



AVERTISSEMENT

Ce document est le fruit d'un long travail approuvé par le jury de soutenance et mis à disposition de l'ensemble de la communauté universitaire élargie.

Il est soumis à la propriété intellectuelle de l'auteur. Ceci implique une obligation de citation et de référencement lors de l'utilisation de ce document.

D'autre part, toute contrefaçon, plagiat, reproduction illicite encourt une poursuite pénale.

Contact : ddoc-theses-contact@univ-lorraine.fr

LIENS

Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 122. 4

Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 335.2- L 335.10

http://www.cfcopies.com/V2/leg/leg_droi.php

<http://www.culture.gouv.fr/culture/infos-pratiques/droits/protection.htm>

THÈSE

présentée pour obtenir le titre de

DOCTEUR

de

L'université Paul Verlaine de Metz

En

Automatique, Traitement du Signal et des Images, Génie Informatique

Spécialité : **Automatique**

Par

Marie SAWADOGO

**Intégration de l'impact environnemental, sociétal et économique
du transport intermodal au sein des chaînes logistiques vertes :
Optimisation multiobjectif par les colonies de fourmis**

Soutenue le 23 Novembre 2011, devant le jury composé de :

Teodor Gabriel CRAINIC
Université du Québec à Montréal

Jin-Kao HAO
Université d'Angers

Didier ANCIAUX
Université Paul Verlaine de Metz

Patrick BURLAT
École Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne

Bernard GRABOT
École Nationale d'Ingénieurs de Tarbes

André THOMAS
Université Henri Poincaré

Rapporteur

Rapporteur

Directeur de thèse

Examineur

Examineur

Examineur

Koom san pid kuilg n'léngdin, ya wend maang saag yinga (proverbe Mossi)

À mes parents

À mes frères et sœurs

À toi mon chéri

À ma tante Habibou, tu es partie trop tôt...

*Celui qui ne sait pas apprécier les petits actes de bienveillance ne mérite pas de recevoir de grands actes de bienveillance (proverbe Bambara/ **Maa min jona fen fitinin na o makān ni fenba**)*

Remerciements

La route a été longue, parfois semée d’embûches, mais nous y sommes arrivés. Je tiens à remercier tous ceux qui ont participé de près ou de loin à l’aboutissement de cette thèse.

J’aimerais avant tout témoigner toute ma gratitude à mon directeur de thèse, Monsieur Didier ANCIAUX. Je tiens à le remercier de m’avoir soutenue à chaque instant de cette thèse. Merci pour vos conseils précieux, votre confiance et vos encouragements sans cesse renouvelés. Merci de n’avoir pas hésité à mettre la main à la pâte quand il le fallait pour m’aider à avancer. Grâce à votre rigueur et votre disponibilité, j’ai pu avancer dans cette thèse et travailler dans de bonnes conditions. Bien plus qu’un encadrement pédagogique, vous avez su m’enseigner les rudiments du métier de chercheur et me conseiller pour ma carrière future. Je suis très fière d’avoir travaillé à vos côtés.

Je remercie messieurs Teodor Gabriel CRAINIC et Jin-Kao HAO pour l’intérêt qu’ils ont accordé à cette thèse en acceptant de la rapporter. Je remercie également messieurs Patrick BURLAT, André THOMAS et Bernard GRABOT de m’avoir fait l’honneur de juger mon travail.

Je tiens à remercier les membres du laboratoire LGIPM (permanents et doctorants) à commencer par son directeur M. REZG. Je remercie en particulier Aimé NYOUNGUE pour ses précieux conseils et son soutien, Daniel ROY notre « consultant maison » pour les critiques fructueuses, mes collègues doctorants ; je ne pourrai pas tous les citer, mais je tiens à citer Akram ZOUGGARI, Ibrahima SIDIBE.

Je n’oublie pas le personnel administratif de l’université en particulier Madame Chantal FOUSSE et Monsieur Stéphane LEBRETON qui n’ont ménagé aucun effort pour me faciliter les démarches administratives tout au long de cette thèse.

Mes remerciements vont à tous ceux (amis, connaissances, oncles, tantes, belle-famille…) qui de près ou de loin m’ont soutenu tout au long de mon cursus et pendant ma thèse.

