus non dominés sont classés au rang 1. Une fitness est ensuite attribuée à chaque solution en fonction de son rang, les individus avec les rangs les plus faibles auront les meilleures fitness. Afin de maintenir la diversité entre les solutions du même rang, les auteurs utilisent une fonction de partage (Sharing). La méthode permet d'obtenir des solutions de bonne qualité et s'implémente facilement. Toutefois, il a été montré que ce type de classement induit une plus forte pression de sélection et peut causer une convergence prématurée (Coello 2000). En outre, les performances de l'algorithme MOGA sont très dépendantes de la valeur du paramètre de « sharing » qui est souvent difficile à spécifier a priori.

(b) Non-dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA)

La méthode NSGA, proposée par Srinivas et Deb (1994), utilise une autre procédure de classement, introduite initialement par Goldberg (1989), pour déterminer la fitness de chaque individu. Les individus non dominés de la population courante constituent le premier front de Pareto. On attribue alors à tous les individus de ce front la même valeur de fitness factice. Cette valeur est supposée donner une chance égale de reproduction à tous ces individus. Mais pour maintenir la diversité de la population, il est nécessaire d'appliquer une fonction de partage (Sharing) sur cette valeur. Ensuite, ce premier groupe d'individus est temporairement supprimé de la population. On recommence cette procédure jusqu'à l'identification des solutions du deuxième front. La valeur factice de fitness attribuée à ce second groupe est inférieure à la plus petite fitness, après application de la fonction de partage sur le premier front. Ce mécanisme est répété jusqu'à ce que l'on ait traité tous les individus. L'algorithme se déroule ensuite comme un AG simple. Grâce à sa procédure d'assignement de fitness basée à la fois sur la notion de dominance et la fonction de sharing, le NSGA semble le plus approprié à maintenir la diversité de la population et à répartir plus efficacement les solutions sur le front de Pareto. Néanmoins, cet algorithme présente quelques insuffisances en raison du

temps de calcul important par rapport à l'algorithme MOGA (à cause des procédures de classement et de sharing) et de sa sensibilité à la valeur du paramètre de sharing qui est souvent difficile à spécifier à priori.

(c) Niche Pareto Genetic Algorithm (NPGA)

Cette méthode proposée par Horn et al. (1994) utilise un tournoi binaire basé sur la notion de dominance de Pareto pour la sélection des individus. Elle compare deux individus pris au hasard avec une sous-population de taille t_{dom} également choisie au hasard. Les deux individus candidats sont comparés à chaque individu du sous-groupe. Si l'un des candidats est dominé par l'ensemble de comparaison et le second ne l'est pas, ce dernier est alors positionné dans la population suivante. Dans les autres cas, une fonction de sharing est appliquée pour choisir le candidat gagnant. Le paramètre t_{dom} permet d'exercer une pression variable sur la population et ainsi d'augmenter ou de diminuer la convergence de l'algorithme. L'algorithme NPGA est considéré comme étant l'algorithme le plus rapide parmi les approches précédentes car à chaque génération la comparaison n'est appliquée que sur une portion de la population. Le principal inconvénient de cet algorithme est qu'il nécessite, en plus de spécifier le paramètre de sharing, un autre paramètre supplémentaire qui est la taille du tournoi t_{dom} .

(d) Non dominate Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II)

Les algorithmes génétiques multi-objectif que nous venons de présenter (MOGA, NSGA et NPGA) sont connus comme des algorithmes non élitistes du fait qu'ils ne conservent pas leurs solutions Pareto-optimales trouvées au cours des générations. Ainsi, la convergence vers la frontière Pareto est souvent lente. Par conséquent, de nouveaux algorithmes génétiques multi-objectif ont été proposés récemment avec des nouvelles procédures. Nous avons choisi de présenter uniquement l'algorithme NSGA-II (Deb et al. 2002) qui sera utilisé dans le cadre de cette thèse.

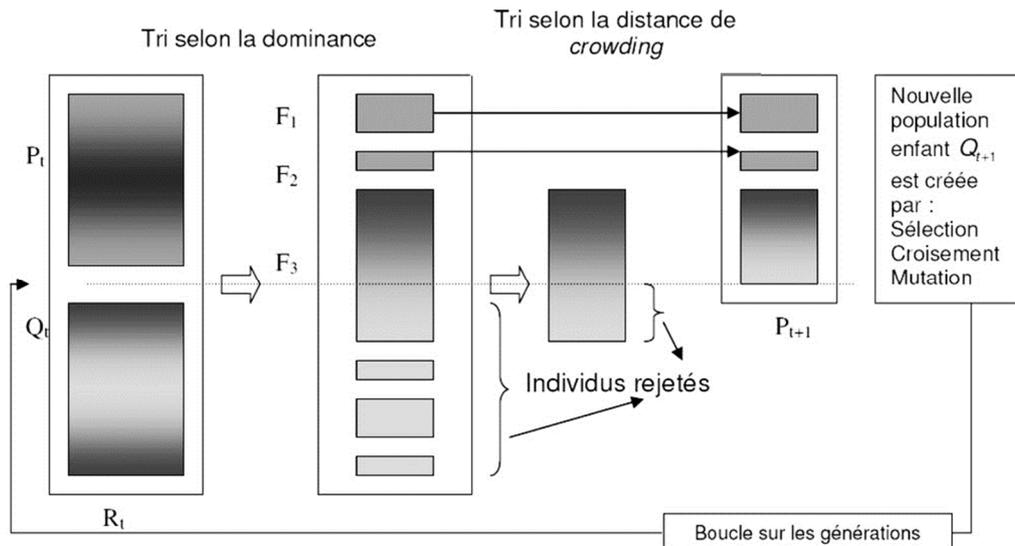


Figure 3.9 Principe de fonctionnement de NSGA-II (Benzater 2015)

À travers le développement de l’algorithme NSGA-II, Deb et al. (2002) ont tenté de résoudre toutes les critiques faites sur NSGA : non élitiste, complexité de calcul et utilisation de sharing qui implique le réglage d’un ou plusieurs paramètres. Une fonction de distance « crowding » a été introduite. Comparativement à NSGA, NSGA-II obtient de meilleurs résultats sur toutes les instances présentées dans les travaux de Deb et al. (2002), ce qui fait de cet algorithme un des plus utilisés dans la résolution des problèmes d’optimisation multi-objectif. Les principales étapes de NSGA-II sont données comme suit (Figure 3.9) :

- i. À chaque génération t une population de parents (P_t) de taille N et une population d’enfants (Q_t) de même taille sont assemblées pour former une population (R_t) de taille $2N$. Cet assemblage permet d’assurer l’élitisme.
- ii. La population (R_t) est ensuite répartie en plusieurs fronts (F_1, F_2, \dots) par une procédure de tri, plus rapide que celle proposée dans la première version de NSGA. En effet, tous les individus non dominés de la population appartiennent au front 1. Ces individus sont ensuite enlevés de la population, et l’ensemble suivant d’individus non dominés constituent le front 2. Ce processus est répété jusqu’à ce que tous les individus de la population soient affectés à un front.
- iii. Une nouvelle population parent (P_{t+1}) est formée en ajoutant les fronts au complet (premier front F_1 , second front F_2 , etc...) tant que ce ceux-ci ne dépassent pas N .

Ensuite, une procédure de « crowding » est appliquée sur le dernier front F_i au-delà duquel aucun autre front ne peut être ajouté. La procédure de « crowding » consiste à classer les

individus de F_i dans un ordre décroissant selon leurs distances de « crowding » et d'insérer exactement les $(N - P_{t+1})$ meilleurs individus (mieux classés) de F_i qui manquent dans la population (P_{t+1}).

- iv. Une fois que les individus de la population (P_{t+1}) sont identifiés, une nouvelle population enfant (Q_{t+1}) est créée par sélection, croisement et mutation comme un AG simple. La sélection par tournoi est utilisée mais le critère de sélection est maintenant basé sur l'opérateur « Crowded-Comparison » défini comme suit :
 - a. Entre deux solutions de fronts différents, on préfère la solution avec le plus petit front.
 - b. Pour deux solutions qui appartiennent au même front, on préfère la solution située dans une région dépeuplée (voisinage le moins dense), c'est-à-dire la solution possédant la plus grande valeur de distance de crowding.
- v. Le processus se répète d'une génération à une autre jusqu'à satisfaction d'un critère d'arrêt.

Procédure de tri rapide (Fast sorting non dominated)

Pour la répartition de la population en plusieurs fronts, NSGA-II utilise un algorithme de tri plus rapide que celui utilisé dans la première version NSGA. Cet algorithme est d'une complexité de $O(MN^2)$, alors que celui utilisé dans la première version NSGA est de $O(MN^3)$, où N est la taille de la population et M est le nombre d'objectifs.

Dans cet algorithme, deux paramètres sont calculés pour chaque individu de la population : (i) n_p (compteur de dominance), représente le nombre de solutions qui dominent la solution p et (ii) S_p ensemble de solutions dominées par p . L'algorithme se déroule de la manière suivante (Algorithme 3.1) :

Algorithme 3.1 Procédure de tri rapide pour la répartition de la population en plusieurs fronts

Procédure_de_tri_rapide(P)**Pour chaque** $p \in P$ { $S_p = \emptyset$ $n_p = 0$ **Pour chaque** $q \in P$ {**Si** (p domine q) **alors** $S_p = S_p \cup \{q\}$ Ajouter q à l'ensemble de solutions dominées par p **Sinon Si** (q domine p) **alors** $n_p = n_p + 1$ Incrémenter le compteur de dominance de p

}

Si ($n_p = 0$) **alors** $F_1 = F_1 \cup \{p\}$ Si le compteur de dominance de p est nul alors p appartient au premier front F_1

}

 $i = 1$

Initialiser le compteur de front.

Tant-que ($F_i \neq \emptyset$) {**Pour chaque** $p \in F_i$ {Pour chaque solution p de F_i on parcourt l'ensemble S_p et on retranche 1 au n_p de chaque solution.**Pour chaque** $q \in S_p$ { $n_q = n_q - 1$ **Si** ($n_q = 0$) **alors** $F_{i+1} = F_{i+1} \cup \{q\}$ Si le compteur de dominance de q devient nul alors q appartient au prochain front.

}

}

 $i = i + 1$

Incrémenter le compteur de front.

}

Distance de crowding

L'autre critique faite au NSGA est l'utilisation du sharing, une méthode qui exige le réglage d'un ou plusieurs paramètres. Dans NSGA-II, Deb et al. (2002) remplacent la procédure de sharing par une procédure de crowding, basée sur un calcul de distance (distance de crowding) qui ne nécessite aucun paramétrage et qui est également d'une complexité algorithmique moindre que celle de sharing. La distance de crowding représente la densité des individus sur le front et permet de maintenir ainsi un certain degré de diversité de l'algorithme. Comme le montre l'exemple illustré dans la figure 3.10, la distance crowding de la $i^{\text{ème}}$ solution (indiqué par des cercles pleins) dans un front est égale à la longueur moyenne des bordures (côtés) du plus grand cube (représenté par un cadre en pointillés) enfermant cette solution sans y inclure d'autres points de la population.

Le calcul de la distance de crowding nécessite, avant tout, le tri des solutions selon chaque objectif, dans un ordre croissant. Ensuite pour chaque objectif, une distance crowding de valeur infinie est associée aux deux solutions ayant respectivement la valeur maximale et la valeur minimale, de sorte que ces deux solutions soient toujours sélectionnées. Pour chacune des autres solutions intermédiaires et pour chaque objectif, la distance crowding est égale à la différence absolue normalisée entre les valeurs des deux solutions adjacentes ($(i-1)$ et $(i+1)$ dans l'exemple de la figure 3.10). À la fin, la distance de crowding totale de chaque solution

est obtenue en sommant les distances calculées séparément pour chaque critère (Deb et al. 2002).

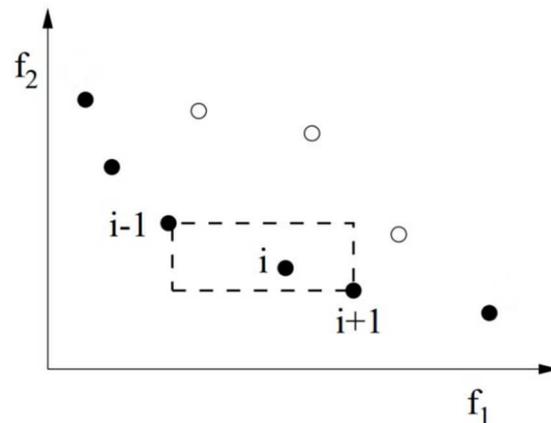


Figure 3.10 Distance de crowding (Bensmaïne, 2013)

Nous présentons ci-dessous un algorithme permettant la détermination de la distance de crowding pour chaque solution d'un front donné, où I représente l'ensemble des solutions du front; $I[i]_{distance}$ la distance de crowding totale pour la $i^{ème}$ solution; $I[i+1].m$ et $I[i-1].m$ représentent respectivement les valeurs du $m^{ième}$ objectif des solutions $(i+1)$ et $(i-1)$ alors que f_m^{max} et f_m^{min} représentent respectivement les valeurs maximale et minimale prises par le $m^{ième}$ objectif.

Algorithme 3.2 Calcul de la distance de crowding pour chaque solution d'un front

crowding-distance-assignment(I)

<pre> $l = I$ Pour chaque $i \in I$ { $I[i]_{distance} = 0$ } Pour chaque objectif m { $I = \text{trier}(I, m)$ $I[1]_{distance} = I[l]_{distance} = \infty$ Pour i de 2 jusqu'à $l-1$ { $I[i]_{distance} = I[i]_{distance} + (I[i+1].m - I[i-1].m) / (f_m^{max} - f_m^{min})$ } } </pre>	<p>l représente le nombre de solutions sur le front I Initialiser les distances de crowding pour chaque solution</p> <p>Tri selon l'objectif m Forcer la sélection des extrémités du front Calcul de la distance de crowding pour les autres solutions intermédiaires.</p>
--	---

3.5.5 Méthodes de sélection des solutions multicritères « point de vue décideur »

La solution d'un problème multi-objectif fournit un Pareto de solutions au décideur. Cependant, pour un problème réel, une seule solution pourra être déployée. Un choix par un décideur doit donc être effectué pour sélectionner parmi les solutions du front Pareto, la solution à adopter. L'interaction entre le décideur et le solveur peut prendre trois formes : le

décideur peut intervenir en amont de la résolution, après celle-ci, ou de manière interactive (Roy et Bouyssou 1993) :

(a) Les approches à priori

Le décideur intervient en aval du processus d'optimisation. Ceci revient à réduire le problème d'optimisation multi-objectif en un problème mono-objectif. Dans ce cas le décideur est supposé connaître à priori le poids de chaque objectif afin de les mélanger dans une fonction unique. Cependant, parfois le décideur ne peut pas exprimer clairement ses préférences, du fait que les différents objectifs sont conflictuels. Un exemple d'une approche à priori est la méthode de la somme pondérée (section 3.5.3), où des poids sont donnés aux différents objectifs afin de passer à une représentation mono-objectif.

(b) Les approches interactives

Combine de manière cyclique et incrémentale les processus de décision et d'optimisation. Le décideur affine interactivement ses préférences afin de diriger le processus d'optimisation. Cette approche permet donc de bien prendre en compte les préférences du décideur, mais nécessite sa présence tout au long du processus d'optimisation.

(c) Les approches à postériori

Dans ces approches, le processus d'optimisation fournit au décideur un ensemble de solutions Pareto optimales. Cet ensemble donne une vision au décideur sur le front Pareto de son problème. En quelque sorte, le front Pareto représente des connaissances acquises sur le problème traité. Avec l'aide de ces connaissances nouvellement acquises, le décideur pourra choisir une des solutions proposées par le solveur en utilisant une méthode d'aide à la sélection (Bensmaïne, 2013). Parmi ces techniques à postériori, nous pouvons citer la méthode AHP (Analytical Hierarchy Process) et la méthode TOPSIS (Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution).

Les approches à priori et interactives nécessitent la présence du décideur tout au long du processus d'optimisation et des connaissances préalables du problème. Ceci n'est plus nécessaire avec les méthodes à postériori car les résultats de l'optimisation représentent des informations supplémentaires qui aideront davantage le décideur à effectuer son choix.

Cependant, le procédé d'optimisation doit être assez robuste afin de fournir de solutions efficaces ou potentiellement efficaces.

Dans la suite de cette thèse, nous nous plaçons dans le cadre des approches à postériori pour la résolution du problème multi-objectif de conception de réseau logistique durable (Chapitre 5). En effet, nous proposons une optimisation multi-objectif en adoptant la métaheuristique NSGA-II afin de générer une très bonne approximation de la frontière Pareto. Nous utilisons ensuite, la technique TOPSIS dans le processus de sélection de la solution à adopter parmi les solutions proposées par NSGA-II.

Nous décrivons les étapes de la technique TOPSIS dans le prochain paragraphe.

3.5.6 TOPSIS (Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution)

Proposée par Hwang et Yoon (1981), la méthode TOPSIS consiste tout d'abord à attribuer un poids à chaque objectif ou critère en fonction de son importance et des préférences du décideur. Ensuite, de calculer la distance des solutions par rapport à l'idéal positif A^+ et l'idéal négatif A^- . L'idéal positif A^+ représente une solution fictive prenant la meilleure valeur (parmi les valeurs des différentes solutions) de chaque critère. Inversement, l'idéal négatif A^- prend les pires valeurs. La solution sélectionnée est la solution la plus proche de l'idéal positif et la plus loin de l'idéal négatif. TOPSIS peut être utilisée comme un outil d'aide à posteriori (après l'exécution de NSGA-II dans notre cas) pour aider le décideur à faire son choix parmi les solutions Pareto optimales. Les différentes étapes de cette méthode sont présentées dans ce qui suit :

- 1) Déterminer la matrice de décision X (Alternatives (solutions du front Pareto) x Critères (objectifs)), en attribuant à chaque alternative ($a_1, a_2, \dots, a_i, \dots, a_n$), les valeurs des différents critères ($c_1, c_2, \dots, c_j, \dots, c_m$).
- 2) Normaliser la matrice de décision pour obtenir une nouvelle matrice normalisée R , en appliquant la formule suivante :

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n x_{ij}^2}}$$

- 3) Calculer la matrice normalisée pondérée V , en multipliant simplement toutes les entrées (r_{ij}) de la matrice normalisée R par la pondération w_j associée à chaque critère, sachant que $\sum_{j=1}^m w_j = 1$

$$v_{ij} = r_{ij} \times w_j$$

- 4) Définir l'idéal positif A^+ et l'idéal négatif A^- , en déterminant pour chaque critère, la valeur associée la plus favorable :

$$A^+ = (best_i(v_{i1}), best_i(v_{i2}), \dots, best_i(v_{im}))$$

$$A^- = (worst_i(v_{i1}), worst_i(v_{i2}), \dots, worst_i(v_{im}))$$

$$\text{Avec } best_i(v_{ij}) = \begin{cases} \max_i(v_{ij}) & \text{si } c_j \text{ est un critère favorable} \\ \min_i(v_{ij}) & \text{si } c_j \text{ est un critère défavorable} \end{cases}$$

$$\text{Et } worst_i(v_{ij}) = \begin{cases} \min_i(v_{ij}) & \text{si } c_j \text{ est un critère favorable} \\ \max_i(v_{ij}) & \text{si } c_j \text{ est un critère défavorable} \end{cases}$$

- 5) Calculer pour chaque alternative, la distance euclidienne par rapport à l'idéal positif et l'idéal négatif, notées E_i^+ et E_i^- respectivement :

$$E_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^m (v_{ij} - v_j^+)^2}$$

$$E_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^m (v_{ij} - v_j^-)^2}$$

- 6) Calculer le facteur de proximité (S_i^*) pour chaque alternative. L'alternative possédant le plus grand (S_i^*), correspond à l'alternative la plus proche possible de l'idéal positif et la plus loin possible de l'idéal négatif. S_i^* est définie à travers la formule suivante :

$$S_i^* = \frac{E_i^-}{E_i^- + E_i^+}$$

- 7) Finalement, trier les solutions par rapport à (S_i^*). Les alternatives seront alors classées par ordre de préférence.