Je ne saurais terminer sans remercier les personnes chères à mon cœur à savoir ma famille (Clémentine et Zakarie SAWADOGO mes parents, mes frères et sœurs Félicité, Joséphine, Flavien et Maxime) et mon fiancé Sayouba TIEMTORE qui ont été pour moi un appui et une source de motivation tout au long de ces trois années. Merci pour votre patience et vos encouragements.

Wend na rolé

Résumé

Cette thèse est réalisée au sein du Laboratoire de Génie Industriel et Production de Metz (LGIPM) et s'inscrit donc dans une dynamique à la fois européenne et mondiale qui est la réduction des impacts environnementaux et sociétaux des systèmes de transport. Notre but est de développer un système d'aide à la décision au choix d'un itinéraire de fret ayant le moins d'impacts possible sur l'environnement et la société.

Pour se faire, nous avons défini des fonctions qui permettent de calculer pour chaque chemin d'un réseau de transport intermodal, les critères économiques (coût, temps, dégâts dus aux transbordements) et les critères écologiques (pollution, consommation d'énergie, nuisances sonores et risque d'accident) à considérer. Par la suite, nous avons construit un modèle de plus court chemin multiobjectif permettant d'optimiser les sept critères ainsi définis. Pour résoudre ce modèle, un algorithme de colonies de fourmis multiobjectif a été mis en place afin de prendre en compte le grand nombre de critères et l'intermodalité du réseau. Une implémentation est ensuite réalisée sur un réseau de transport intermodal se basant sur des données géographiques réelles et les performances de l'algorithme mis en place sont analysées et prouvées.

MOTS-CLÉS : Chaîne logistique, Impact environnemental, Transport intermodal, Développement durable, Optimisation multiobjectif, plus court chemin multiobjectif, Algorithme de colonies de fourmis.

Abstract

The topic of this thesis is about environmental and societal impacts abatement within the green supply chain. This thesis is taking place in the Laboratory of Industrial Engineering and Production of Metz (LGIPM). Our goal is to develop a decision support system in choosing a path with the less environmental and societal impacts.

For building our decision support system, we defined a mathematical model which computes for each part in our transportation network, the travel time, the transportation cost and the damage due to transshipment, the amount of greenhouse gas emissions that are emitted, the energy consumption, the noise emitted and the accident risk. From this graph, we built a multiobjective shortest path problem. A multiobjective ant colony algorithm MOSPACO (Ant colony optimization for multiobjective shortest path problem) is then proposed to solve the proposed multiobjective shortest path problem; this new algorithm aims to take into account the large number of criteria and intermodal network. The running of the algorithm gives a Pareto front from which the decision maker can choose his desired itinerary.

KEYWORDS: Supply chain, Environmental impacts, Intermodal transportation, Sustainable development, Multiobjective optimization, Multiobjective shortest path, Ant colony optimization.

Table des matières

Table des matières	5
Figures	9
Tableaux	11
Introduction	12
Chapitre 1 Généralités et état de l'art	16
Introduction.....	17
1. Restructuration de la chaîne logistique face aux défis environnementaux et sociétaux : la chaîne logistique verte - état de l'art.....	17
1.1 <i>La gestion de la chaîne logistique</i>	18
1.2 <i>La chaîne logistique verte et ses méthodes</i>	18
2. Vers un transport intermodal durable.....	21
2.1 <i>Généralités sur le transport intermodal</i>	22
2.1.1 Description du fret intermodal.....	22
2.1.2 Modélisation des réseaux de transport intermodaux.....	24
2.1.2.1 <i>Graphe multi-valué</i>	24
2.1.2.2 <i>Modèle hypergraphe</i>	25
2.1.2.3 <i>Modèle des arcs de transfert</i>	26
2.1.3 Planification d'itinéraire intermodal.....	26
2.2 <i>Les impacts environnementaux et sociétaux du transport</i>	28
2.2.1 Données sur l'ampleur des impacts.....	28
2.2.2 Pollution et autres impacts.....	29
2.3 <i>Réduction des impacts du transport intermodal</i>	32
2.4 <i>La congestion</i>	33
2.5 <i>Conclusion</i>	33
3. Optimisation multiobjectif et chaîne logistique verte.....	34
3.1 <i>Optimisation combinatoire multiobjectif</i>	34
3.2 <i>L'optimisation multiobjectif pour les chaînes logistiques vertes</i>	37
3.3 <i>Le problème de plus court chemin multiobjectif (PPCMO)</i>	38
3.3.1 Description et caractéristiques du problème.....	39
3.3.2 Les approches de résolution du PPCMO.....	41
3.3.2.1 <i>Les méthodes génératrices</i>	41
3.3.2.2 <i>Les méthodes basées sur une fonction d'utilité</i>	43
3.3.2.3 <i>Les méthodes interactives</i>	43

3.3.2.4	<i>Métaheuristiques et algorithmes évolutionnaires</i>	44
3.3.2.4.1	Les algorithmes génétiques pour le PPCMO.....	44
3.3.2.4.2	Les algorithmes de colonies de fourmis pour le PPCMO.....	45
4.	Les algorithmes de colonies de fourmis	46
4.1	<i>Description de la métaheuristique</i>	46
4.1.2	L'information heuristique (la visibilité)	47
4.1.3	Les traces de phéromones.....	47
4.1.4	La construction des solutions	48
4.1.5	Mise à jour des traces	48
4.2	<i>L'optimisation multiobjectif par colonies de fourmis</i>	49
4.2.1	Les traces de phéromones.....	49
4.2.2	Le processus de mise à jour des solutions	50
4.2.3	La visibilité.....	50
4.2.4	La construction des solutions	50
4.2.5	Évaluation des solutions	51
	Conclusion.....	54
Chapitre 2	Modélisation du système de décision	56
	Introduction	57
1.	Définition du cadre de l'étude	57
1.1	<i>Description du problème</i>	57
1.2	<i>Pourquoi plusieurs critères ?</i>	58
1.3	<i>Architecture du système de décision</i>	59
2.	Modélisation du réseau de transport.....	59
3.	Modélisation des critères de décision.....	60
3.1	<i>Le temps de transport</i>	60
3.1.1	La prise en compte de la congestion.....	61
3.1.2	Le temps de transbordement.....	61
3.1.3	La prise en compte des fenêtres temporelles	62
3.1.4	Le temps total de transport	62
3.2	<i>Le coût de transport</i>	63
3.2.1	Les frais d'expédition	63
3.2.2	Les pénalités de remplissage	65
3.2.3	Le coût de stockage dans les zones de transit.....	65
3.2.4	Le coût de transbordement	66

3.2.5	La remise	66
3.2.6	Les pénalités temporelles	66
3.2.7	Le coût total de transport.....	67
3.3	<i>Les dégâts dus aux transbordements</i>	67
3.4	<i>La pollution atmosphérique</i>	68
3.5	<i>La consommation d'énergie</i>	69
3.6	<i>Les nuisances sonores</i>	69
3.7	<i>Le risque d'accident</i>	70
4.	Modèle de plus court chemin multiobjectif.....	71
4.1	<i>Formulation du modèle de plus court chemin multiobjectif</i>	71
4.1.1	Construction des fonctions objectifs	72
4.1.2	Les contraintes du problème.....	72
4.1.2.1	<i>Les contraintes sur le graphe</i>	73
4.1.2.2	<i>La praticité</i>	73
4.1.2.3	<i>Les contraintes temporelles</i>	76
4.1.2.4	<i>Choix de l'heure de départ</i>	76
4.1.2.5	<i>Le nombre de transbordements</i>	76
5.	Récapitulatif du modèle de plus court chemin multiobjectif.....	77
	Conclusion.....	79
	Chapitre 3 MOSPACO : Un algorithme de colonie de fourmis pour le problème de plus court chemin multiobjectif au sein des chaînes logistiques vertes	80
	Introduction	81
1.	Description de MOSPACO	82
2.	Définition des paramètres de l'algorithme	83
2.1	<i>L'information heuristique (la visibilité)</i>	83
2.2	<i>Les traces de phéromones</i>	84
3.	Fonctionnement de l'algorithme.....	85
3.1	<i>Construction des solutions</i>	85
3.1.1	Les paramètres de contrôle de MOSPACO.....	85
3.1.2	Les paramètres d'ajustement des critères	88
3.1.2.1	<i>Le scénario industriel</i>	89
3.1.2.2	<i>Le scénario écologique</i>	89
3.1.3	Les règles de transition.....	90
3.1.4	Prise en compte des fenêtres temporelles et choix de l'heure de départ	91
3.2	<i>Évaluation des solutions et procédures de mise à jour</i>	92