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les concepts de base de l'optimisation mono et multi-objectif nécessaires à la compréhension de la suite du travail rapporté dans cette thèse. Une famille de méthodes de résolution de ces problèmes a été présentée, à savoir les métaheuristiques. Parmi les métaheuristiques les plus courantes nous nous sommes intéressés aux algorithmes génétiques en présentant en détail leur fonctionnement et leurs différents opérateurs. Ces algorithmes présentent actuellement des alternatives intéressantes pour la résolution des problèmes d'optimisation difficile, à l'instar des problèmes de conception des réseaux logistiques. Nous avons également décrit dans ce chapitre quelques algorithmes génétiques multi-objectif utilisant la dominance de Pareto, en s'intéressant particulièrement à l'algorithme NSGA-II. Élitiste, plus rapide et ne nécessitant aucun paramétrage pour garantir la diversité des solutions Pareto-optimal, NSGA-II semble être aujourd'hui l'une des techniques de référence pour l'optimisation multi-objectif. Enfin, la méthode TOPSIS a été détaillée, et servira comme outil d'aide à la sélection de la meilleure solution parmi les solutions Pareto-optimales obtenues par l'optimisation multi-objectif.

Optimisation simultanée de la localisation des installations et la conception du réseau de transport sous contraintes de capacités des installations et des liens

Dans ce chapitre, nous décrivons une approche d'optimisation basée sur les algorithmes génétiques pour résoudre un problème combinant les décisions stratégiques de localisation des installations et de conception de réseau de transport en prenant en compte les contraintes de capacité des installations localisées et des liens construits. Un modèle mathématique est proposé permettant la minimisation du coût total incluant les coûts fixes de localisation, les coûts de transport et les coûts de construction des liens de transport. L'algorithme génétique adopté pour la résolution utilise un codage mixte pour coder les chromosomes. De plus, différents opérateurs génétiques correspondants aux différents segments du chromosome codé sont employés pour faire évoluer l'AG. Pour illustrer l'applicabilité de l'approche proposée, nous présentons un panel d'expériences numériques et analyses, où nous comparons les structures de deux réseaux obtenus avec et sans considération des contraintes de capacités, ceci permet de mieux comprendre le comportement du modèle face à la présence des contraintes de capacités. Enfin, une analyse de sensibilité est présentée pour analyser la réponse du modèle proposé par rapport aux variations simultanées des capacités des installations et des liens.

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous proposons un nouveau modèle combinant la localisation des installations avec la conception du réseau de transport en prenant en compte les contraintes de capacité des installations localisées et des liens construits. Le modèle baptisé « *Facility Location/Network Design problem with Capacitated Facilities and Links* » (FLNDCFL) est une extension du modèle CFLNDP présenté dans (Melkote et Daskin 2001b) où les auteurs proposent un modèle FLNDP qui considère uniquement les capacités des installations. En effet, ignorer la capacité des installations et des liaisons n'a pas de sens dans la majorité des problèmes du monde réel. Par exemple, dans les systèmes de distribution de pipelines, où les stations de pompage ont une capacité limitée, idem pour les liens de transmissions où les pipelines qui ont un débit restreint.

Le modèle FLNDCFL proposé intègre les coûts de localisation, les coûts de construction des liens et les coûts de transport dans une même fonction objectif. Ce modèle FLNDCFL est considéré comme un problème NP-difficile, dans le sens où il généralise le problème CFLNDP qui est lui-même considéré comme NP-difficile. Puisque, la résolution de ces problèmes est difficile, nous proposons une approche d'optimisation monocritère orientée coût, et basée sur un algorithme génétique utilisant un codage mixte.

Le reste du chapitre est organisé comme suit : la section 4.2 donne une description détaillée du problème abordé. La formulation mathématique du problème FLNDCFL est développée dans la section 4.3. Dans la section 4.4, nous proposons une approche de résolution basée sur les algorithmes génétiques pour résoudre le modèle d'optimisation développé. Après avoir détaillé la structure du chromosome utilisant un codage mixte, nous présentons les opérateurs génétiques adoptés dans l'AG. La section 4.5 est consacrée à la présentation des expériences numériques réalisées sur des instances de différentes tailles et sur un réseau de test largement utilisé dans la littérature. L'analyse des résultats obtenus démontrent l'efficacité de l'algorithme génétique utilisé. Enfin, une analyse de sensibilité est présentée permettant de fournir un aperçu du comportement du modèle proposé en réponse aux variations simultanées des capacités des installations et des liens.

4.2 Description du problème

Le problème étudié dans ce chapitre se définit comme un réseau avec un ensemble de nœuds et un ensemble de liens candidats. Chaque nœud représente à la fois une zone de demande (client) et un site de localisation potentiel d'une installation. Le réseau logistique construit doit être configuré de manière à transporter le flux de demandes entre les clients et les installations, tout en respectant les contraintes de capacités des installations et des liens. La figure 4.1 illustre un exemple de la structure du réseau logistique considéré (Cocking 2008).

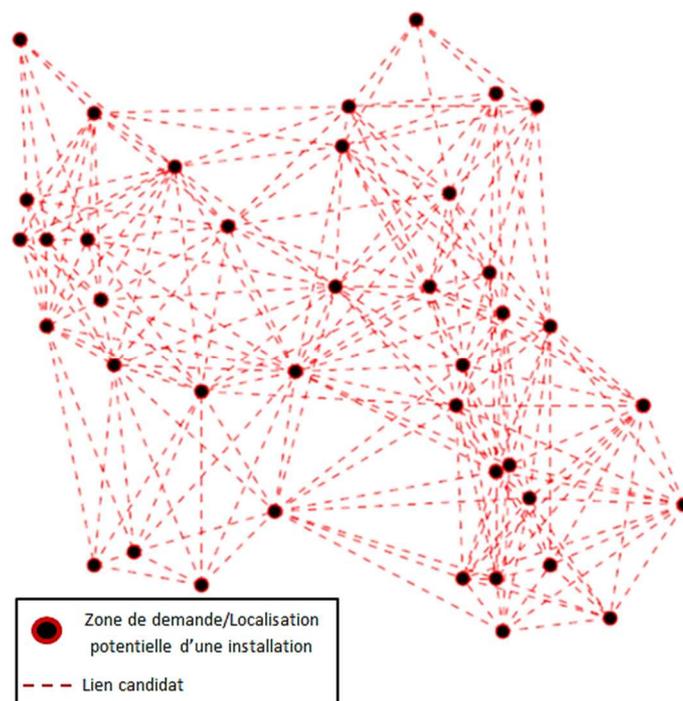


Figure 4.1 Exemple de structure du réseau logistique étudié (Cocking 2008)

Avant de présenter en détail le modèle FLNDCFL, nous commençons d'abord par donner les différentes caractéristiques des composantes du réseau logistique à modéliser.

4.2.1 Zone de demande

Chaque zone de demande (client) génère une demande aléatoire suivant une loi uniforme. Les zones de demandes ou clients sont de différentes natures en fonction du type de réseau logistique considéré :

- *Consommateurs* pour les réseaux de distribution de marchandises ou de produits.
- *Patients, élèves* pour les projets de développement des services de santé et d'éducation respectivement.
- *Abonnés* pour les réseaux de télécommunications.
- ...

4.2.2 Installation

Chaque zone de demande est une zone potentielle de localisation ou de construction d'une installation à capacité limitée. Une installation localisée a pour rôle de satisfaire les demandes générées par les différentes zones de demande qui lui sont affectées. En fonction de l'application considérée, les installations à localiser peuvent être : des centres de distribution de marchandises, des unités de production, des hôpitaux, postes, écoles, stations de pompage, etc. La localisation d'une installation engendre un coût fixe dit « coût de localisation » dépendant de la zone de localisation. Nous supposons que le coût de localisation augmente avec le nombre de demandes générées par la zone de demande, ceci vise à respecter le phénomène selon lequel la valeur des terrains tend à augmenter avec la densité de population

4.2.3 Lien de transport

La construction du réseau de transport consiste à sélectionner des liens à construire parmi les liens candidats. Les liens de transport permettent de connecter les installations avec les zones de demandes qui leurs sont affectées (permettent aussi de connecter les zones de demandes dans le cas de zones de demandes intermédiaires). Nous supposons que les liens ont une capacité limitée. Le coût de construction d'un lien de transport dépend de la distance et du type de lien (route, rail, pipe, etc.). Les demandes sont transportées à travers les différents liens de transport moyennant un coût de transport qui dépend de la distance du lien utilisé et du flux (nombre de demandes) transporté.

Le problème FLNDCFL étudié dans ce chapitre consiste donc à trouver : (1) les meilleures localisations des installations à capacité limitée, (2) la meilleure conception du réseau de transport à travers la construction des liens et (3) la meilleure répartition des flux des demandes sur les liens de transport à capacité limitée. L'objectif est de minimiser une fonction économique incluant les coûts de localisation, les coûts de construction des liens et les coûts de transport.

4.3 Modèle mathématique (FLNDCFL)

4.3.1 Hypothèses

Le problème étudié est basé sur les hypothèses suivantes :

- 1- Le réseau est de type « customer-to-server system » : les demandes elles-mêmes se déplacent vers les installations pour être traitées (Exemples : réseaux électriques, réseaux de pipelines, installations publiques (les écoles, centres de santé,...)).
- 2- Les installations doivent être localisées uniquement dans les nœuds du réseau.
- 3- Il n'y a pas de liens existants (déjà construits).
- 4- Les installations et les liens ont une capacité limitée.
- 5- Tous les liens sont dirigés.
- 6- Les liens ne peuvent être construits que dans un seul sens.
- 7- Chaque nœud localisé doit satisfaire sa propre demande ainsi que la demande totale qui lui est destiné (n'a pas de liens sortants).

4.3.2 Indices

- i, j : indices des nœuds (zones de demandes / zones potentielles de localisation des installations), sachant que (i, j) représente le lien dirigé de i vers j ;

4.3.3 Ensembles

- N : Ensemble des zones de demandes / zones potentielles de localisation des installations, $N = \{1, 2, \dots, N\}$;
- L : Ensemble des liens potentiels, $L = \{(i, j); i = 1, \dots, N; j = 1, \dots, N; i \neq j\}$;

4.3.4 Paramètres

- d_i : la demande du nœud i ;
- f_i : le coût fixe de localisation du site i ;
- u : le coût de construction unitaire des liens ;
- $dist_{ij}$: la distance du lien (i, j) ;
- $c_{ij} = u \times dist_{ij}$: le coût de construction du lien (i, j) ;
- t_{ij} : le coût de transport par unité de flux sur le lien (i, j) ;
- CF_i : la capacité maximale de l'installation i ;
- CL_{ij} : la capacité maximale du lien (i, j) ;

4.3.5 Variables de décisions

Les décisions de localisation, de construction des liens, de répartition de flux et de la quantité des demandes servies par les installations localisées sont définies respectivement par les variables Z , X , Y et W .

- $Z_i = \begin{cases} 1, & \text{si une installation est localisée au niveau du noeud } i; \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$
- $X_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{si le lien } (i, j) \text{ est construit;} \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$
- Y_{ij} : le flux de demandes sur le lien (i, j) ;
- W_i : la demande totale servie par l'installation localisée au niveau du noeud i .

4.3.6 Fonction objectif

En utilisant les notations et les hypothèses ci-dessus, la formulation mathématique du modèle FLNDCFL est présentée comme suit :

$$\text{(FLNDCFL)} \quad \text{Min} \sum_{i \in N} f_i Z_i + \sum_{(i,j) \in L} c_{ij} X_{ij} + \sum_{(i,j) \in L} t_{ij} Y_{ij} \quad (1)$$

sous les contraintes :

$$W_i = d_i * Z_i + \sum_{j \in N} Y_{ji} * Z_i \quad \forall i \in N \quad (2)$$

$$(1 - Z_i) \times \left(\sum_{j \in N} Y_{ji} + d_i \right) = \sum_{j \in N} Y_{ij}; \quad \forall i \in N \quad (3)$$

$$W_i \leq CF_i Z_i; \quad \forall i \in N \quad (4)$$

$$Y_{ij} \leq CL_{ij} X_{ij}; \quad \forall (i, j) \in L \quad (5)$$

$$Z_i + \sum_{j \in N} X_{ij} \geq 1; \quad \forall i \in N \quad (6)$$

$$X_{ij} \leq 1 - Z_i; \quad \forall (i, j) \in L \quad (7)$$

$$X_{ij} X_{ji} = 0; \quad \forall (i, j) \in L \quad (8)$$

$$\sum_{i \in N} Z_i = P \quad (9)$$

$$\begin{aligned} Z_i &\in \{0,1\}, W_i \geq 0, \forall i \in N \\ X_{ij} &\in \{0,1\}, Y_{ij} \geq 0, \forall (i,j) \in L \end{aligned} \quad (10)$$

Dans le modèle proposé, la fonction objectif (1) à minimiser représente la somme des différents coûts suivants : le premier terme correspond au coût fixe de localisation des installations. Le second terme représente le coût de construction des liens de transport. Enfin, le troisième terme est le coût de transport des différentes demandes vers les installations.

La contrainte (2) indique que chaque nœud localisé doit satisfaire sa propre demande ainsi que la demande totale des liens entrants. Cette contrainte garantit également que la demande totale du réseau est satisfaite entièrement par les installations localisées. Dans la contrainte (3) pour chaque nœud non localisé, le flux total sortant est égal au flux total entrant plus la demande générée par le nœud. Les contraintes (2) et (3) sont des contraintes de conservation de flux.

La contrainte (4) garantit que la demande est servie uniquement par les installations ouvertes ou localisées sans toutefois dépasser leur capacité maximale. La contrainte (5) indique que le flux existe uniquement pour les liens construits sans pour autant dépasser leurs capacités.

La contrainte (6) assure que si un nœud i n'est pas une installation (nœud non localisé), il doit être alloué aux installations situées aux autres nœuds (via la construction de liaisons sortantes pour transporter sa demande et éventuellement la demande des autres nœuds qui lui sont connectés). La contrainte (7) assure que tout site localisé (installation) n'a pas de liens sortants (hypothèse 7). D'un autre côté, la contrainte (8) garantit que les liens ne peuvent être construits que dans un seul sens (hypothèse 6). Ainsi, les contraintes (6), (7) et (8) sont liées à la construction de liens.

La contrainte (9) est définie pour permettre à l'utilisateur de fixer le nombre d'installations à localiser. (P) représente le nombre minimal d'installations à localiser pour satisfaire toute la demande du réseau, il est déterminé initialement (par l'utilisateur) en fonction de la capacité des installations (plus la capacité augmente, moins est le nombre d'installations nécessaires à localiser). Cette contrainte permet aussi de limiter le budget d'investissement relatif à la

construction ou la localisation des installations (Brahami et al. 2020; Mostert et al. 2018; Shishebori et Ghaderi 2015; Rahmaniani et Ghaderi 2013; Contreras et al. 2012; Cocking 2008; Melkote et Daskin 2001a).

Enfin, la contrainte (10) exprime les contraintes d'intégrités des variables de décisions.

4.3.7 Complexité du problème FLNDCFL

Le problème FLNDCFL est NP-difficile.

Preuve : Soit $M = \sum_{i \in N} d_i$ (demande totale du réseau = demande totale de tous les nœuds).

Si nous fixons $CL_{ij} = M, \forall (i, j) \in L$ (tous les liens vont avoir une capacité illimitée).

Alors le problème FLNDCFL sera réduit au problème CFLNDP (pas de contraintes de capacité des liens). Puisque, Melkote et Daskin (2001b) ont déjà montré que le CFLNDP est NP-difficile, alors le problème FLNDCFL qui est plus général est certainement NP-difficile.

Le problème FLNDCFL est donc NP-difficile, et il est pratiquement impossible de le résoudre à l'aide de méthodes d'optimisation exactes pour des instances de moyenne ou grande tailles (voir section 3.2.2). Par conséquent, un algorithme génétique (AG) est proposé en tant que métaheuristique pour la résolution efficace du problème FLNDCFL. La section suivante décrit l'approche de résolution à base d'AG.

4.4 Approche de résolution par algorithme génétique

4.4.1 Codage des solutions

La première question soulevée par tout utilisateur des AG est la représentation ou le codage des variables de décisions à optimiser. Après avoir identifié le problème et les variables de décision, nous devons représenter ces variables ainsi que les relations entre elles sous une forme propre aux algorithmes génétiques et appelée « chromosome ».

Dans le chapitre précédent, nous avons présenté les méthodes de codage adoptées dans les AG : le codage binaire, le codage réel et le codage en base n (voir section 3.4.2). Prenant appui sur ces différentes méthodes, nous proposons un codage mixte qui permet de représenter simultanément les trois variables de décisions du modèle FLNDCFL : Z_i, X_{ij} et Y_{ij} . Notons que la quatrième variable de décision W_i n'est pas codée dans le chromosome, car

elle représente la demande servie par les installations localisées, elle sera donc calculée en fonction des trois variables de décisions citées précédemment (une fois la structure de la chaîne logistique est déterminée).

Le chromosome de l'AG ainsi obtenu est divisé en trois parties (voir Figure 4.2):

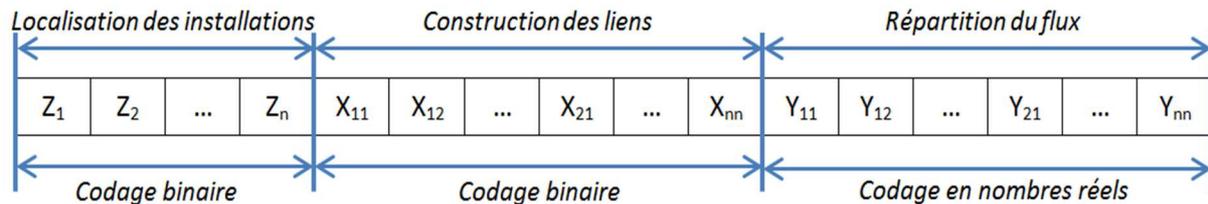


Figure 4.2 Structure du chromosome utilisé

- Une première partie, codée en binaire, représente la décision de localisation des installations :

$$\begin{cases} 0 : \text{installation non localisée} \\ 1 : \text{installation localisée} \end{cases}$$

- Une deuxième partie, codée en binaire également, représente la décision de construction des liens :

$$\begin{cases} 0 : \text{lien non construit} \\ 1 : \text{lien construit} \end{cases}$$

- Une troisième partie, codée en nombres réels, représentant la répartition du flux sur chaque lien construit.