3.2.1	Évaluation des solutions.....	92
3.2.1.1	Stratégie d'évaluation Pareto.....	92
3.2.1.2	Stratégie d'évaluation non-Pareto : Méthode du gradient.....	93
3.3	Mise à jour des traces de phéromones.....	93
3.3.1	Mise à jour locale.....	93
3.3.2	Mise à jour globale.....	94
4.	Cadre formel de l'algorithme.....	97
	Conclusion.....	98
	Chapitre 4 Implémentation et résultats.....	99
	Introduction.....	100
1.	Base de données et étude de cas.....	100
1.1	La base de données.....	100
1.2	Présentation générale de l'outil développé.....	104
1.3	La cartographie.....	105
2.	L'interface utilisateur.....	107
3.	Implémentation et résultats.....	109
3.1	Analyse et exploitation des résultats.....	109
3.1.1	Scénario écologique.....	110
3.1.2	Scénario industriel.....	117
3.2	Analyse comparative des résultats pour un cas de transport longue distance : Saint-Petersbourg vers Séville.....	120
3.3	La stratégie gradient.....	128
4.	Analyse des performances de l'algorithme.....	128
4.1	Analyse de convergence.....	129
4.2	Robustesse de l'algorithme.....	130
5.	Conclusion.....	133
	Conclusion et perspectives.....	135
	Bibliographie.....	140
	Annexes.....	152
	Annexe 1 : Les matrices de jugement- Poids des critères à l'aide de la méthode AHP.....	152
	Annexe 2 : Exemples de front de Pareto pour les meilleures configurations de p pour Énergie/Bruit.....	153
	Annexe 3 : Format de sortie des données et données comparatives Coût/temps avec et sans praticité.....	154
	Annexe 5 : Les publications acceptées et actes de conférences.....	157

Figures

Figure 1. <i>Part des émissions de CO₂ liés au transport (CEMT 2007)</i>	13
Figure 3. <i>Modèle fonctionnel de l'organisation de la chaîne logistique tenant compte des aspects environnementaux (Sarkis, 2003)</i>	20
Figure 4. <i>Actions majeures en chaîne logistique verte</i>	21
Figure 5. <i>Objectifs du transport durable</i>	22
Figure 6. <i>Les diverses formes de transport intermodal (Toubol, 2007)</i>	23
Figure 7. <i>Graphe multi-valué (Ziliaskopoulos et Wardell, 2000)</i>	25
Figure 8. <i>Modèle d'hypergraphe intermodal avec temps de transport et fréquence (Lozano et Storchi, 2002)</i>	25
Figure 9. <i>Exemple de chemin intermodal avec un arc de transfert (Lozano et Storchi, 2001)</i>	26
Figure 10. <i>Évolution prévisionnelle du fret par mode de transport (Transport White Paper, 2006)</i>	29
Figure 11. <i>Roue de l'impact (Sawadogo et Anciaux, 2011)</i>	31
Figure 12. <i>Courbes d'estimation des émissions de CO₂ (Mt) dans le monde de 2000 à 2050 (OECD and the international transport forum, 2008)</i>	31
Figure 13. <i>Réduction des impacts du transport</i>	34
Figure 14. <i>Exemple de front de Pareto</i>	36
Figure 15. <i>Choix du plus court chemin par une colonie de fourmi</i>	47
Figure 16. <i>Modèle du processus décisionnel de choix de chemin intermodal</i>	59
Figure 17. <i>Réseau de transport intermodal</i>	60
Figure 18. <i>Évolution de la pénalité de remplissage (surcoût) en € en fonction du poids de marchandises acheminées (cas de l'unité non remplie)</i>	65
Figure 19. <i>Courbe de praticité en fonction de la distance pour l'avion</i>	74
Figure 20. <i>Courbe de praticité en fonction de la distance pour le camion</i>	74
Figure 21. <i>Courbe de praticité massique pour l'avion</i>	75
Figure 22. <i>Courbe de praticité massique pour le camion</i>	76
Figure 23. <i>Une fourmi dans le graphe G</i>	83
Figure 24. <i>Fronts de Pareto pour différentes valeurs de α et β</i>	87
Figure 25. <i>Front de Pareto pour les meilleures configurations de α et β (Pareto coût/Temps 42 ~ $\alpha = 4$; $\beta = 2$)</i>	88
Figure 26. <i>Hiérarchie AHP utilisée</i>	89
Figure 27. <i>Fronts de Pareto pour $\rho = 0.01$ à 0.5</i>	95
Figure 28. <i>Fronts de Pareto pour $\rho = 0.1$ à 1</i>	96

Figure 29. Courbes de convergence pour $\rho = 0,01$; $\rho = 0,4$ et $\rho = 1$ pour Coût/Temps.....	97
Figure 30. L'algorithme formel de MOSPACO.....	97
Figure 31. Page d'accueil de l'outil MOSPACO	104
Figure 32. Les onglets de l'outil.....	105
Figure 33. Réseau routier des 100 villes étudiées	106
Figure 34. Réseau ferroviaire des 100 villes étudiées.....	106
Figure 35. Réseau maritime des 100 villes étudiées.....	106
Figure 36. Saisie des paramètres de transport.....	107
Figure 37. Saisie des paramètres de MOSPACO.....	108
Figure 38. Choix des préférences.....	108
Figure 39. Choix du taux de dégâts.....	109
Figure 40. Résultat pour une préférence Pollution/Énergie.....	111
Figure 41. Front de Pareto Pollution/Bruit.....	112
Figure 42. Front de Pareto Pollution/Accident.....	113
Figure 43. Front de Pareto Énergie/Bruit.....	114
Figure 44. Front de Pareto Accident/Bruit.....	115
Figure 45. Front de Pareto Énergie/Accident.....	115
Figure 46. Front de Pareto Pollution/Énergie/Bruit.....	116
Figure 47. Exemple de chemin trouvé pour Pollution/Énergie/Bruit/Accident.....	117
Figure 48. Comparaison des fronts de Pareto Coût/Temps avec praticité (points bleus/étoiles) et sans praticité (points rouges/triangles).....	118
Figure 49. Comparaison des fronts de Pareto Coût/Temps avec (points bleus/étoiles) et sans praticité (points rouges/triangles).....	119
Figure 50. Front de Pareto Coût/Dégâts.....	119
Figure 51. Front de Pareto Temps/Dégâts.....	120
Figure 52. Chemin obtenu pour la stratégie gradient.....	128
Figure 53. Évolution de l'entropie moyenne pour Énergie/Bruit.....	129
Figure 54. Évolution de l'entropie moyenne pour Coût/Temps.....	130
Figure 55. Échelle de 1 à 9 de Saaty.....	152
Figure 56. Matrices de jugement.....	152
Figure 57. Matrices de jugement pour les sous-critères de la pollution.....	153
Figure 58 : Front de Pareto obtenus pour $\rho=0,1$; $\rho=0,2$; $\rho=0,3$	153
Figure 59. Exemples de front de Pareto pour les meilleures configurations de ρ pour Énergie/Bruit.....	154

Tableaux

Tableau 1. <i>Coût moyen des impacts par mode de transport pour le transport de marchandise et le transport de personnes en Europe INFRAS Zurich (Schreyer et al., 2005)</i>	30
Tableau 2. <i>Facteur d'émission moyenne des polluants pour le fret (Knorr et Reuter, 2005)</i>	68
Tableau 3. <i>Facteur de consommation moyenne d'énergie pour le fret (Knorr et Reuter, 2005)</i>	69
Tableau 4. <i>Poids des critères pour le scénario industriel</i>	89
Tableau 5. <i>Poids des critères pour le scénario écologique</i>	89
Tableau 6. <i>Préférences du décideur</i>	92
Tableau 7. <i>Tableau comparatif des résultats pour Saint-Pétersbourg - Séville</i>	127
Tableau 8. <i>Écart-type et moyennes pour Énergie/bruit</i>	131
Tableau 9. <i>Ecart-type et moyennes pour Coût/Temps</i>	132