4.4.2 Opérateurs génétiques adoptés

Les opérateurs de sélection, croisement et mutation sont utilisés pour faire évoluer l'algorithme génétique et ainsi améliorer la qualité des solutions au cours des générations. Comme nous l'avons présenté dans la sous-section précédente, un chromosome est composé de trois parties correspondantes aux trois variables à optimiser. Puisque ces variables de décisions sont de natures différentes et représentées à travers différents codages (binaire et réel), les opérateurs génétiques de croisement et de mutation sont effectués séparément dans ces trois parties. Ainsi, les opérateurs de croisement et de mutation sont appliqués indépendamment à chacune des parties permettant une meilleure exploration de l'espace de recherche.

(a) Opérateurs de croisement

En ce qui concerne les opérateurs de croisement, chaque paire de chromosomes parents sélectionnée subira une opération de croisement avec une probabilité (p_c) et elle sera remplacée par ses descendants dans la prochaine génération. Pour la première et la deuxième partie codées en binaire (décisions de localisation et de construction des liens), nous utilisons un croisement à un point. Par ailleurs, un autre type de croisement est utilisé pour la troisième partie du chromosome (décisions de répartition de flux), il s'agit du croisement arithmétique qui est adapté pour la représentation réelle (voir section 3.4.5).

(b) Opérateurs de mutation

Le rôle de l'opérateur de mutation est de modifier aléatoirement la valeur d'un gène dans un chromosome avec une probabilité fixée (p_m). Dans le cas du codage binaire (première et deuxième partie du chromosome), le gène à muter est remplacé par son complémentaire (0 ou 1). En ce qui concerne la troisième partie du chromosome (codage réel), nous utilisons une mutation uniforme (voir section 3.4.6), qui consiste à remplacer les gènes à muter par des valeurs dans l'intervalle $[0, CL_{ij}]$, où CL_{ij} représente la capacité maximale du lien (i, j).

(c) Opérateur de sélection

Pour pouvoir effectuer les opérations de croisement et de mutation, il faut d'abord sélectionner les individus pour la reproduction, parmi ceux de la population actuelle. La méthode de sélection adoptée dans notre AG est la « sélection binaire par tournoi ». Elle consiste à tirer au hasard deux solutions de la population P puis sélectionner la solution avec la fitness (performance) la plus élevée. Dans l'AG proposé, la fitness d'une solution représente le coût total de conception et d'exploitation du réseau logistique : la somme des coûts de localisation, et ceux de construction des liens et de transport.

4.4.3 Procédure de vérification et de réparation des solutions infaisables

Les opérations de croisement et de mutation peuvent conduire à des mauvais chromosomes violant une ou plusieurs contraintes du modèle FLNDCFL (voir section 4.3.6). À cet effet, une procédure de réparation est exécutée pour chaque chromosome ne respectant pas les contraintes du modèle. Dans la littérature, de nombreux travaux ont étudié différentes techniques de gestion des contraintes dans les AG. La méthode de réparation des solutions infaisables est l'une des principales techniques de gestion des contraintes, elle donne

généralement de meilleurs résultats par rapport à d'autres techniques, telles que la méthode de la fonction de pénalité (Coello 2002). Le point clé de la méthode de réparation de solution consiste à concevoir un algorithme pour convertir des solutions irréalisables en solutions réalisables dans les itérations de l'AG.

La procédure de réparation des solutions infaisables que nous avons développée est détaillée à travers l'algorithme illustré sur la figure 4.3. L'ordre de vérification et de correction des contraintes est important. Les étapes (a) à (d) permettent de vérifier et de corriger la structure du réseau (nombre d'installations localisées et configurations des liens construits). Les étapes (e) à (g) vérifient et modifient les quantités de flux sur les différents liens tout en assurant le respect des contraintes de capacité des liens et des installations (contraintes (4) et (5)).

Entrée : Chromosome infaisable à réparer

Sortie : Chromosome faisable après réparation

- a) Si la contrainte (9) n'est pas vérifiée ; alors ajouter ou supprimer aléatoirement des installations dans Z (première partie du chromosome) pour avoir exactement P installations.*
- b) Si la contrainte (7) n'est pas vérifiée ; alors supprimer dans X (deuxième partie du chromosome) tous les liens sortants de tous les nœuds localisés.*
- c) Si la contrainte (8) n'est pas vérifiée ; alors supprimer aléatoirement un des deux liens opposés chaque fois que nécessaire.*
- d) Si la contrainte (6) n'est pas vérifiée ; alors ajouter aléatoirement un lien sortant pour chaque nœud non localisé n'ayant aucun lien sortant.*
- e) Modifier aléatoirement la quantité de flux (troisième partie du chromosome) sur les liens sortants de chaque nœud non localisé de telle sorte que le flux total sortant soit égal au flux total entrant plus la demande générée par le nœud (contrainte (3)).*
- f) Calculer la demande servie W_i pour chaque nœud localisé (contrainte (2)).*
- g) Répéter les étapes (e) et (f) jusqu'à ce que les contraintes (4) et (5) soient vérifiées.*

Figure 4.3 Algorithme de vérification et de réparation des solutions infaisables

4.4.4 Les étapes de l'AG adopté

Les différentes étapes de l'algorithme génétique adopté dans ce chapitre se présentent comme suit :

- **Étape 1.** Générer la population initiale P de taille N aléatoirement.
- **Étape 2.** Calculer les fitness de toutes les solutions dans P .

- **Étape 3.** Sélectionner les deux parents en utilisant la « sélection binaire par tournoi ».
- **Étape 4.** Générer deux solutions enfants par le croisement des deux solutions parents avec une probabilité p_c .
- **Étape 5.** Exécuter l'opérateur de mutation avec une probabilité p_m pour chaque solution enfant.
- **Étape 6.** Exécuter une fonction de correction pour les solutions infaisables qui ne respectent pas les contraintes du modèle FLNDCFL proposé.
- **Étape 7.** Ajouter les deux solutions enfants dans la population suivante G .
- **Étape 8.** Répéter les étapes de 3 à 7 pour obtenir N solutions enfants dans G .
- **Étape 9.** Répéter les étapes de 2 à 8 jusqu'à la satisfaction des conditions d'arrêt (le nombre maximal d'itérations est atteint).

4.4.5 Paramètres de l'AG adopté

L'algorithme génétique proposé exploitant le codage mixte des paramètres décrits précédemment doit permettre d'optimiser les coûts totaux (localisation, création des liens et transport de flux). Pour se faire, nous devons choisir soigneusement les valeurs des paramètres régissant l'évolution de la population traitée par cet algorithme génétique : taille de la population, nombre de générations, probabilités de croisement et de mutation. Dans ce chapitre, après une série de tests, nous avons opté pour les paramètres du tableau 4.1 :

	Chromosome		
	Localisation	Construction des liens	Répartition de flux
Représentation	Binaire	Binaire	Réelle $[0, CL_{ij}]$
Type de croisement	Un point	Un point	Arithmétique
Probabilité de croisement	0.7		
Type de mutation	Standard	Standard	Uniforme
Probabilité de mutation	0.08		
Taille de la population	30		
Nombre d'itérations	300		

Tableau 4.1 Paramètres de l'AG adopté

4.5 Expériences numériques et analyses

Nous présentons dans cette section les résultats numériques pour valider notre approche et évaluer l'algorithme génétique adopté. L'algorithme génétique ainsi que la simulation des

différents scénarios sont implémentés en langage JAVA sous l'environnement NetBeans et exécutés sur un PC doté d'un processeur Intel Core i3 et d'une RAM de 4 Go.

4.5.1 Générations d'instances

Notre procédure de génération des différentes instances de test est principalement basée sur celles utilisées dans les références (Rahmaniani et Ghaderi 2013; Melkote et Daskin 2001a; Melkote et Daskin 2001b). En premier lieu, nous générons aléatoirement les nœuds candidats sur une grille 100×100 . Ensuite, le nombre souhaité de liens candidats est choisi de manière aléatoire et ajouté au réseau, en privilégiant les liaisons les plus courtes, comme c'est le cas pour les réseaux de transport ou de télécommunications. Nous calculons enfin les distances euclidiennes pour chaque lien. Les différents paramètres utilisés pour la génération des instances de test sont présentés comme suit :

- **Nombre de nœuds (#N) et nombre de liens (#L) candidats** : nous avons considéré des instances de différentes tailles avec 10, 20, 50 et 100 nœuds candidats et respectivement 20, 40, 100 et 200 liens candidats.
- **Demandes des nœuds (d_i)** : générées aléatoirement suivant une loi uniforme dans l'intervalle [5, 110].
- **Coûts fixes de localisation (f_i)** : générées aléatoirement suivant une loi uniforme dans l'intervalle [1000, 1500].
- **Coûts de transport unitaire (t_{ij})** : identique à la distance du lien (i, j) ($t_{ij} = dist_{ij}$).
- **Coûts de construction des liens (c_{ij})** : Nous rappelons que le calcul du coût de construction des liens se fait à travers la formule $c_{ij} = u * dist_{ij}$ avec u : coût de construction unitaire du lien généré aléatoirement suivant une loi uniforme dans l'intervalle [7, 10]. Par conséquent, le coût de construction des liens est directement proportionnel à leurs distances, comme c'est le cas dans la réalité. Nous supposons également que les coûts de construction sont symétriques de telle sorte que $c_{ij} = c_{ji}$.
- **Capacités des nœuds (CF_i)** : nous supposons que les capacités sont les mêmes pour tous les nœuds, dans ce cas tous les CF_i sont remplacés par CF . Pour nos tests, nous avons considéré trois capacités de nœuds ($CF = 140$, $CF = 160$ et $CF = 180$).

- **Capacités des liens (CL_{ij})** : nous supposons que les capacités sont les mêmes pour tous les liens, dans ce cas tous les CL_{ij} sont remplacés par CL . Deux capacités de liens sont considérées : $CL = 60$ et $CL = 80$.

4.5.2 Résultats obtenus

Les résultats obtenus pour chaque instance de notre problème sont résumés dans le tableau 4.2. Ces résultats concernent les coûts totaux engendrés (coût de localisation + coût de construction des liens + coût de transport) pour chaque instance.

Instance	Nombre de nœuds candidats (#N)	Nombre de liens candidats (#L)	Capacités des nœuds (CF)	Capacités des liens (CL)	Coût total (\$)
1	10	20	CF1 = 180	CL1 = 80	8976,62
2				CL2 = 60	9461,42
3			CF2 = 160	CL1 = 80	10096,10
4				CL2 = 60	10412,35
5			CF3 = 140	CL1 = 80	11484,59
6				CL2 = 60	12243,50
7	20	40	CF1 = 180	CL1 = 80	18436,57
8				CL2 = 60	19722,45
9			CF2 = 160	CL1 = 80	20243,26
10				CL2 = 60	22137,81
11			CF3 = 140	CL1 = 80	24042,63
12				CL2 = 60	25726,18
13	50	100	CF1 = 180	CL1 = 80	52537,79
14				CL2 = 60	53488,25
15			CF2 = 160	CL1 = 80	54406,55
16				CL2 = 60	55287,16
17			CF3 = 140	CL1 = 80	58966,93
18				CL2 = 60	61486,93
19	100	200	CF1 = 180	CL1 = 80	92933,86
20				CL2 = 60	93798,18
21			CF2 = 160	CL1 = 80	95537,47
22				CL2 = 60	96709,54
23			CF3 = 140	CL1 = 80	101143,41
24				CL2 = 60	102726,94

Tableau 4.2 Résultats obtenus par l'AG

Les résultats montrent que les coûts engendrés augmentent avec le nombre de nœuds candidats. Comme on pouvait s’y attendre, nous constatons aussi, que pour chaque instance, à mesure que les capacités des installations et des liens augmentent, les coûts totaux diminuent car le modèle peut construire des réseaux plus efficaces (moins de liens à construire et les liens seront plus directs).

4.5.3 Exemple d’application

Pour mieux analyser le comportement du modèle FLNDCFL, nous appliquons un scénario basé sur un réseau de test largement utilisé dans la littérature, à savoir le 21-node network (Melkote et Daskin 2001a; Melkote et Daskin 2001b; Shishebori et al. 2014). Les données du 21-node network ainsi que sa structure (qui comporte 21 nœuds potentiels à localiser et 38 liens potentiels à construire) sont illustrées à travers la figure 4.4. Les autres paramètres nécessaires à la résolution du modèle sont générés suivant la procédure décrite dans la section 4.5.1.

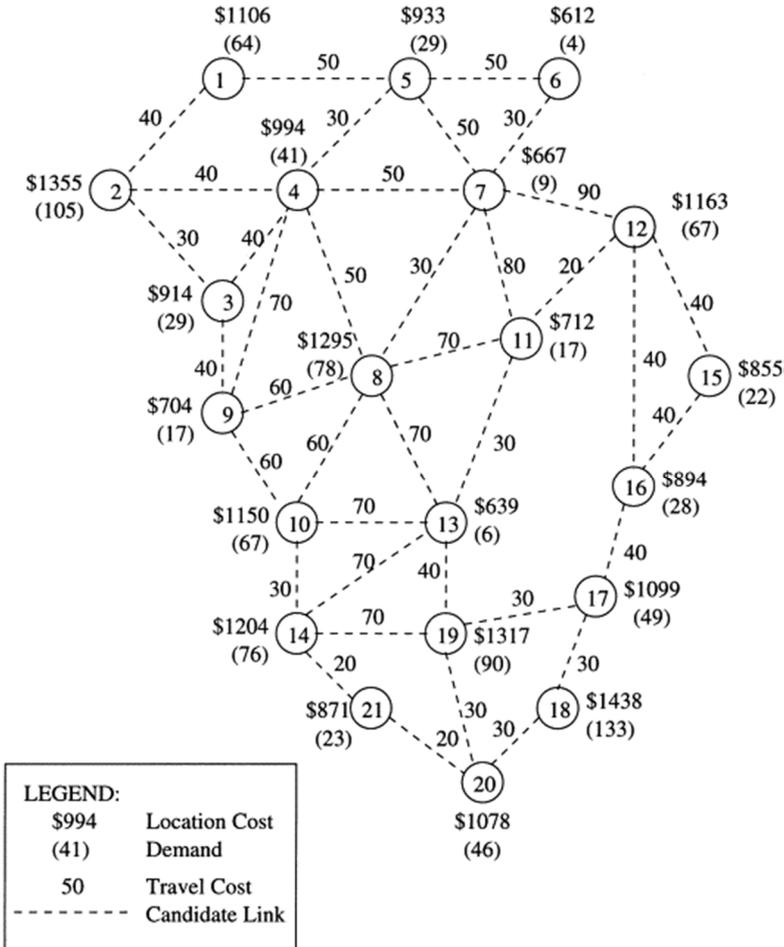


Figure 4.4 21-node network

Dans cette partie, nous effectuons une comparaison entre la structure optimale de deux réseaux différents, le premier réseau est obtenu sans considération des contraintes de capacités, tandis que le second réseau est obtenu avec considération des contraintes de capacités des installations et des liens. Ceci nous permet de mieux comprendre le comportement du modèle FLNDCFL face à la présence des contraintes de capacités des installations et des liens. Notons que dans cette comparaison, nous avons fixé le nombre d'installations à localiser à 6 ($P = 6$) pour les deux problèmes, et dans le cas du problème avec contraintes de capacité, nous avons fixé la capacité des installations à 180 ($CF = 180$) et la capacité de chaque lien à 80 ($CL = 80$).

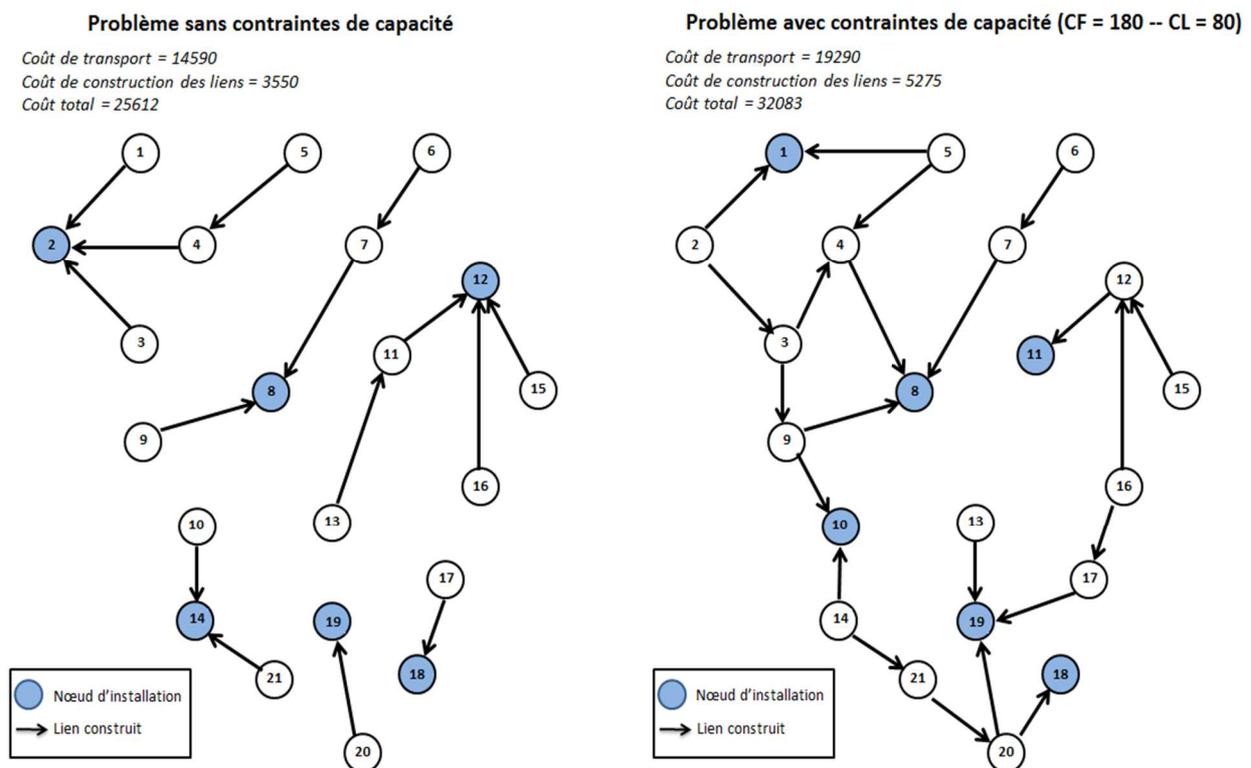


Figure 4.5 Comparaison entre la structure des deux réseaux obtenus avec et sans considération des contraintes de capacités

Nous observons clairement à travers la figure 4.5 que les contraintes de capacités affectent considérablement la configuration du réseau de transport ainsi que l'emplacement optimal des installations. Dans le cas où les capacités ne sont pas considérées, les localisations optimales des installations se trouvent au niveau des nœuds (2, 8, 12, 14, 18 et 19). Nous remarquons par ailleurs, que la demande totale de chaque zone de demande (ou client) sera satisfaite par une seule installation et chaque nœud aura au plus une liaison sortante. En d'autres termes,

dans le cas où les capacités ne sont pas prises en compte, si le réseau contient P installations, le réseau de transport construit sera exactement constitué de $N - P$ liens. De plus, dans ce cas, le réseau est partitionné en P réseaux séparés. En revanche, dans le cas où les capacités des installations et des liens sont prises en compte, nous obtenons des emplacements différents pour les 6 installations localisées (1, 8, 10, 11, 18 et 19). D'un autre côté, nous remarquons que la plupart des zones de demandes (clients) sont servies par plusieurs installations. Par conséquent, d'autres liens doivent être établis et les clients doivent emprunter des chemins plus longs pour atteindre les nœuds d'installation. Par conséquent, les coûts de transport et de construction des liens augmentent.