Introduction

Contexte et problématique

De nos jours, toute activité industrielle ou agricole nécessite l'utilisation de moyens de transport entre le lieu de production et le lieu de consommation, ou entre le lieu de commercialisation et le lieu de consommation. À cela, il faut ajouter les conséquences de la mondialisation que sont les délocalisations, l'augmentation des distances interentreprises et l'augmentation des flux : tout cela crée une demande accrue de service de transport intermodal et d'infrastructures de transport multimodal. En effet, un produit fabriqué localement peut être exporté vers les quatre coins de la planète par divers modes de transport. Un client ou un fournisseur peut également s'approvisionner en matières premières de par le monde, augmentant ainsi les distances de transport et conduisant à l'utilisation de divers modes de transport pour faciliter la mobilité et l'accessibilité de certaines zones.

Par ailleurs, cette thèse est née d'un constat à la fois national et mondial ; c'est que le secteur du transport et en particulier le transport de marchandises est l'un des secteurs économiques émettant le plus de gaz à effets de serre (Figure 1).

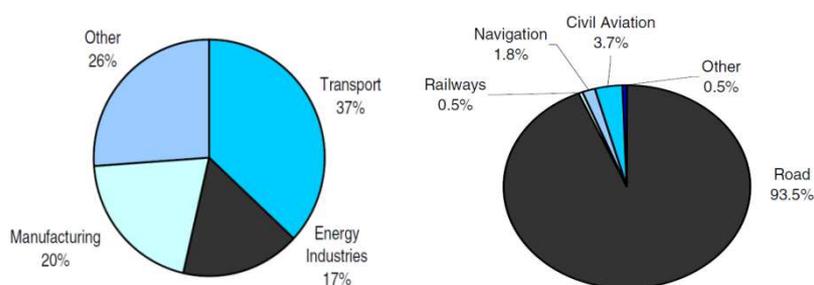


Figure 1. Part des émissions de CO₂ liées au transport (CEMT 2007)

En effet, les impacts du transport sur l'environnement et la société sont indéniables de nos jours. La mondialisation et les prises de conscience environnementales sans cesse croissantes contraignent les autorités gouvernementales et les entreprises à prendre des mesures pour limiter les impacts de leurs activités sur l'environnement et la société. Les entreprises de logistique et de transport ne sont pas en reste dans cette dynamique, et des recherches sont de plus en plus menées pour mieux comprendre et limiter les impacts émanant de leurs activités.

Dans le secteur du transport de marchandises, les consommations d'énergie et les émissions de gaz à effet de serre dépendent fortement de l'organisation de la chaîne logistique (de l'extraction des matières premières à la vente du produit fini) mais aussi des choix technologiques et des modes de transports. Le secteur des transports est le premier consommateur de produits pétroliers et le premier émetteur de gaz à effet de serre. Il est donc impératif de réduire le niveau de consommation d'énergie des transports et de s'orienter vers des modes ayant moins d'impacts sur l'environnement, tels que le rail et les voies navigables.

La chaîne logistique est ainsi entrée dans une ère où les défis environnementaux et sociétaux sont au cœur des préoccupations non seulement des décideurs, mais également des populations touchées par ces activités. Comment transporter des marchandises jusqu'au client final en impactant le moins possible la société et l'environnement, tout en garantissant un

temps de transport raisonnable ainsi qu'un coût satisfaisant les parties prenantes ? Comment trouver un compromis entre ces différents aspects ? Cette thèse essaie de proposer une réponse à ces interrogations.

Positionnement du problème et plan de la thèse

Durant la dernière décennie, de nombreuses études (Crainic et Kim, 2007 ; Ziliaskopoulos et Wardell, 2000 ; Caramia et Guerriero, 2009) se sont intéressées à différents aspects de la problématique du transport multimodal tel que la complémentarité des modes de transport, les modifications de politiques tarifaires, la gestion des flux entre modes et ses éventuelles répercussions environnementales. L'objectif de cette thèse s'inscrit dans une dynamique à la fois européenne et mondiale qui est la réduction des impacts environnementaux et sociétaux des systèmes de transport. Dans la littérature, plusieurs approches de réduction de ces impacts sont proposées : ces approches concernent entre autres des aspects organisationnels, des méthodes managériales respectant les normes ISO 14000 (ensemble des normes qui concernent le management environnemental), des études sur de nouvelles technologies des véhicules, l'éco-conduite...

Les critères environnementaux, économiques et sociétaux pris en compte dans notre étude sont le « coût de transport », le « temps de transport », les « dégâts dus aux transbordements », la « pollution atmosphérique », la « consommation d'énergie », les « nuisances sonores », et le « risque d'accident ». L'objectif de notre étude est de développer un système d'aide à la décision au choix d'un chemin dans un système de transport intermodal permettant de réduire ces impacts. Le coût et le temps de transport ne sont donc plus les seuls critères de choix d'un chemin. Dans ce cas, l'aspect environnemental n'est plus intégré en tant qu'une contrainte, mais en tant qu'un objectif à atteindre. Le système proposé devra, d'une part, guider le décideur au choix d'un itinéraire intermodal (succession de modes et de chemins) avec le meilleur compromis socio-environnemental et économique possible. D'autre part, nous visons également à apporter des réponses à la gestion du trafic, notamment par la prise en compte des problèmes de congestion dans notre système de décision.

Au vu du nombre de critères à prendre en compte, nous modéliserons notre problème sous la forme d'un problème de plus court chemin multiobjectif.

Pour ce faire, nous mettrons en place un algorithme d'optimisation permettant de trouver un compromis entre les différents critères considérés. Nous avons choisi de mettre en place un algorithme de colonies de fourmis multiobjectif permettant de prendre en compte le caractère intermodal du réseau de transport étudié ainsi que la multiplicité des critères étudiés.

Cette thèse est constituée de quatre étapes.

- ***Étape 1*** : La première étape consiste en une recherche bibliographique sur les thèmes relatifs au sujet de la thèse. Celle-ci est résumée dans le ***chapitre 1***. Dans un premier temps, nous définissons la chaîne logistique dans sa globalité avant de passer à la définition de la chaîne logistique verte et à un état de l'art sur les méthodes de gestion des

chaînes logistiques vertes. Ce chapitre est également consacré à l'étude des systèmes de transport intermodaux ainsi qu'à une revue de la littérature sur la modélisation et la planification de tels systèmes. Nous étudierons également les problèmes d'optimisation multiobjectif et plus particulièrement le problème de plus court chemin multiobjectif. Pour finir, une revue de la littérature sur les algorithmes de colonies de fourmis et leurs applications aux problèmes d'optimisation multiobjectif sera présentée.

- **Étape 2** : La deuxième étape, pour la résolution de la problématique de cette thèse, est la proposition d'un modèle mathématique permettant de représenter au mieux les différents critères étudiés. Ce modèle est présenté dans le **chapitre 2**. Il comprend un modèle de graphe pour le réseau de transport intermodal suivi d'un modèle analytique permettant de calculer pour chaque chemin du graphe la valeur associée aux critères considérés. À l'aide de la modélisation de ces critères, nous proposerons un modèle de plus court chemin multiobjectif.
- **Étape 3** : Une fois le modèle théorique défini, nous présentons un algorithme permettant de construire le système d'aide à la décision et ainsi d'optimiser l'ensemble des critères. Cette étape correspond au **chapitre 3** dans lequel nous proposons MOSPACO (Ant Colony Optimization for MultiObjective Shortest Path), une nouvelle variante d'algorithme de colonies de fourmis multiobjectif permettant d'optimiser plusieurs objectifs appliqué au cas du transport intermodal au sein des chaînes logistiques vertes.
- **Étape 4** : Cette étape est consacrée à l'implémentation de l'algorithme MOSPACO et c'est l'objectif du **chapitre 4**. Celui-ci présente le réseau de transport ainsi que la base de données construite pour implémenter et tester l'algorithme. Les résultats obtenus sont analysés afin de démontrer l'habileté de l'algorithme à trouver les meilleurs compromis possible entre les différents critères considérés. Cette partie concerne également l'analyse des performances de l'algorithme proposé.