À travers cette comparaison, il est évident que les problèmes sans contraintes de capacités permettent une conception de réseaux logistiques beaucoup plus rentable, néanmoins, nous pensons que les conceptions obtenues pour les problèmes avec contraintes de capacités peuvent avoir d'autres avantages. En effet, les contraintes de capacités ont pour conséquence la construction de liens supplémentaires ce qui permet d'augmenter l'accessibilité des installations localisées, et offrir d'autres avantages comme par exemple, le désenclavement des zones isolées (régions rurales) dans les problèmes de planification régionale.

4.5.4 Analyse de sensibilité

Dans cette section, nous réalisons une analyse de sensibilité afin de comprendre le comportement du modèle FLNDCFL en réponse aux changements de deux paramètres clés du problème : les capacités des installations et des liens. Nous reprenons le même réseau de test utilisé précédemment, à savoir le 21-node network.

(a) L'effet de la variation simultanée des capacités des installations et des liens

Nous nous intéressons à l'évaluation de l'impact des capacités des installations et des liens sur le comportement du modèle. Pour cela, nous varions simultanément les capacités des installations (de 140 à 200 par pas de 20) et les capacités des liens (de 50 à 120 par pas de 10). Nous supposons que toutes les installations et tous les liens ont la même capacité.

Les figures 4.6, 4.7 et 4.8 montrent l'évolution des principales composantes du modèle : coût total, coût de construction des liens et coût de transport par rapport aux capacités des liens pour différentes capacités d'installations.

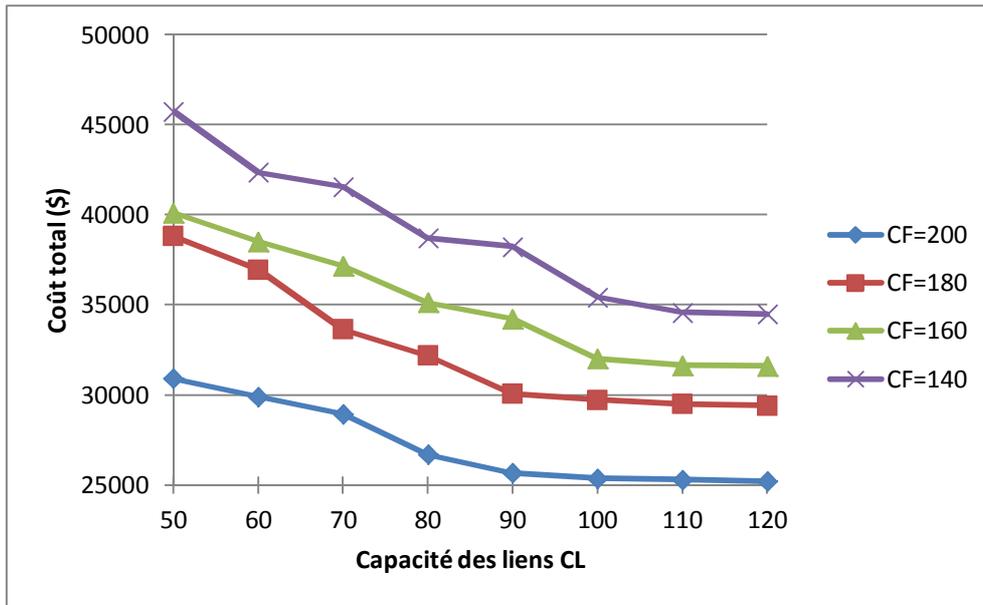


Figure 4.6 Effet de la variation simultanée des capacités des installations et des liens sur le coût total

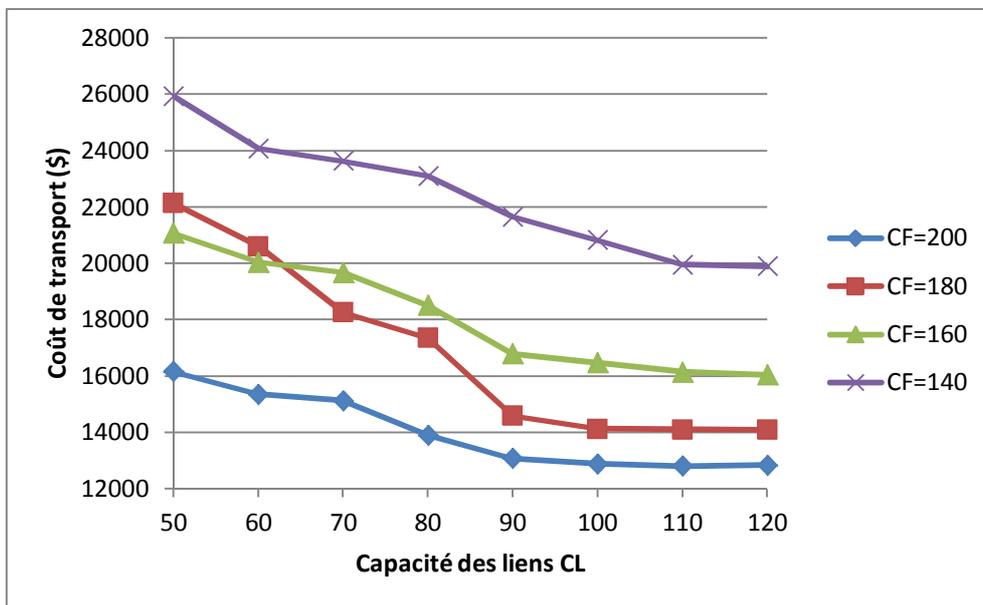


Figure 4.7 Effet de la variation simultanée des capacités des installations et des liens sur le coût de transport

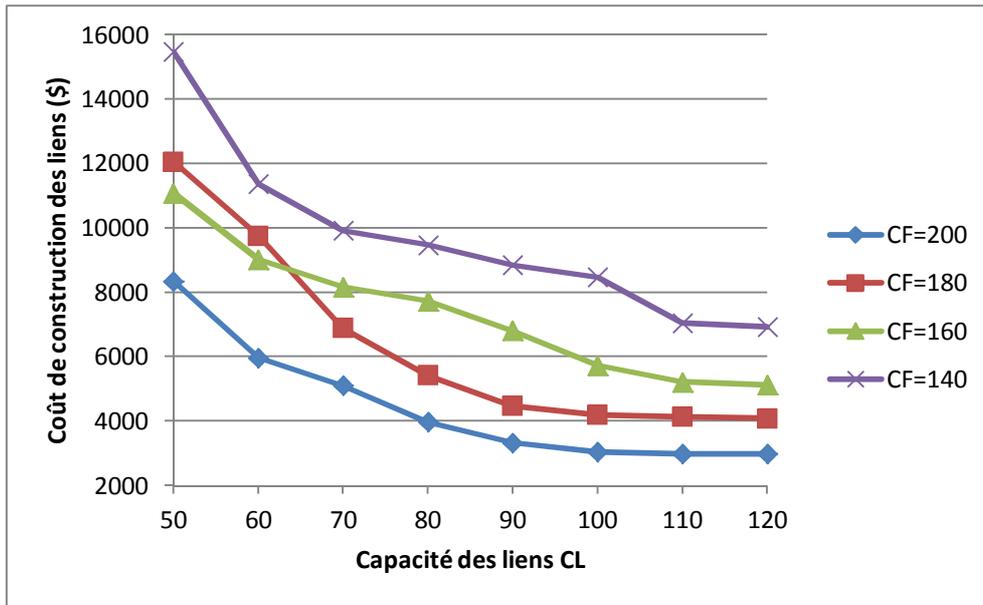


Figure 4.8 Effet de la variation simultanée des capacités des installations et des liens sur le coût de construction des liens

Nous constatons à travers la figure 4.6 que l'augmentation des capacités des installations et/ou des liens entraîne une diminution des coûts totaux et permet une conception plus efficace du réseau logistique. Nous pouvons expliquer cela comme suit :

- En augmentant la capacité des installations (CF), une plus grande demande provenant des différentes zones de demande pourra être satisfaite par des installations plus proches (dû à l'augmentation de leurs capacités). Cela permettra de construire des liens plus courts et ainsi réduire considérablement les coûts de transport (Figure 4.7) et les coûts d'investissement dans la construction des liens (Figure 4.8).
- En augmentant la capacité des liens (CL), les liens construits transportent plus de flux de demandes, ceci aura pour conséquence la réduction du nombre de liaisons nécessaires pour configurer le réseau, notamment à travers l'élimination des liens transportant des petites quantités. En conséquence, les coûts de transport (Figure 4.7) et les coûts de construction des liens (Figure 4.8) seront améliorés.

Sur les figures 4.7 et 4.8, nous constatons un comportement inattendu pour les très petites capacités des liens dans le sens où les coûts de transport et de construction des liens ne diminuent pas toujours de façon monotone lorsque la capacité des installations augmente. Ce comportement est observé pour les capacités de liens égales à 50 et 60 lorsque la capacité des installations augmente de 160 à 180. La raison en est que, pour une capacité $CF = 160$ le

modèle doit localiser 8 installations au minimum pour satisfaire toute la demande du réseau, alors que pour une capacité $CF = 180$ il en faut 7. Cette diminution du nombre d'installations localisées entraînera la construction de plus de liens pour répondre au transport des demandes de l'ancienne installation devenue zone de demande (8 à 7 installations). Ceci engendrera une augmentation des coûts de construction des liens et des coûts de transport. De plus, à cause de la capacité très réduite des liens, les demandes ne peuvent pas toujours atteindre les installations les plus proches malgré l'augmentation de leurs capacités, mais cela ne sera plus le cas au fur et à mesure que CL augmente (comme on peut l'observer pour $CL \geq 70$).

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une approche de résolution basée sur les algorithmes génétiques utilisant un codage mixte pour traiter un problème combinant la localisation des installations avec la conception du réseau de transport en prenant en compte les contraintes de capacité des installations localisées et des liens construits. Un modèle mathématique baptisé « FLNDCFL » a été développé, permettant la minimisation du coût total incluant les coûts fixes de localisation, les coûts de transport et les coûts de construction des liens de transport. La difficulté du problème réside essentiellement dans la considération simultanée des capacités des installations et des liens.

Des expériences numériques ont été réalisées et analysées sur des instances de différentes tailles (petites, moyennes et grandes), et les résultats obtenus démontrent la validité de l'approche et l'efficacité de l'algorithme génétique utilisé. De plus, et afin de mieux comprendre le comportement du modèle FLNDCFL face à la présence des contraintes de capacités des installations et des liens, nous avons effectué une comparaison entre la structure de deux réseaux obtenus avec et sans considération des contraintes de capacités. Cette comparaison a été réalisée sur un réseau de test largement utilisé dans la littérature, à savoir le 21-node network. Enfin, une analyse de sensibilité a été effectuée pour fournir un aperçu du comportement du modèle en réponse aux changements des paramètres clés tels que les capacités des installations et des liens. Les résultats indiquent en général à quelques exceptions près, que l'augmentation des capacités des installations et/ou des liens permet une conception plus efficace du réseau logistique entraînant une réduction des différents coûts.

Comme perspective, la prise en compte des contraintes environnementales pour la conception d'un réseau logistique durable représente une extension intéressante au problème FLNDCFL. Elle fera l'objet du chapitre qui suit.

Optimisation simultanée de la localisation des installations et la conception de réseau de transport sous contraintes de capacités des installations et des liens : intégration de la dimension environnementale

Le présent chapitre a pour objectif d'étudier un problème de conception de réseaux logistiques durables intégrant simultanément les décisions stratégiques de localisation d'installations à capacité limitée, de conception de réseaux de transport avec des contraintes de capacité sur les liens à construire et celles relatives à la protection de l'environnement. Nous proposons un modèle multi-objectif qui consiste à minimiser le coût économique et l'impact environnemental. Ce dernier consiste à minimiser les émissions de CO₂ liées aux activités de transport en considérant différentes qualités environnementales des liens à construire. Une adaptation de l'algorithme NSGA-II utilisant un codage mixte est développée afin de résoudre efficacement le modèle proposé. Afin d'évaluer les performances de l'approche proposée, des expériences numériques sur des instances de différentes tailles ont été réalisées. L'analyse des résultats obtenus démontre que les performances environnementales ont un impact significatif sur la structure et la configuration du réseau logistique conçu. Enfin, une analyse de sensibilité est présentée pour analyser le comportement du modèle proposé en réponse aux variations des coûts de construction des différents types de liens.

Publication : Brahami et al. (2020).

5.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous abordons un nouveau problème de conception de réseau logistique durable combinant simultanément les décisions stratégiques de localisation, de conception de réseau de transport et celles relatives à la protection de l'environnement avec la prise en compte des contraintes de capacité des installations localisées et des liens construits. C'est une extension du problème abordé au chapitre précédent auquel nous intégrons la dimension environnementale. Le modèle développé dans ce chapitre baptisé « *Sustainable Capacitated Facility Location/Network Design* » (SCFLND) est formulé sous la forme d'un problème d'optimisation multi-objectif (Brahmi et al. 2020). Il consiste à minimiser le coût économique et l'impact environnemental relatif à l'utilisation des liens de transport, représenté par les émissions de CO₂.

Le modèle développé pourrait être utilisé dans la conception des réseaux logistiques durables tels que : les réseaux de transports en commun, les réseaux de transport d'électricité, les projets de développement durable des territoires où il s'agira de construire simultanément de nouvelles liaisons de transport et de localiser de nouveaux établissements (écoles, hôpitaux, bureaux de poste ...) tout en garantissant la limitation des émissions carbone. De plus, le modèle développé peut être utilisé pour réduire l'impact environnemental des réseaux existants.

Dans notre modèle SCFLND, nous considérons les émissions de CO₂ comme l'unique impact environnemental. En effet, cet indicateur environnemental est souvent intégré dans les modèles de localisation et il peut être aisément mesuré et modélisé (Eskandarpour 2014; Elhedhli et Merrick 2012; Wang et al. 2011). Notons à titre indicatif que les émissions du transport comptent pour 23,61% du total des émissions de CO₂ pour l'année 2016 (IEA 2018a). Ces statistiques justifient donc la considération des activités de transport en tant que source des émissions de CO₂.

Par ailleurs, les émissions de CO₂ provenant des activités de transport dépendent de plusieurs facteurs : la distance totale parcourue, la charge du véhicule (personnes ou marchandises), le carburant utilisé, le mode de transport (routier, ferroviaire, maritime ou aérien) ou encore la qualité environnementale du lien (utilisation ou non de nouveaux matériaux ou technologies respectant l'environnement). Dans ce sens, le modèle SCFLND que nous développons

considère plusieurs qualités environnementales pour chaque lien candidat, en visant à déterminer la meilleure option possible, sachant que les liens avec une bonne qualité environnementale présentent un impact environnemental réduit mais tendent à avoir des coûts de construction plus élevés. C'est souvent le cas dans la réalité : pour les liens routiers par exemple, il existe différents types de chaussées (souples, semi-rigides et rigides), évidemment, plus une chaussée est rigide, moins d'émissions sont dégagées (Trépanier et Coelho 2017; Santero et al. 2011). C'est le cas également pour les liens ferroviaires, où le choix se fait entre rail classique (train à traction diesel) générant beaucoup d'émissions et rail électrique (train à traction électrique) avec une meilleure qualité environnementale mais impliquant un coût de construction plus élevé.

Le reste du chapitre est organisé comme suit : la section 5.2 décrit le problème étudié. La section 5.3 présente le modèle multi-objectif proposé pour la conception des réseaux logistiques durables. Par la suite, la section 5.4 fournit les détails sur l'algorithme NSGA-II adapté pour la résolution du problème multi-objectif étudié. La section 5.5 présente les résultats obtenus, leurs analyses permettent de montrer l'importance de la considération des contraintes environnementale dans la phase de conception des réseaux logistiques. Nous terminons la section 5.5 par une analyse de sensibilité liée à l'écart entre les coûts de construction des différents types de liens.

5.2 Description du problème et hypothèses

Le réseau logistique considéré dans cette section est quasi identique au réseau déjà présenté dans le chapitre précédent. Il est composé d'un ensemble de nœuds et un ensemble de liens candidats de différentes qualités environnementales. Le réseau construit doit être configuré de manière à transporter le flux entre les clients et les installations en générant le moins d'impact environnemental possible, tout en respectant les contraintes de capacités des installations et des liens. Notre objectif consiste donc à trouver : (1) les meilleures localisations des installations, (2) la meilleure construction réseau pour le transport des demandes, et (3) la réduction des émissions carbone engendrées par le transport des flux de demande.

En plus des hypothèses considérées dans le problème FLNDCFL, nous supposons ce qui suit pour le problème SCFLND :

- 1- Pour chaque connexion possible entre deux nœuds dans le réseau, il existe trois (03) types de liens avec une qualité environnementale différente. Ainsi, un lien avec une qualité environnementale meilleure donne lieu à des émissions CO₂ réduites, mais exigera des investissements plus importants dans sa construction (pour augmenter la qualité environnementale du lien, il faut plus d'investissements dans les matériaux et technologies de construction).
- 2- Une liaison au plus peut être construite entre chaque paire de nœuds.
- 3- Le réseau logistique conçu doit respecter les normes de régulation imposées en matière de respect de l'environnement en garantissant une certaine (un minimum de) qualité environnementale des liens construits. Par conséquent, les émissions CO₂ liées à l'utilisation des liens construits ne doivent pas dépasser un seuil légal.

5.3 Modèle d'optimisation multiobjectif (SCFLND)

5.3.1 Indices

- i, j : indices des nœuds (zones de demandes / zones potentielles de localisation des installations), sachant que (i, j) représente le lien dirigé de i vers j ;
- q : indice des différentes qualités de liens ;

5.3.2 Ensembles

- N : Ensemble des zones de demandes / zones potentielles de localisation des installations ;
- L : Ensemble des liens potentiels, $L = \{(i, j), i = 1, \dots, N, j = 1, \dots, N, i \neq j\}$;
- Q : Ensemble des différentes qualités des liens, $Q = \{1, 2, 3\}$

5.3.3 Paramètres

- d_i : la demande du nœud i ;
- f_i : le coût fixe de localisation du site i ;
- u^q : coût de construction unitaire du lien de qualité q ;
- $dist_{ij}$: la distance du lien (i, j) ;
- $c_{ij}^q = u^q \times dist_{ij}$: le coût fixe de construction du lien (i, j) de qualité q ; c_{ij}^q est proportionnel à $q \rightarrow$ exemple : le lien de qualité 3 présente un impact environnemental réduit et un coût de construction plus élevé par rapport au lien de qualité 2.

- t_{ij} : le coût de transport par unité de flux sur le lien (i, j) ;
- CF_i : la capacité maximale de l'installation i ;
- CL_{ij} : la capacité maximale du lien (i, j) ;
- e_{ij}^q : l'émission carbone engendrée par le transport d'une unité de flux sur le lien (i, j) de qualité q ;
- φ : le seuil légal des émissions carbone du réseau construit.

5.3.4 Variables de décisions

- $Z_i = \begin{cases} 1, & \text{si une installation est localisée au niveau du noeud } i; \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$
- $X_{ij}^q = \begin{cases} 1, & \text{si le lien } (i, j) \text{ de qualité } q \text{ est construit;} \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$
- Y_{ij} : le flux de demandes sur le lien (i, j) ;
- W_i : la demande totale servie par l'installation localisée au niveau du noeud i .

5.3.5 Fonctions objectif

Compte tenu des notations et hypothèses ci-dessus, la formulation mathématique du problème d'optimisation multiobjectif SCFLND est formulée comme suit :

$$\text{SCFLND} = \begin{cases} \text{Min} \sum_{i \in N} f_i Z_i + \sum_{(i,j) \in L} c_{ij}^q X_{ij}^q + \sum_{(i,j) \in L} t_{ij} Y_{ij} & \text{Objectif 1} \\ \text{Min} \sum_{q \in Q} \sum_{(i,j) \in L} e_{ij}^q Y_{ij} X_{ij}^q & \text{Objectif 2} \end{cases} \quad (1)$$

sous les contraintes :

$$W_i = d_i Z_i + \sum_{j \in N} Y_{ji} Z_i ; \quad \forall i \in N \quad (2)$$

$$(1 - Z_i) \times \left(\sum_{j \in N} Y_{ji} + d_i \right) = \sum_{j \in N} Y_{ij} ; \quad \forall i \in N \quad (3)$$

$$W_i \leq CF_i Z_i ; \quad \forall i \in N \quad (4)$$

$$Y_{ij} \leq CL_{ij} X_{ij}^q ; \quad \forall (i, j) \in L, q \in Q \quad (5)$$

$$Z_i + \sum_{q \in Q} \sum_{j \in N} X_{ij}^q \geq 1; \quad \forall i \in N \quad (6)$$

$$\sum_{q \in Q} X_{ij}^q \leq 1 - Z_i; \quad \forall (i, j) \in L \quad (7)$$

$$\sum_{q \in Q} X_{ij}^q \leq 1; \quad \forall (i, j) \in L \quad (8)$$

$$X_{ij}^q X_{ji}^q = 0; \quad \forall (i, j) \in L, q \in Q \quad (9)$$

$$\sum_{i \in N} Z_i = P \quad (10)$$

$$\sum_{q \in Q} \sum_{(i, j) \in L} e_{ij}^q X_{ij}^q \leq \varphi \quad (11)$$

$$\begin{aligned} Z_i \in \{0,1\}, W_i \geq 0, \quad \forall i \in N \\ X_{ij}^q \in \{0,1\}, Y_{ij} \geq 0, \quad \forall (i, j) \in L, \forall q \in Q \end{aligned} \quad (12)$$

Le modèle SCFLND est multiobjectif basé sur deux fonctions. La fonction objectif (Objectif 1) orientée coût économique, consiste à minimiser le coût total de transport, de localisation et de construction des liens. La deuxième fonction objectif (Objectif 2) consiste à minimiser l'impact environnemental de l'utilisation des liens (émissions CO₂). Les deux objectifs (Objectif 1) et (Objectif 2) sont conflictuels (concurrents) : comme cité plus haut, les liens avec une bonne qualité environnementale présentent un impact environnemental réduit mais tendent à avoir des coûts de construction plus élevés.

Les contraintes (2) à (7) sont identiques au modèle FLNDCFL présenté au chapitre précédent. La contrainte (8) indique qu'un lien au plus, peut être construit entre deux nœuds (hypothèse 2), la contrainte (9) garantit que les liens ne peuvent être construits que dans un seul sens. La contrainte (10) est identique à la contrainte (9) du modèle FLNDCFL, elle est définie pour permettre à l'utilisateur de fixer le nombre d'installations à localiser et ainsi limiter le budget d'investissement relatif à la localisation des installations.

La contrainte (11) est liée à l'impact environnemental du réseau construit. Cette contrainte garantit que les émissions carbone engendrées par le transport de flux des demandes sur les liens construits ne doivent pas dépasser le seuil légal en vigueur (hypothèse 3).

Enfin, la contrainte (12) exprime les contraintes d'intégrités des variables de décisions.

5.3.6 Complexité du problème SCFLND

Il est clair que le problème SCFLND est une généralisation du problème FLNDCFL dans lequel les émissions CO₂ sont ajoutées. Puisque, nous avons déjà montré que le problème FLNDCFL est NP-difficile, alors le problème SCFLND qui est plus général est certainement NP-difficile.

Le problème multiobjectif SCFLND est donc NP-difficile, et il est pratiquement impossible de le résoudre à l'aide de méthodes d'optimisation exactes pour des instances de moyenne ou grande tailles. Par conséquent, un algorithme génétique multi-objectif de type NSGA-II est proposé pour la résolution efficace du problème SCFLND. La section suivante décrit l'approche de résolution multi-objectif à base de NSGA-II.

5.4 Adaptation de l'algorithme NSGA-II pour la résolution du problème multi-objectif (SCFLND)

Cette section est dédiée à la présentation de l'algorithme génétique multi-objectif adopté dans notre approche. Plus précisément, notre algorithme d'optimisation est une adaptation de NSGA-II proposé initialement par Deb et al. (2002). Le NSGA-II est considéré par les praticiens comme l'un des algorithmes les plus performants parmi les différents algorithmes génétiques multi-objectif. Il est souvent utilisé pour la résolution des problèmes d'optimisation multi-objectif dans différents domaines de recherche : industrie automobile (Chica et al. 2019), électronique de pointe (Sahnoun et al. 2016), ordonnancement de la production (Souier et al. 2019; Tigane et al. 2019; Chen et al. 2018) et conception des réseaux logistiques (Brahami et al. 2020; Alavidoost et al. 2018; Kumar et al. 2017; Saffar et al. 2014).

Notre algorithme basé sur NSGA-II est utilisé pour guider la recherche, dans un espace de solutions, vers la frontière des solutions optimales au sens de Pareto. Ainsi, pour la conception

optimale des réseaux logistiques durables, le décideur aura en sa possession un panel de choix de solutions alternatives.

5.4.1 Codage des solutions

La procédure d'adaptation de l'algorithme NSGA-II consiste tout d'abord à choisir le meilleur codage ou la meilleure représentation des solutions candidates ou chromosomes. De la même manière que pour l'AG utilisé dans la résolution du problème FLNDCFL, nous proposons un codage mixte qui permet de représenter simultanément les trois variables de décisions du modèle SCFLND : Z_i , X_{ij}^q et Y_{ij} .

Le chromosome de l'AG ainsi obtenu est divisé en trois parties (voir Figure 5.1):

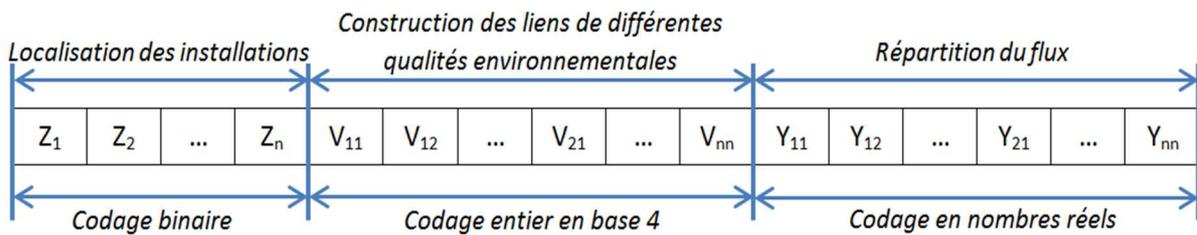


Figure 5.1 Structure du chromosome utilisé

- Une première partie, codée en binaire, représente la décision de localisation des installations :

$$\begin{cases} 0 : \text{installation non localisée} \\ 1 : \text{installation localisée} \end{cases}$$

- Une deuxième partie, codée en base 4, représente la décision de construction des liens de différentes qualités environnementales, où :

$$V_{ij} = \sum_{q \in Q} q \times X_{ij}^q, (i, j) \in L$$

$$V_{ij} = \begin{cases} 0 : \text{pas de lien construit} \\ 1 : \text{lien construit de qualité 1} \\ 2 : \text{lien construit de qualité 2} \\ 3 : \text{lien construit de qualité 3} \end{cases}$$

- Une troisième partie, codée en nombres réels, représentant la répartition du flux sur chaque lien construit.

5.4.2 Opérateurs génétiques adoptés

Puisque sur le même chromosome, il existe trois types de chaînes : *chaîne binaire*, *chaîne en base 4* et *chaîne réelle*, il convient alors de spécifier pour chacune d'elle les opérateurs génétiques de croisement et de mutation.

En ce qui concerne les opérateurs de croisement, dans la première partie codée en binaire (décisions de localisation), nous utilisons un croisement à un point. Dans la deuxième partie du chromosome codée en base 4 (décisions de construction des liens de différentes qualités environnementales), nous utilisons un croisement à deux points. Un autre type de croisement est utilisé pour la troisième partie du chromosome (décisions de répartition de flux), il s'agit du croisement arithmétique qui est adapté pour la représentation réelle.

En ce qui concerne les opérateurs de mutation, dans le cas du codage binaire pour la première partie du chromosome, le gène à muter est remplacé par son complémentaire (0 ou 1). Dans la deuxième partie codée en base 4, nous remplaçons le gène à muter par un nombre entier aléatoire en base 4. En ce qui concerne la troisième partie du chromosome, nous utilisons une mutation non uniforme, le calcul de la nouvelle valeur d'un gène est un peu plus complexe. En effet, les gènes concernés par la mutation subiront des modifications importantes durant les premières générations, puis graduellement décroissantes au fur et à mesure que l'on progresse dans les itérations de l'AG. Dans notre adaptation, il est évident que quel que soit le degré de modification, les gènes mutés seront remplacés par des valeurs dans l'intervalle $[0, CL_{ij}]$, où CL_{ij} représente la capacité maximale du lien (i, j).

Notons qu'à travers les différents tests effectués pour l'optimisation du problème SCFLND, nous avons constaté que dans la troisième partie du chromosome, la mutation non uniforme donne de meilleurs résultats par rapport à la mutation uniforme utilisée dans la résolution du problème FLNDCFL.

Après l'étape de mutation, une procédure de réparation est exécutée pour chaque chromosome ne respectant pas les contraintes du modèle SCFLND. Cette procédure est identique à la procédure de réparation développée dans le chapitre précédent (voir section 4.4.3), à laquelle nous avons ajouté une étape permettant la vérification et la correction de la contrainte (11) du modèle SCFLND (seuil légal maximal d'émissions CO₂). L'algorithme évolue pour un

nombre d'itérations fixées d'avance, avant de donner un ensemble de solutions dites optimales au sens de Pareto.

5.4.3 Les étapes du NSGA-II adapté

Les différentes étapes de l'algorithme NSGA-II adapté pour la résolution du problème SCFLND se présentent comme suit :

- **Étape 1.** Générer la population initiale P de taille N aléatoirement ;
- **Étape 2.** Évaluer toutes les solutions dans P , en calculant les deux objectifs pour chaque solution ;
- **Étape 3.** Calculer les rangs des solutions dans P ;
- **Étape 4.** Mettre à jour la frontière Pareto avec les nouvelles solutions ;
- **Étape 5.** Sélectionner deux solutions parents appartenant à P en utilisant la « sélection binaire par tournoi », avec comme critère de sélection l'opérateur de « crowd-comparison » (voir section 3.5.4) ;
- **Étape 6.** Générer deux solutions enfants par le croisement des deux solutions parents avec une probabilité p_c ;
- **Étape 7.** Exécuter la mutation avec une probabilité p_m pour chaque solution enfant ;
- **Étape 8.** Exécuter une fonction de correction pour les solutions infaisables qui ne respectent pas les contraintes du modèle SCFLND proposé ;
- **Étape 9.** Ajouter les deux solutions enfants dans la population suivante Q ;
- **Étape 10.** Répéter les étapes de 5 à 9 pour obtenir N solutions enfants dans Q ;
- **Étape 11.** Évaluer les solutions dans Q , en calculant les deux objectifs pour chaque solution ;
- **Étape 12.** Générer la population suivante par la « sélection élitiste » sur P et Q (voir section 3.5.4) ;
- **Étape 13.** Répéter les étapes de 4 à 12 jusqu'à la satisfaction des conditions d'arrêt (si le nombre d'itérations maximal est atteint).

5.4.4 Paramètres du NSGA-II adapté

L'algorithme génétique NSGA-II proposé exploitant le codage mixte des paramètres décrits précédemment doit permettre d'optimiser simultanément les coûts totaux (localisation, création des liens de différentes qualités et transport de flux) ainsi que l'impact

environnemental engendré. Pour se faire, nous devons choisir soigneusement les valeurs des paramètres régissant l'évolution de la population traitée par cet algorithme génétique : taille de la population, nombre de générations, probabilités de croisement et de mutation. Dans ce chapitre, après une série de tests, nous avons opté pour les paramètres du tableau 5.1 :

	Chromosome		
	Localisation	Construction des liens de différentes qualités	Répartition de flux
Représentation	Binaire	En base 4 (0, 1, 2, 3)	Réelle $[0, CL_{ij}]$
Type de croisement	Un point	Deux points	Arithmétique
Probabilité de croisement	0.7		
Type de mutation	Standard	Standard	Non-uniforme
Probabilité de mutation	0.08		
Taille de la population	30		
Nombre d'itérations	300		

Tableau 5.1 Paramètres du NSGA-II adapté

5.4.5 Utilisation de TOPSIS comme outil d'aide à la sélection de la meilleure solution

A l'instar d'autres métaheuristiques multiobjectif, NSGA-II fournit au décideur un ensemble de solutions Pareto optimales, et c'est à lui de sélectionner, parmi celles-ci, la solution à adopter. Cette sélection plus communément appelée « sélection de solutions multicritères (MCDM/MCDA) » est basée sur les préférences et choix du décideur.

La comparaison entre les différentes techniques de sélection de solutions multicritères a été abordée dans plusieurs travaux dans la littérature. Ces travaux ont permis de montrer les performances de la technique TOPSIS et particulièrement dans le domaine de la conception des réseaux logistiques durables. Nous pouvons citer, entre autres, Banasik et al. (2018) qui passent en revue les principaux travaux utilisant les approches d'aide à la décision multicritères (MCDM/MCDA) pour la conception des chaînes logistiques vertes (Designing Green Supply Chains (GSCs)). Les auteurs constatent, que parmi les approches les plus couramment utilisées on retrouve la méthode TOPSIS. Dans une autre comparaison, Colapinto et al. (2019) recensent certaines des publications les plus importantes sur la durabilité environnementale utilisant les approches de sélection de solutions multicritères (MCDM/MCDA). Les auteurs ont classifié les travaux cités en sept principaux domaines

d'application. La méthode TOPSIS est parmi les méthodes les plus utilisées dans le domaine « Industrie, Chaînes logistiques, Gestion de transport ».

Dans ce chapitre, nous utilisons la technique TOPSIS (dont les étapes ont été présentées en détail dans la section 3.5.6) afin d'aider le décideur à sélectionner la solution à retenir parmi les solutions du front Pareto obtenu à chaque exécution de NSGA-II. Dans les résultats présentés au niveau de la section suivante, nous présentons différents classements des solutions obtenus pour chaque choix de pondérations (poids) relatives aux préférences du décideur.

5.5 Expériences numériques et analyses

Afin d'évaluer les performances et l'applicabilité de notre approche basée sur l'algorithme NSGA-II, plusieurs expériences numériques ont été exécutées sur des instances de différentes tailles (petites, moyennes et grandes) ainsi que sur le réseau de test 21-node network. De plus, une analyse de sensibilité a été effectuée pour fournir un aperçu du comportement du modèle en réponse aux changements des coûts de construction des liens de différentes qualités.

5.5.1 Générations d'instances

Nous avons utilisé la même procédure que celle présentée au chapitre 4 pour la génération des différentes instances de test. En plus des paramètres utilisés dans le chapitre précédent, nous utilisons également les paramètres suivants :

- **Émissions carbone des liens (e_{ij}^q)** : nous considérons trois qualités environnementales pour chaque lien : lien de qualité 3 avec une qualité environnementale supérieure, lien de qualité 2 avec une qualité environnementale moyenne et lien de qualité 1 avec une qualité environnementale médiocre. Le calcul des émissions carbone se fait à travers la formule $e_{ij}^q = \beta_{ij}^q * dist_{ij}$ (avec β_{ij}^q : taux d'émission carbone du lien de qualité q / $\beta_{ij}^q \sim$ Uniforme sur [0.9, 1.2]) (Elhedhli et Merrick 2012 ; Wang et al. 2011).

Nous générons d'abord les émissions carbone des liens de qualité 3 (e_{ij}^3). Les émissions de liens de qualité 2 et 1 sont générées respectivement 10% à 20% et de 20% à 30% plus grandes que celles des liens de qualité 3.

- **Coûts de construction des liens (c_{ij}^q)** : il est évident que le coût de construction des liens est directement proportionnel à leur qualité environnementale. Par conséquent, nous générons d'abord les coûts de construction des liens de qualité 1. Ensuite, les coûts de construction des liens de qualité 2 et 3 sont générés respectivement 5% à 15% et de 15% à 30% plus grands que ceux des liens de qualité 1.

Le calcul du coût de construction se fait à travers la formule $c_{ij}^q = u^q * dist_{ij}$. Nous fixons $u^1 = 10$ pour les liens de qualité 1 dans les différents scénarios). Nous supposons que les coûts de construction sont symétriques de sorte que $c_{ij}^q = c_{ji}^q$.

- Le seuil légal des émissions carbone (φ) : le seuil légal des émissions carbone engendrées par l'utilisation des liens construits est calculé comme suit :

$$\varphi = 0.7 \sum_{\substack{(i,j) \in L \\ j > i}} dist_{ij}$$

5.5.2 Résultats obtenus

Les résultats obtenus pour chaque instance de notre problème sont détaillés à travers le tableau 5.2. Ces résultats concernent les deux objectifs du modèle proposé, à savoir, les coûts totaux (coût de localisation + coût de construction des liens de différentes qualités + coût de transport) ainsi que les émissions CO₂ générées par les activités de transport. Pour appliquer la technique TOPSIS, nous avons spécifié trois variantes de pondération des deux objectifs du modèle (coût total et émissions CO₂) pour chaque instance de test.

Instance	Nombre de nœuds candidats (#N)	Capacités des nœuds (CF)	Capacités des liens (CL)	Pondérations TOPSIS (Coûts totaux – Émissions CO ₂)					
				0.7-0.3		0.5-0.5		0.3-0.7	
				Coûts totaux (\$)	Émissions CO ₂ (Kg)	Coûts totaux (\$)	Émissions CO ₂ (Kg)	Coûts totaux (\$)	Émissions CO ₂ (Kg)
1	10	CF ₁ = 140	CL ₁ = 60	13144,66	5684,01	13361,19	5578,75	13578,82	5507,38
2			CL ₂ = 80	12455,75	5297,87	12639,92	5156,66	12844,14	5075,22
3		CF ₂ = 160	CL ₁ = 60	11013,75	3612,75	11184,57	3536,94	11184,57	3536,94
4			CL ₂ = 80	10716,40	3396,25	10848,59	3302,01	10976,33	3251,55
5	20	CF ₁ = 140	CL ₁ = 60	26382,28	8382,44	26510,10	8304,74	26510,10	8304,74
6			CL ₂ = 80	24631,71	7657,74	24822,41	7567,03	25010,13	7491,88
7		CF ₂ = 160	CL ₁ = 60	22599,59	6840,30	22753,08	6756,54	22930,28	6709,82
8			CL ₂ = 80	20546,11	6204,85	20668,44	6119,03	20668,44	6119,03
9	50	CF ₁ = 140	CL ₁ = 60	63503,15	16742,63	63684,42	16655,09	63894,80	16589,47
10			CL ₂ = 80	62180,36	15012,06	62180,36	15012,06	62403,74	14961,95
11		CF ₂ = 160	CL ₁ = 60	57377,23	14609,18	57630,32	14512,73	57801,59	14473,11
12			CL ₂ = 80	56388,96	13105,24	56520,04	13066,70	56695,49	13028,11
13	100	CF ₁ = 140	CL ₁ = 60	103072,83	29932,25	103444,16	29760,33	103444,16	29760,33
14			CL ₂ = 80	101897,51	28742,3	102246,30	28592,08	102246,30	28592,08
15		CF ₂ = 160	CL ₁ = 60	99216,39	26827,76	99329,90	26792,04	99518,43	26747,72
16			CL ₂ = 80	97031,31	24074,53	97184,61	24015,22	97184,61	24015,22

Tableau 5.2 Résultats obtenus

Les résultats montrent que les coûts et les émissions CO₂ engendrés augmentent avec le nombre de nœuds candidats. Comme on pouvait s'y attendre, nous constatons aussi, que pour chaque instance, l'augmentation des capacités des installations conjuguée à l'augmentation des capacités des liens permet de construire des réseaux plus efficaces et ainsi de réduire les coûts et les émissions CO₂.

5.5.3 Validation et analyses

Pour mieux analyser et comprendre le problème SCFLND, nous appliquons un scénario basé sur le réseau de test 21-node network déjà utilisé dans le chapitre 4 (figure 5.2). Les autres paramètres nécessaires à la résolution du problème SCFLND sont générés suivant la procédure décrite dans la section 5.5.1.

L'optimisation de cet exemple de test a donné lieu à un ensemble de meilleures solutions non dominées (front de Pareto) illustré dans la figure 5.3. Notons que dans ce cas, les capacités

des nœuds et des liens sont fixées à 160 et 50, respectivement ($CF = 160$ et $CL = 50$). Le front illustre parfaitement les différents compromis entre les deux objectifs : coût total et émission carbone, ceci constitue un outil intéressant permettant aux décideurs de prendre les bonnes décisions stratégiques de conception des réseaux logistiques durables.

Comme prévu, nous constatons que la réduction des émissions carbone ne peut être atteinte qu'en mettant plus d'investissement dans les liens de bonne qualité environnementale, cela aura pour effet d'accroître le coût total de la conception du réseau logistique.

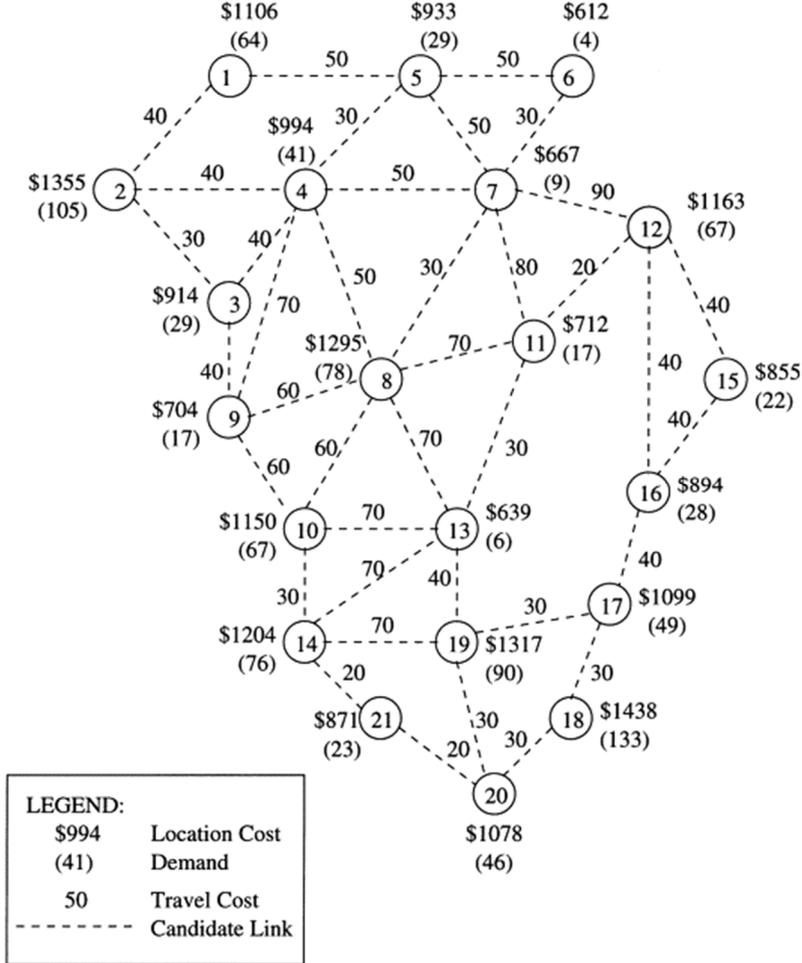


Figure 5.2 21-node network

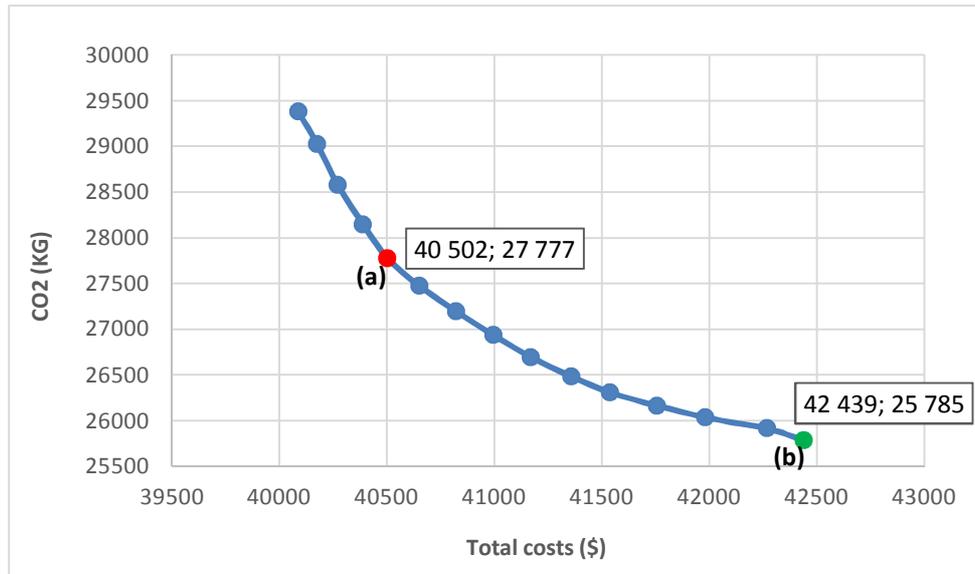


Figure 5.3 Front Pareto optimal (K=160, V=50)

Nous présentons dans la figure 5.4 la structure et la configuration des réseaux de deux solutions appartenant au front Pareto précédent. Les deux solutions ont été sélectionnées à l'aide de la technique TOPSIS, la première solution a été obtenue avec la pondération : Coût total = 0.8, Émissions CO₂ = 0.2, tandis que la deuxième solution a été obtenue avec la pondération : Coût total = 0.2, Émissions CO₂ = 0.8. Les solutions correspondantes parmi le front de Pareto sont représentées respectivement par les points (a) et (b) sur la figure 5.3.

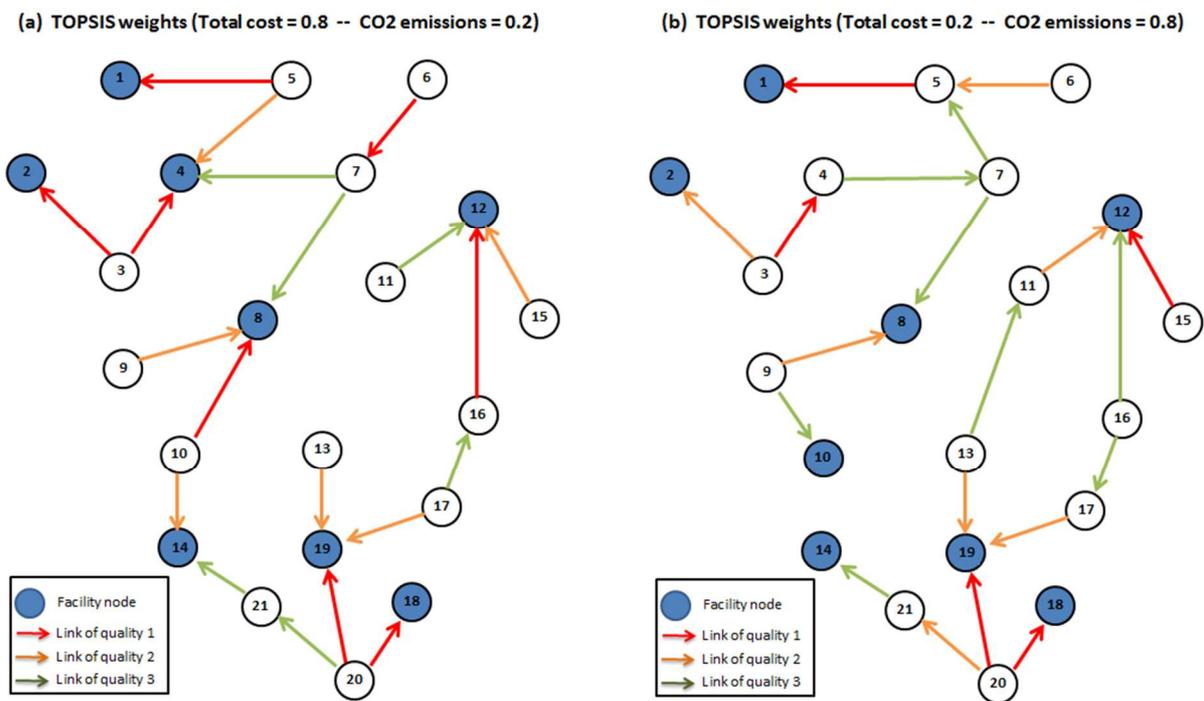


Figure 5.4 Comparaison entre la structure de deux réseaux du front Pareto

En analysant ces deux solutions, nous pouvons faire ces constatations sur les deux réseaux correspondants :

- Pour les deux solutions (réseaux), il faut localiser 8 installations (le nombre minimal d'installations à localiser pour un problème avec $CF = 160$ et $CL = 50$). De plus, à cause des capacités limitées, plusieurs zones de demandes doivent être satisfaites par deux installations ou plus.

Par ailleurs, nous pouvons clairement observer le compromis entre le coût total et les émissions carbone. En effet, pour la première solution ayant le coût le plus bas (coût total = 40502 \$), les émissions sont assez importantes (de l'ordre de 27777 Kg). Le réseau obtenu comporte la création 20 liens : 6 liens de qualité 3, 6 liens de qualité 2 et 8 liens de qualité 1. Pour la deuxième solution qui présente des émissions carbone plus faibles (émission de $CO_2 = 25785$ Kg), le coût total généré est assez élevé (coût total = 42439 \$). Le réseau obtenu comporte la création 20 liens : 8 liens de qualité 3, 7 liens de qualité 2 et 5 liens de qualité 1.

- Il est aussi intéressant de remarquer la différence entre la localisation des installations dans les deux solutions. En effet, l'installation située au nœud 4 de la première solution est passée au nœud 10 dans la deuxième solution, tandis que les autres installations sont restées localisées dans les mêmes nœuds.
- Nous pouvons conclure donc que les performances environnementales ont un impact sur la structure et la configuration du réseau logistique (localisations, nombre et configuration des liens, qualité des liens). Il est important donc d'intégrer les décisions liées à la dimension environnementale dès la phase de conception du réseau logistique.

5.5.4 Étude de sensibilité

Dans cette section, nous réalisons une analyse de sensibilité afin de comprendre le comportement du modèle SCFLND en réponse aux variations des coûts de construction unitaires des différents types de liens. Nous reprenons le même réseau de test utilisé précédemment, à savoir le 21-node network. Dans cette étude de sensibilité, nous avons préféré donner la même importance aux deux objectifs dans notre choix final en leur attribuant dans TOPSIS une pondération égale à 0,5. Évidemment, cette attribution peut être modifiée en fonction des préférences du décideur.

(a) Effet de la variation de l'écart entre les coûts de construction des différentes qualités de liens

Dans cette partie, nous évaluons la sensibilité du modèle à la variation de l'écart entre les coûts de construction unitaires des trois qualités de liens. Nous introduisons alors un nouveau paramètre « *Gap_u* » qui correspond à l'écart en pourcentage entre le coût de construction unitaire des liens de qualité 1 par rapport aux liens de qualité 2, et l'écart entre le coût de construction unitaire des liens de qualité 2 par rapport aux liens de qualité 3 (Exemple : un $Gap_u = +15\%$ \rightarrow implique que les coûts de construction des liens de qualité 2 sont supérieurs de 15% à ceux de qualité 1, et que les coûts de construction des liens de qualité 3 sont supérieurs de 15% à ceux de qualité 2). La figure 5.5 montre les fronts Pareto obtenus pour différents *Gap_u* (15%, 12%, 10% et 8%). Notons que dans cet exemple, les capacités des installations et des liens sont fixées à 160 et 50, respectivement à $K = 160$ et $V = 50$, le coût unitaire de construction des liens de qualité 1 : $u^1 = 10$, et les taux d'émission CO₂ pour les trois qualités de liens sont fixés comme suit : $\beta_{ij}^3 = 1.0$, $\beta_{ij}^2 = 1.1$ et $\beta_{ij}^1 = 1.2$.

Comme on pouvait s'y attendre, nous constatons clairement à travers la figure 5.5, que les fronts Pareto se déplacent de gauche à droite avec l'augmentation de *Gap_u* entraînant une augmentation des coûts et des émissions carbone. En effet, avec un coût total identique, la diminution de l'écart entre les coûts de construction unitaires des trois qualités de liens « *Gap_u* » impliquera une diminution des émissions carbone. Nous pouvons expliquer cela comme suit : la diminution de *Gap_u* permet de rendre attractif le coût de construction des liens de bonne qualité environnementale (liens de qualité 2 et liens de qualité 3), dans le sens où le rapport [qualité environnementale / coût de construction] des liens de qualité 2 et 3 devient plus intéressant, ceci permet donc au modèle de favoriser la construction des liens de bonne qualité environnementale et par conséquent de réduire les émissions carbone engendrées. À titre de confirmation, dans l'exemple proposé le nombre de liens de qualité 3 représente une moyenne de **34.74%** de l'ensemble des liens des solutions obtenues avec un $Gap_u = +8\%$ et une moyenne de **26.08%** avec un $Gap_u = +15\%$.

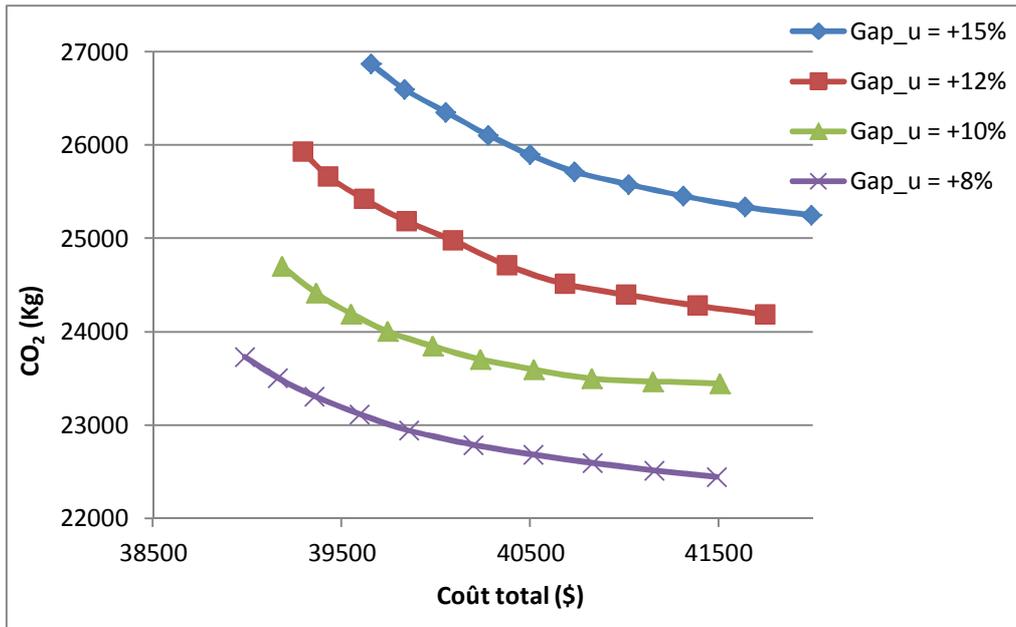


Figure 5.5 Fronts Pareto obtenus pour différents Gap_u

Nous pouvons conclure que l'écart entre les coûts de construction des différentes qualités de liens influe sur les coûts et les émissions carbone engendrés. Dans la réalité, cette différence entre les coûts de construction dépend souvent de la nature du réseau construit (routier, ferroviaires, pipeline etc.). Par exemple, l'écart entre les coûts de construction des liens routiers de différentes qualités environnementales (ou le rapport [qualité environnementale / coût de construction] des liens routier) est différent par rapport à celui des liens ferroviaires.

5.6 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre le problème de conception de réseaux logistiques durables intégrant simultanément les décisions stratégiques de localisation des installations de capacité limitée, de conception de réseau de transport avec contraintes de capacité des liens construits et les décisions relatives à la limitation des émissions carbone liées aux activités de transport en considérant des liens avec différentes qualités environnementales. Une modélisation multi-objectif a été mise en place, permettant aux décideurs de trouver le bon compromis entre les deux objectifs considérés, à savoir, les coûts économiques générés ainsi que les émissions CO₂ engendrées. La métaheuristique multi-objectif NSGA-II a été adaptée puis utilisée pour résoudre le modèle développé. Les résultats obtenus sous forme d'un ensemble de solutions non dominées (Front Pareto) présentent une large marge de sélection pour le décideur, allant d'une sélection de réseaux à faible impact environnemental mais

coûteux en conception jusqu'aux réseaux rentables en conception mais engendrant plus d'émissions CO₂. C'est dans cette optique que nous avons utilisé la technique TOPSIS pour aider le décideur à sélectionner la meilleure conception selon ses besoins.

De plus, nous avons montré à travers les résultats expérimentaux que les performances environnementales impactent sur la structure et la configuration du réseau logistique conçu (localisations, nombre de liens, types de liens). Enfin, une étude de sensibilité liée à l'écart entre les coûts de construction des différents types de liens a été menée dans le but d'examiner son impact sur le comportement du modèle. Cet écart dépend généralement de la nature du lien construit (routier, ferroviaires, pipeline, etc.). Les résultats ont montré que cet écart influe d'une manière significative sur les deux objectifs du modèle.

Conclusion générale

Les travaux de recherche présentés dans cette thèse concernent les problèmes de conception de réseaux logistiques efficaces et durables. Les problèmes de conception des réseaux logistiques (SCND) sont le plus souvent complexes par leur nature et par leurs enjeux économiques, organisationnels, environnementaux et sociaux. Dans ce contexte plusieurs problèmes liés à la conception des réseaux logistiques, ont été étudiés et rapportés dans la littérature. Toutefois, du fait de la complexité de la modélisation et de la résolution, certaines problématiques n'ont pas reçu l'attention nécessaire.

Parmi les difficultés rencontrées par les chercheurs dans le domaine du SCND, nous avons identifié : (i) l'intégration des décisions liées à la conception du réseau de transport dans le processus de conception des réseaux logistiques, (ii) la considération simultanée des décisions à différents niveaux (stratégiques, tactiques et opérationnels), (iii) la prise en compte simultanée des contraintes de capacité des installations et des liens, (iv) passer d'une optimisation mono-objectif orientée coût à une optimisation multi-objectif en introduisant la dimension environnementale et (v) la résolution efficace de ces problèmes multi-objectif de conception de réseaux logistiques, où les objectifs considérés sont souvent contradictoires, à travers l'utilisation des approches Pareto basées sur les métaheuristiques multi-objectif.

Motivés par tous ces aspects, nous avons abordé dans cette thèse deux problématiques liées à la conception des réseaux logistiques :

1. La conception d'un réseau logistique efficace à travers l'intégration des décisions stratégiques (localisation des installations et construction des liens de transport), tactiques (allocation des clients aux installations) et opérationnelles (routage des

demandes clients) dans un seul modèle d'optimisation avec prise en compte des contraintes de capacité des installations localisées et des liens de transport construits. Nous avons proposé un algorithme génétique utilisant un codage mixte pour la résolution de ce problème considéré comme NP-difficile. Des expériences numériques ont été réalisées et analysées sur des instances de différentes tailles, et les résultats obtenus attestent de la validité de l'approche et démontrent l'efficacité de l'algorithme génétique utilisé. De plus, une analyse de sensibilité a été effectuée pour fournir un aperçu du comportement du modèle en réponse aux variations simultanées des capacités des installations et des liens. Les résultats indiquent qu'en l'augmentation des capacités des installations et/ou des liens permet une conception plus efficace du réseau logistique entraînant une réduction des différents coûts.

2. La deuxième problématique abordée traite la conception d'un réseau logistique durable. Nous avons proposé alors une extension de la première problématique en intégrant un deuxième objectif lié à la dimension environnementale. Une modélisation multi-objectif a été mise en place, permettant aux décideurs de trouver le bon compromis entre les deux objectifs considérés, à savoir, les coûts économiques générés ainsi que les émissions CO₂ engendrées. Une adaptation de l'algorithme NSGA-II a été proposée puis utilisée pour la résolution efficace du modèle développé. Les fronts Pareto obtenus ont fait l'objet d'une analyse avec la technique TOPSIS pour aider le décideur à mesurer l'impact des pondérations entre le coût total et les émissions carbone sur les performances des solutions retenues. Cette étape constitue un outil intéressant d'aide à la décision permettant de prendre les meilleures décisions stratégiques de conception des réseaux logistiques durables. De plus, nous avons montré à travers les résultats obtenus que les performances environnementales impactent la structure et la configuration du réseau logistique (localisations, nombre de liens, types de liens). Enfin, une analyse de sensibilité liée à l'écart entre les coûts de construction des différentes qualités des liens a permis de montrer que cet écart influe d'une manière significative sur les deux objectifs du modèle, il dépend généralement de la nature du lien construit (routier, ferroviaires, pipeline, etc.).

Ce travail de recherche nous a permis de dégager plusieurs directions futures. L'une des directions les plus immédiates est de considérer des liens avec différents modes de transport

ayant chacun un coût de construction et une qualité environnementale différents, ceci permettra d'élargir les champs d'application des modèles proposés, en particulier dans les domaines de réseaux de transport intermodales et les chaînes de distribution. Par ailleurs, le développement d'autres métaheuristiques pour la résolution du modèle multiobjectif SCFLND et la comparaison avec la métaheuristique NSGA-II proposée constituerait une autre direction de recherche intéressante. Enfin et dans un avenir à moyen terme, il est possible d'intégrer au modèles proposés des contraintes de fiabilité et de sous-traitance des installations et/ou des liens permettant de gérer efficacement les éventuelles indisponibilités ou sous-exploitations de ces derniers.

Bibliographie

Abas ERP. (2020). Qu'est-ce qu'une chaîne logistique?. <https://abas-erp.com/sites/default/files/Captura%20de%20pantalla%202018-04-25%20a%20las%209.29.06.png>. Accessed 30 Mars 2020.

Abdallah, T., Farhat, A., Diabat, A., & Kennedy, S. (2012). Green supply chains with carbon trading and environmental sourcing: Formulation and life cycle assessment. *Applied Mathematical Modelling*, 36(9), 4271-4285.

AFNOR (Association Française de Normalisation). (2000), Normes Qualité ISO 9000, Editions AFNOR, 2000. <http://www.afnor.fr>

Agence Nationale pour la Promotion et la Rationalisation de l'Utilisation de l'Energie (APRUE). (2015). Programme de développement de l'efficacité énergétique à l'horizon 2030. Resource document. APRUE, Algeria. <http://www.aprue.org.dz/documents/prog.develop.energ-2030.pdf>. Accessed 06 August 2019.

Akbari Jokar, M. R. (2001). *Sur la conception d'une chaîne logistique: une approche globale d'aide à la décision* (Doctoral dissertation, Grenoble INPG).

Alavidooost, M. H., Tarimoradi, M., & Zarandi, M. F. (2018). Bi-objective mixed-integer nonlinear programming for multi-commodity tri-echelon supply chain networks. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 29(4), 809-826.

Alp, O., Erkut, E., & Drezner, Z. (2003). An efficient genetic algorithm for the p-median problem. *Annals of Operations research*, 122(1-4), 21-42.

ASsociation française pour la LOGistique (ASLOG). (2015). Available online <http://www.aslog.org>. Accessed 30 March 2020.

Barzinpour, F., & Taki, P. (2018). A dual-channel network design model in a green supply chain considering pricing and transportation mode choice. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 29(7), 1465-1483.

Beasley, D., Bull, D. R., & Martin, R. R. (1993). An overview of genetic algorithms: Part 1, fundamentals. *University computing*, 15(2), 56-69.

- Bel Hadj Ali, N. (2003). *Etude de la conception globale des structures en Construction Métallique. Optimisation par les algorithmes génériques* (Doctoral dissertation, Université Savoie Mont Blanc).
- Bennekrouf, M. (2013). *Modélisation et Simulation d'Une Chaîne Logistique Inverse en Tenant Compte de La Robustesse* (Doctoral dissertation, Université de Tlemcen).
- Bensmaïne, A. (2013). *Algorithmes évolutionnaires et méthodes approchées multicritères pour la génération des processus de fabrication dans un environnement reconfigurable* (Doctoral dissertation, Université de Lorraine).
- Benzater, H. (2015). *Contrôle de la trajectoire du bras manipulateur PUMA560 par les algorithmes évolutionnaires multi-objectif NSGA-II et NSBBO-II* (Thèse de Magistère, Université d'Oran USTO-MB).
- Berman, O., Ingco, D. I., & Odoni, A. R. (1992). Improving the location of minisum facilities through network modification. *Annals of Operations Research*, 40(1), 1-16.
- Bigotte, J. F., Krass, D., Antunes, A. P., & Berman, O. (2010). Integrated modeling of urban hierarchy and transportation network planning. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 44(7), 506-522.
- Blum, C., & Roli, A. (2008). Hybrid metaheuristics: an introduction. In *Hybrid Metaheuristics* (pp. 1-30). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Boudahri, F. (2013). *Conception et Pilotage d'une Chaîne Logistique Agro-alimentaire. Application: produits de volaille dans la ville de Tlemcen* (Doctoral dissertation, Thèse de doctorat, Université de Tlemcen, Algeria).
- Bouzembrak, Y., Allaoui, H., Goncalves, G., & Bouchriha, H. (2013). A multi-modal supply chain network design for recycling waterway sediments. *International Journal of Environment and Pollution*, 51(1-2), 15-31.
- Brahami, M. A., Dahane, M., Souier, M. & Sahnoun, M. (2020). Sustainable capacitated facility location/network design problem: a Non-dominated Sorting Genetic Algorithm based multiobjective approach. *Annals of Operations Research*, <https://doi.org/10.1007/s10479-020-03659-9>.
- Brahami, M. A., Maliki, F., Dahane, M., & Sari, Z. (2014a). Gestion des indisponibilités des sites dans le problème de localisation et sélection des fournisseurs. *Logistiqua 2014*, Fes, Maroc.
- Brahami, M. A., Maliki, F., Dahane, M., & Sari, Z. (2014b). Conception et gestion des indisponibilités des sites dans les chaînes logistiques. In *MOSIM2014, 10ème Conférence Francophone de Modélisation, Optimisation et Simulation*, Nancy, France.

- Canel, C., Khumawala, B. M., Law, J., & Loh, A. (2001). An algorithm for the capacitated, multi-commodity multi-period facility location problem. *Computers & Operations Research*, 28(5), 411-427.
- Chaabane, A., Ramudhin, A., & Paquet, M. (2012). Design of sustainable supply chains under the emission trading scheme. *International Journal of Production Economics*, 135(1), 37-49.
- Chen, L., Olhager, J., & Tang, O. (2014). Manufacturing facility location and sustainability: A literature review and research agenda. *International Journal of Production Economics*, 149, 154-163.
- Chen, T. L., Cheng, C. Y., & Chou, Y. H. (2018). Multi-objective genetic algorithm for energy-efficient hybrid flow shop scheduling with lot streaming. *Annals of Operations Research*, 1-24.
- Cheyroux, L. (2003). *Sur l'évaluation de performances des chaînes logistiques* (Doctoral dissertation, Grenoble INPG).
- Chi, T. H., Yang, H., & Hsiao, H. M. (2011, October). A new hierarchical facility location model and genetic algorithm for humanitarian relief. In *The 5th International Conference on New Trends in Information Science and Service Science* (Vol. 2, pp. 367-374). IEEE.
- Chica, M., Bautista, J., & de Armas, J. (2019). Benefits of robust multiobjective optimization for flexible automotive assembly line balancing. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 31(1), 75-103.
- Chopra, S., Meindl, P., & Kalra, D. V. (2013). *Supply chain management: strategy, planning, and operation* (Vol. 232). Boston, MA: Pearson.
- Christopher, M. (2016). *Logistics & supply chain management*. Pearson UK.
- Church, R., & ReVelle, C. (1974). The maximal covering location problem. *Papers in regional science*, 32(1), 101-118.
- Cocking, C. (2008). Solutions to facility location–network design problems: university of Heidelberg. *doctor of philosophy thesis*.
- Cocking, C., Flessa, S., & Reinelt, G. (2012). Improving access to health facilities in Nouna district, Burkina Faso. *Socio-economic planning sciences*, 46(2), 164-172.
- Coello, C. A. (2000). An updated survey of GA-based multiobjective optimization techniques. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 32(2), 109-143.
- Coello, C. A. C. (2002). Theoretical and numerical constraint-handling techniques used with evolutionary algorithms: a survey of the state of the art. *Computer methods in applied mechanics and engineering*, 191(11-12), 1245-1287.

Coello, C. A. C., Lamont, G. B., & Van Veldhuizen, D. A. (2007). *Evolutionary algorithms for solving multi-objective problems* (Vol. 5, pp. 79-104). New York: Springer.

Colapinto, C., Jayaraman, R., Ben Abdelaziz, F., & La Torre, D. (2019). Environmental sustainability and multifaceted development: multi-criteria decision models with applications. *Annals of Operations Research*, 1-28.

Colin, J., G. Paché and M. Marchesnay (1988). *La logistique de distribution: l'avenir du marketing*. Chotard et associés.

Contreras, I., & Fernández, E. (2012). General network design: A unified view of combined location and network design problems. *European Journal of Operational Research*, 219(3), 680-697.

Contreras, I., Fernández, E., & Reinelt, G. (2012). Minimizing the maximum travel time in a combined model of facility location and network design. *Omega*, 40(6), 847-860.

Council of Supply Chain Management Professionals (CSCMP). (2013). Supply Chain Management Terms and Glossary. <https://cscmp.org>. Accessed 30 March 2020.

Daskin, M. S. (1995). *Network and Discrete Location: Models, Algorithms, and Applications*. New York: Wiley Interscience.

Daskin, M. S., Coullard, C. R., & Shen, Z. J. M. (2002). An inventory-location model: Formulation, solution algorithm and computational results. *Annals of operations research*, 110(1-4), 83-106.

Daskin, M. S., Hurter, A. P., & VanBuer, M. G. (1993). Toward an integrated model of facility location and transportation network design. In *The Transportation Center, Northwestern University*.

Deb, K. (2001). *Multi-objective optimization using evolutionary algorithms* (Vol. 16). John Wiley & Sons.

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.

Ding, H. (2004). *Une approche d'optimisation basée sur la simulation pour la conception des chaînes logistiques: Applications dans les industries automobile et textile* (Doctoral dissertation, Université Paul Verlaine-Metz).

Dorigo, M. (1992). Optimization, learning and natural algorithms. *PhD Thesis, Politecnico di Milano*.

- Drezner, Z., & Wesolowsky, G. O. (2003). Network design: selection and design of links and facility location. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 37(3), 241-256.
- Eberhart, R., & Kennedy, J. (1995, October). A new optimizer using particle swarm theory. In *MHS'95. Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science* (pp. 39-43). Ieee.
- Edgeworth, F. Y. (1881). *Mathematical physics*. P. Keagan, London.
- Elhedhli, S., & Merrick, R. (2012). Green supply chain network design to reduce carbon emissions. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 17(5), 370-379.
- ElKady, S. K., & Abdelsalam, H. M. (2016). A modified particle swarm optimization algorithm for solving capacitated maximal covering location problem in healthcare systems. In *Applications of Intelligent Optimization in Biology and Medicine* (pp. 117-133). Springer, Cham.
- Eskandarpour, M. (2014). *Generic models and optimization algorithms for sustainable supply chain network design* (Doctoral dissertation, Nantes, Ecole des Mines).
- Eskandarpour, M., Dejax, P., Miemczyk, J., & Péton, O. (2015). Sustainable supply chain network design: An optimization-oriented review. *Omega*, 54, 11-32.
- European Union (EU). (2014). REGULATION (EU) No 333/2014 OF THE EUROPEAN PARLIAMENT AND OF THE COUNCIL of 11 March 2014 amending Regulation (EC) No 443/2009 to define the modalities for reaching the 2020 target to reduce CO2 emissions from new passenger cars. Regulation document. Official Journal of the European Union, L 103, 5 April 2014. <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/PDF/?uri=CELEX:32014R0333&from=FR>. Accessed 25 September 2019.
- Farahani, R. Z., Rezapour, S., Drezner, T., & Fallah, S. (2014). Competitive supply chain network design: An overview of classifications, models, solution techniques and applications. *Omega*, 45, 92-118.
- Fonseca, C. M., & Fleming, P. J. (1993, June). Genetic Algorithms for Multiobjective Optimization: Formulation Discussion and Generalization. In *Icga* (Vol. 93, No. July, pp. 416-423).
- Ganeshan, R., Jack, E., Magazine, M. J., & Stephens, P. (1999). A taxonomic review of supply chain management research. In *Quantitative models for supply chain management* (pp. 839-879). Springer, Boston, MA.
- Gantois, P. (1996). Histoire de la logistique militaire. *History of military logistics*. Cahier de l'IHEL, Groupe ESSEC, Cergy-Pontoise.

Gao, S., Wang, Y., Cheng, J., Inazumi, Y., & Tang, Z. (2016). Ant colony optimization with clustering for solving the dynamic location routing problem. *Applied Mathematics and Computation*, 285, 149-173.

Génin, P. (2003). *Planification tactique robuste avec usage d'un A.P.S–Proposition d'un mode de gestion par plan de référence* (Thèse de doctorat, École des Mines de Paris).

Ghaderi, A., & Jabalameli, M. S. (2013). Modeling the budget-constrained dynamic uncapacitated facility location–network design problem and solving it via two efficient heuristics: a case study of health care. *Mathematical and Computer Modelling*, 57(3-4), 382-400.

Gherboudj, A. (2013). *Méthodes de résolution de problèmes difficiles académiques* (Thèse de doctorat, Université de Constantine 2, Algérie).

Glover, F. (1986). Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. *Computers operations research*, 13(5), 533-549.

Goetschalcks, M., & Fleischmann, B. (2008). Strategic network design. In *Supply chain management and advanced planning* (pp. 117-132). Springer, Berlin, Heidelberg.

Goldberg, D. (1989). *Genetic algorithm in search, optimization & machine-learning*. Addison-Wesley.

Guenounou, O. (2009). *Méthodologie de conception de contrôleurs intelligents par l'approche génétique: application à un bioprocédé* (Doctoral dissertation, Université de Toulouse, Université Toulouse III-Paul Sabatier).

Haddadsisakht, A., & Ryan, S. M. (2018). Closed-loop supply chain network design with multiple transportation modes under stochastic demand and uncertain carbon tax. *International Journal of Production Economics*, 195, 118-131.

Hadj-Hamou, K. (2002). *Contribution à la conception de produits à forte diversité et de leur chaîne logistique: une approche par contraintes* (Doctoral dissertation, Thèse de doctorat, Ecole des Mines d'Albi-Carmaux).

Hakimi, S. L. (1964). Optimum locations of switching centers and the absolute centers and medians of a graph. *Operations research*, 12(3), 450-459.

Hakimi, S. L. (1965). Optimum distribution of switching centers in a communication network and some related graph theoretic problems. *Operations research*, 13(3), 462-475.

Hassan, T. (2006). *Logistique hospitalière: organisation de la chaîne logistique pharmaceutique aval et optimisation des flux de consommables et des matériels à usage unique* (Doctoral dissertation).

- Haupt, R. L., & Ellen Haupt, S. (2004). Practical genetic algorithms.
- Hizem, M. M. (2008). *Recherche de chemins dans un graphe à pondération dynamique: application à l'optimisation d'itinéraires dans les réseaux routiers* (Doctoral dissertation, L'école centrale de Lille).
- Holland, J. H. (1975). Adaptation in natural and artificial systems, univ. of mich. press. *Ann Arbor*.
- Horn, J., Nafpliotis, N., & Goldberg, D. E. (1994, June). A niched Pareto genetic algorithm for multiobjective optimization. In *Proceedings of the first IEEE conference on evolutionary computation. IEEE world congress on computational intelligence* (pp. 82-87). Ieee.
- Hwang, C., & Yoon, K. (1981). *Multiple attribute decision making: methods and applications: Methods and Applications A State-of-the-Art Survey*. Springer.
- Hwang, T., Lee, M., Lee, C., & Kang, S. (2016). Meta-heuristic approach for high-demand facility locations considering traffic congestion and greenhouse gas emission. *Journal of Environmental Engineering and Landscape Management*, 24(4), 233-244.
- Ilgin, M. A., & Gupta, S. M. (2010). Environmentally conscious manufacturing and product recovery (ECMPRO): A review of the state of the art. *Journal of environmental management*, 91(3), 563-591.
- International Energy Agency (IEA). (2018a). CO₂ emissions from fuel combustion 2018 Highlights. Technical report. International Energy Agency (IEA). <https://webstore.iea.org/co2-emissions-from-fuel-combustion-2018-highlights>. Accessed 03 August 2019.
- International Energy Agency (IEA). (2018b). CO₂ Emissions from Fuel Combustion 2018: Overview. Technical report. International Energy Agency (IEA). <https://webstore.iea.org/co2-emissions-from-fuel-combustion-2018-overview>. Accessed 03 August 2019.
- International Organization for Standardization. (2006). *Environmental Management: Life Cycle Assessment; Principles and Framework* (No. 2006). ISO.
- Jones, D. F., Mirrazavi, S. K., & Tamiz, M. (2002). Multi-objective meta-heuristics: An overview of the current state-of-the-art. *European journal of operational research*, 137(1), 1-9.
- Jozefowicz, N. (2013). *Optimisation combinatoire multi-objectif: des méthodes aux problèmes, de la Terre à (presque) la Lune* (HDR, Institut National Polytechnique de Toulouse (INP Toulouse)).

- Kaveh, F., Tavakkoli-Moghaddam, R., Triki, C., Rahimi, Y., & Jamili, A. (2019). A new bi-objective model of the urban public transportation hub network design under uncertainty. *Annals of Operations Research*, 1-32.
- Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D., & Vecchi, M. P. (1983). Optimization by simulated annealing. *science*, 220(4598), 671-680.
- Klose, A., & Drexl, A. (2005). Facility location models for distribution system design. *European journal of operational research*, 162(1), 4-29.
- Kumar, R. S., Choudhary, A., Babu, S. A. I., Kumar, S. K., Goswami, A., & Tiwari, M. K. (2017). Designing multi-period supply chain network considering risk and emission: A multi-objective approach. *Annals of Operations Research*, 250(2), 427-461.
- Lambert, D. M., & Cooper, M. C. (2000). Issues in supply chain management. *Industrial marketing management*, 29(1), 65-83.
- Lee, H. L., & Billington, C. (1993). Material management in decentralized supply chains. *Operations research*, 41(5), 835-847.
- Lidow, D. (2005). *U.S. Patent Application No. 10/497,055*.
- Lim, S. K., & Kim, Y. D. (1999). An integrated approach to dynamic plant location and capacity planning. *Journal of the Operational Research society*, 50(12), 1205-1216.
- Lira-Barragán, L. F., Ponce-Ortega, J. M., Serna-González, M., & El-Halwagi, M. M. (2010). An MINLP model for the optimal location of a new industrial plant with simultaneous consideration of economic and environmental criteria. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 50(2), 953-964.
- Lummus, R. R., & Vokurka, R. J. (1999). Defining supply chain management: a historical perspective and practical guidelines. *Industrial Management & Data Systems*.
- Malesios, C., Dey, P. K., & Ben Abdelaziz, F. (2018). Supply chain sustainability performance measurement of small and medium sized enterprises using structural equation modeling. *Annals of Operations Research*, 1-31.
- Maliki, F., Brahami, M. A., Dahane, M., & Sari, Z. (2016). A supply chain design problem, integrated facility unavailability management. *International Journal of Supply and Operations Management*, 3(2), 1253.
- Mallidis, I., Dekker, R., & Vlachos, D. (2012). The impact of greening on supply chain design and cost: a case for a developing region. *Journal of Transport Geography*, 22, 118-128.
- Man, K. F., Tang, K. S., & Kwong, S. (1996). Genetic algorithms: concepts and applications [in engineering design]. *IEEE transactions on Industrial Electronics*, 43(5), 519-534.

- Mehlawat, M. K., Kannan, D., Gupta, P., & Aggarwal, U. (2019). Sustainable transportation planning for a three-stage fixed charge multi-objective transportation problem. *Annals of Operations Research*, 1-37.
- Mekamcha, K., Souier, M., Bessenouci, H. N., & Bennekrouf, M. (2019). Two metaheuristics approaches for solving the traveling salesman problem: an Algerian waste collection case. *Operational Research*, 1-21.
- Melkote, S. (1996). *Integrated models of facility location and network design* (Doctoral dissertation, Northwestern University).
- Melkote, S., & Daskin, M. S. (2001a). An integrated model of facility location and transportation network design. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 35(6), 515-538.
- Melkote, S., & Daskin, M. S. (2001b). Capacitated facility location/network design problems. *European journal of operational research*, 129(3), 481-495.
- Melo, M. T., Nickel, S., & Da Gama, F. S. (2006). Dynamic multi-commodity capacitated facility location: a mathematical modeling framework for strategic supply chain planning. *Computers & Operations Research*, 33(1), 181-208.
- Melo, M. T., Nickel, S., & Saldanha-Da-Gama, F. (2009). Facility location and supply chain management—A review. *European journal of operational research*, 196(2), 401-412.
- Mentzer, J. T., DeWitt, W., Keebler, J. S., Min, S., Nix, N. W., Smith, C. D., & Zacharia, Z. G. (2001). Defining supply chain management. *Journal of Business logistics*, 22(2), 1-25.
- Merzouk, S. E. (2007). *Problème de dimensionnement de lots et de livraisons: application au cas de la chaîne logistique* (Doctoral dissertation, Besançon).
- Michalewicz, Z. (1995). A survey of constraint handling techniques in evolutionary computation methods. *Evolutionary programming*, 4, 135-155.
- Michalewicz, Z. (2013). *Genetic algorithms+ data structures= evolution programs*. Springer Science & Business Media.
- Mladenović, N., & Hansen, P. (1997). Variable neighborhood search. *Computers & operations research*, 24(11), 1097-1100.
- Molet, H. (2006). *Systèmes de production et de logistique*. Hermès-science, Lavoisier.
- Moller, C. (1995). *Toward design effective logistics systems* (Doctoral dissertation, Thèse de doctorat, Aalborg University, Denmark).

- Mortezaei, M., & JabalAmeli, M. (2011). A hybrid model for multi-objective capacitated facility location network design problem. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 2(3), 509-524.
- Murawski, L., & Church, R. L. (2009). Improving accessibility to rural health services: The maximal covering network improvement problem. *Socio-Economic Planning Sciences*, 43(2), 102-110.
- Pareto, V. (1896). *Cours d'économie politique*. Rouge, Lausanne, Suisse.
- Peeters, D., & Thomas, I. (1995). The effect of spatial structure on p-median results. *Transportation Science*, 29(4), 366-373.
- Pimor, Y., & Fender, M. (2008). Logistique: production, distribution, soutien, 5e éd. Coll.«Technique et ingénierie. Série Gestion industrielle». Paris: Dunod.
- Pishvaei, M. S., & Razmi, J. (2012). Environmental supply chain network design using multi-objective fuzzy mathematical programming. *Applied Mathematical Modelling*, 36(8), 3433-3446.
- Pons, J., & Chevalier, P. (1993). La logistique intégrée. Hermès
- Prabhuram, T., Rajmohan, M., Tan, Y., & Johnson, R. R. (2020). Performance evaluation of Omni channel distribution network configurations using multi criteria decision making techniques. *Annals of Operations Research*, 1-22.
- Rahmaniani, R., & Ghaderi, A. (2013). A combined facility location and network design problem with multi-type of capacitated links. *Applied Mathematical Modelling*, 37(9), 6400-6414.
- Ren, H., Zhou, W., Makowski, M., Yan, H., Yu, Y., & Ma, T. (2019). Incorporation of life cycle emissions and carbon price uncertainty into the supply chain network management of PVC production. *Annals of Operations Research*, 1-20.
- Revelle, C. S., Eiselt, H. A., & Daskin, M. S. (2008). A bibliography for some fundamental problem categories in discrete location science. *European journal of operational research*, 184(3), 817-848.
- Rezaee, A., Dehghanian, F., Fahimnia, B., & Beamon, B. (2017). Green supply chain network design with stochastic demand and carbon price. *Annals of Operations Research*, 250(2), 463-485.
- Routroy, S. (2009). Evaluation of supply chain strategies: a case study. *International Journal of Business Performance and Supply Chain Modelling*, 1(4), 290-306.
- Roux, M., & Liu, T. (2004). *Optimisez votre plate-forme logistique*. Éditions d'Organisation.

Roy, B., & Bouyssou, D. (1993). *Aide multicritère à la décision: méthodes et cas* (p. 695). Paris: Economica.

Saffar, M., Shakouri, H. G. & Razmi, J. (2014). A new bi-objective mixed integer linear programming for designing a supply chain considering CO2 emission. *Uncertain Supply Chain Management*, 2(4), 275-292.

Sahebjamnia, N., Fathollahi-Fard, A. M., & Hajiaghaei-Keshteli, M. (2018). Sustainable tire closed-loop supply chain network design: Hybrid metaheuristic algorithms for large-scale networks. *Journal of cleaner production*, 196, 273-296.

Sahnoun, M. H., Bettayeb, B., Bassetto, S. J., & Tollenaere, M. (2016). Simulation-based optimization of sampling plans to reduce inspections while mastering the risk exposure in semiconductor manufacturing. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 27(6), 1335-1349.

Santero, N. J., Masanet, E., & Horvath, A. (2011). Life-cycle assessment of pavements. Part I: Critical review. *Resources, Conservation and Recycling*, 55(9-10), 801-809.

Sarraï, R. (2013). *Interconnexion des réseaux logistiques: éléments de définition et potentiel* (Doctoral dissertation, Mines ParisTech).

Shapiro, J. (2006). *Modeling the supply chain*. Nelson Education.

Shishebori, D., & Ghaderi, A. (2015). An integrated approach for reliable facility location/network design problem with link disruption. *International Journal of Supply and Operations Management*, 2(1), 640.

Shishebori, D., Snyder, L. V., & Jabalameli, M. S. (2014). A reliable budget-constrained FL/ND problem with unreliable facilities. *Networks and Spatial Economics*, 14(3-4), 549-580.

Silva, M. R., & Cunha, C. B. (2009). New simple and efficient heuristics for the uncapacitated single allocation hub location problem. *Computers & Operations Research*, 36(12), 3152-3165.

Souier, M. (2012). *Investigations sur la sélection de routages alternatifs en temps réel basées sur les métaheuristiques-les essais particuliers* (Doctoral dissertation, Université de Tlemcen).

Souier, M., Dahane, M., & Maliki, F. (2019). An NSGA-II-based multiobjective approach for real-time routing selection in a flexible manufacturing system under uncertainty and reliability constraints. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 100(9-12), 2813-2829.

Sridharan, R. (1995). The capacitated plant location problem. *European Journal of Operational Research*, 87(2), 203-213.

- Srinivas, N., & Deb, K. (1994). Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms. *Evolutionary computation*, 2(3), 221-248.
- Srinivas, N., & Deb, K. (1994). Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms. *Evolutionary computation*, 2(3), 221-248.
- Stadtler, H., & Kilger, C. (2002). *Supply chain management and advanced planning* (Vol. 4). Springer-Verlag.
- Steuer, R. E. (1986). Multiple criteria optimization: Theory, computation and application. John Wiley & Sons.
- Tajbakhsh, A., & Shamsi, A. (2019). A facility location problem for sustainability-conscious power generation decision makers. *Journal of environmental management*, 230, 319-334.
- Talbi, E. G. (2009). *Metaheuristics: from design to implementation* (Vol. 74). John Wiley & Sons.
- Tanonkou, G. A. (2007). *Une approche par relaxation lagrangienne pour l'optimisation d'un réseau de distribution: modèles stochastiques et fiables* (Doctoral dissertation, Université Paul Verlaine-Metz).
- Tansel, B. C., Francis, R. L., & Lowe, T. J. (1982). A biobjective multifacility minimax location problem on a tree network. *Transportation Science*, 16(4), 407-429.
- Temlali, Y. (2018). Les gazoducs reliant l'Algérie à l'Europe. <https://maghrebemergent.info/wp-content/uploads/2018/01/gazoduc-algriensPAP-540x315.jpg>. Accessed 25 September 2019.
- Terminologie en transports combinés, Conseil économique et social des Nations unies (UNECE). (2000). Accessed 30 March 2020.
- Terouhid, S. A., Ries, R., & Fard, M. M. (2012). Towards sustainable facility location—a literature review. *Journal of Sustainable Development*, 5(7), 18-34.
- Tigane, M., Dahane, M., & Boudhar, M. (2019). Multiobjective approach for deteriorating jobs scheduling for a sustainable manufacturing system. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 101(5-8), 1939-1957.
- Tixier, D., Mathe, H., & Colin, J. (1998). *La logistique d'entreprise: vers un management plus compétitif*. Dunod.
- Toregas, C., Swain, R., ReVelle, C., & Bergman, L. (1971). The location of emergency service facilities. *Operations research*, 19(6), 1363-1373.

- Treitl, S., & Jammernegg, W. (2014). Facility location decisions with environmental considerations: a case study from the petrochemical industry. *Journal of Business Economics*, 84(5), 639-664.
- Trépanier, M. P., & Coelho, L. C. (2017). *Facteurs et méthodes de calcul d'émissions de gaz à effet de serre*. CIRRELT, Centre interuniversitaire de recherche sur les réseaux d'entreprise, la logistique et le transport= Interuniversity Research Centre on Enterprise Networks, Logistics and Transportation.
- Wang, F., Lai, X., & Shi, N. (2011). A multi-objective optimization for green supply chain network design. *Decision Support Systems*, 51(2), 262-269.
- Watson, M. (2013). *Supply chain network design: applying optimization and analytics to the global supply chain*. Pearson Education.
- Weber, A. (1909). *The Theory of the Location of Industries*. Chicago University Press.
- Wu, C. J., & Lin, G. Y. (1999, October). Design of fuzzy logic controllers using genetic algorithms. In *IEEE SMC'99 Conference Proceedings. 1999 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (Cat. No. 99CH37028)* (Vol. 6, pp. 104-109). IEEE.
- Xifeng, T., Ji, Z., & Peng, X. (2013). A multi-objective optimization model for sustainable logistics facility location. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 22, 45-48.
- Yakavenka, V., Mallidis, I., Vlachos, D., Iakovou, E., & Eleni, Z. (2019). Development of a multi-objective model for the design of sustainable supply chains: the case of perishable food products. *Annals of Operations Research*, 1-29.
- You, F., Tao, L., Graziano, D. J., & Snyder, S. W. (2012). Optimal design of sustainable cellulosic biofuel supply chains: multiobjective optimization coupled with life cycle assessment and input–output analysis. *AIChE Journal*, 58(4), 1157-1180.

Liste des travaux publiés dans le cadre de cette thèse

Revue internationale avec comité de lecture

Brahmi, M.A., Dahane, M., Souier, M. & Sahnoun, M. (2020). Sustainable capacitated facility location/network design problem: a Non-dominated Sorting Genetic Algorithm based multiobjective approach. *Annals of Operations Research*, <https://doi.org/10.1007/s10479-020-03659-9>.

Conférences internationales avec actes et comité de lecture

Brahmi, M. A., Maliki, F., Dahane, M., & Sari, Z. (2014, November). Conception et gestion des indisponibilités des sites dans les chaînes logistiques. In MOSIM2014, 10ème Conférence Francophone de Modélisation, Optimisation et Simulation, Nancy, France.

Conférences internationales avec comité de lecture

Brahmi, M. A., Maliki, F., Dahane, M., & Sari, Z. (2014, May). Gestion des indisponibilités des sites dans le problème de localisation et sélection des fournisseurs. Logistique 2014, Fes, Maroc.

Brahmi, M.A., Maliki, F., Dahane, M., & Sari, Z. (2015, June). Supply chain design and unavailabilities management. The International Conference on Logistics & Sustainable Transport (ICLST 2015), Celje, Slovenia, 11–13 June 2015.

Résumé

Dans ce travail de recherche, nous abordons deux problématiques liées à la conception des réseaux logistiques efficaces et durables. Dans le premier problème, nous développons un modèle générique intégrant simultanément les décisions stratégiques de localisation des installations et de conception de réseau de transport avec la prise en compte des contraintes de capacité des installations localisées et des liens de transport construits. Nous proposons un algorithme génétique utilisant un codage mixte pour la résolution de ce problème considéré comme NP-difficile. La deuxième problématique traite la conception d'un réseau logistique durable. Nous proposons alors une extension du premier modèle auquel nous intégrons un deuxième objectif lié à la dimension environnementale. Le modèle multi-objectif proposé permet de minimiser (i) le coût total généré et (ii) les émissions de CO₂ engendrées par les activités de transport en considérant différentes qualités environnementales des liens à construire. Une adaptation de l'algorithme NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II) est développée afin de résoudre efficacement le modèle multi-objectif. Pour évaluer les performances et l'applicabilité des approches proposées, des expériences numériques sur des instances de différentes tailles sont réalisées.

Mots clés : Localisation des installations, Conception du réseau de transport, Capacités limitées des installations et des liens, Impact environnemental, Algorithme génétique, NSGA-II.

Abstract

In this thesis, we address two issues related to the design of efficient and sustainable supply chain networks. In the first problem, we develop a generic model integrating simultaneously the strategic decisions related to facilities location and transport network design, taking into account the capacity constraints of located facilities and constructed transportation links. We propose a genetic algorithm using mixed coding to solve this problem considered NP-hard. The second issue deals with the design of a sustainable supply chain network. Then, we propose an extension of the first model for integrating a second objective related to the environmental dimension. The proposed multi-objective model allows to minimize (i) the total cost generated and (ii) the CO₂ emissions generated by transport activities by considering different environmental qualities of the links to be built. An adaptation of the Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II) is developed in order to efficiently solve the multi-objective model. In order to assess the performance and applicability of the proposed approaches, a number of numerical experiments on instances of different sizes are performed.

Keywords Facility location, Network design, Capacitated facilities and links, Environmental impacts, Genetic algorithm, NSGA-II.

ملخص

في هذه الرسالة ، نتناول مسألتين تتعلقان بتصميم شبكات لوجستية فعالة ومستدامة. في المشكلة الأولى ، طورنا نموذجًا عامًا يدمج في نفس الوقت القرارات الاستراتيجية لتكوين المنشآت وتصميم شبكة النقل مع مراعاة قيود القدرة المحدودة للمنشآت المركبة ووصلات النقل التي تم إنشاؤها. نقتراح خوارزمية جينية باستخدام الترميز المختلط لحل هذه المشكلة التي تعتبر معقدة. نتناول المسألة الثانية تصميم شبكة لوجستية مستدامة حيث نقتراح تمديد النموذج الأول الذي ندمج فيه الهدف الثاني المتعلق بالبعد البيئي. يسمح النموذج المقترح متعدد الأهداف بتقليل (1) إجمالي التكلفة المتولدة عن تصميم الشبكة و (2) انبعاثات ثاني أكسيد الكربون الناتجة عن أنشطة النقل من خلال النظر في الخصائص البيئية المختلفة للوصلات التي سيتم بناؤها. تم تطوير تكييف خوارزمية NSGA-II من أجل حل النموذج متعدد الأهداف بكفاءة. لتقييم أداء وتطبيق الأساليب المقترحة ، يتم إجراء تجارب عددية على سيناريوهات بأحجام مختلفة.

الكلمات المفتاحية تركيب المنشآت ، تصميم شبكة النقل ، القدرات المحدودة للمنشآت و وصلات النقل ، التأثير البيئي ، الخوارزمية الجينية ، NSGA-II