Chapitre 1 Généralités et état de l'art

Introduction

Cette thèse est au croisement de plusieurs disciplines qui vont de la logistique, à la recherche opérationnelle, en passant par les sciences de l'environnement. En effet, nos investigations intègrent à la fois, les techniques de management environnemental (normes ISO 14000, 14001...) et l'évaluation des impacts environnementaux, la gestion du trafic intermodal, et cela en utilisant des techniques de modélisation et de résolution issues de la recherche opérationnelle. Le chapitre 1 est un chapitre introductif de cette thèse qui présente une revue de la littérature concernant ce sujet de recherche et les domaines connexes que nous avons été amenés à étudier.

L'étude bibliographique a donc porté à la fois sur des thèmes relatifs au sujet de la thèse, notamment les études existantes en matière de réduction des impacts environnementaux du transport et, en plus, sur des modèles mathématiques et des méthodes de résolution issue de la recherche opérationnelle à même de nous aider à réaliser notre système de décision. Il s'agissait ici de dégager, en tout premier lieu les différents impacts (détérioration de la qualité de l'air, dégâts matériels, pollution des sols...) que peut avoir le transport intermodal sur l'environnement et la société. Une recherche a ensuite été menée sur les travaux existants sur la modélisation des réseaux de transport intermodaux. Dans cette section nous introduirons également les définitions relatives à la gestion de la chaîne logistique, la chaîne logistique verte et le transport intermodal ainsi que les méthodes de résolution telles que l'optimisation multiobjectif et le problème de plus court chemin multiobjectif.

1. Restructuration de la chaîne logistique face aux défis environnementaux et sociétaux : la chaîne logistique verte - état de l'art.

Il existe dans la littérature plusieurs approches de définition de la structure et du fonctionnement de la chaîne logistique. Par exemple, selon Harris la structure de la chaîne logistique concerne la configuration des réseaux de distribution et le choix des canaux de distribution (Harris *et al.*, 2011). Elle inclut également la localisation des plateformes logistiques, la planification des flux de produits en tenant compte de la taille des lots à expédier et de la gestion des ressources de transport.

L'état actuel et la tendance de dégradation de l'environnement impliquent un besoin de changement dans les habitudes de consommation et de fabrication de produits. Il doit y avoir un changement fondamental dans la gestion et le fonctionnement des systèmes de production et de distribution de biens et services. Nous assistons à une évolution vers la durabilité ou « la soutenabilité » réalisée en opérant des changements profonds dans les différentes étapes de la chaîne logistique par le traitement des déchets, l'utilisation rationnelle des ressources, la limitation de la production de déchets et la gestion de la fin de vie des produits (Beamon, 1999). Cette notion de « soutenabilité » induit un changement des attitudes en termes de gestion de la chaîne logistique par la limitation des impacts sur la société, la faune et la flore tout en garantissant une gestion durable des ressources naturelles et des infrastructures telles que les routes; tout cela devant conduire à une restructuration de la chaîne logistique. De

nombreuses études sont de plus en plus menées dans ce sens ; et celles présentées dans la littérature sont évoquées dans cette section.

1.1 La gestion de la chaîne logistique

Il existe plusieurs définitions possibles de la chaîne logistique. Pour Daganzo la chaîne logistique est une science qui étudie la manière de transporter des éléments (personnes, marchandises...) d'un point à un autre, de façon rentable. En plus des fonctions de transport, les activités logistiques intègrent la gestion des stocks, la manutention, le tri ainsi que les fonctions de production dans certains cas (Daganzo, 2005).

Beamon (Beamon, 1998) quant à elle définit la chaîne logistique comme un processus intégré, dans lequel un certain nombre d'acteurs différents (fournisseurs, fabricants, distributeurs et détaillants) travaillent ensemble dans le but :

- i. D'acquérir des matières premières ;
- ii. De transformer ces matières premières en produits finis spécifiques ;
- iii. De livrer ces produits finis aux détaillants.

D'autres travaux dépeignent les différentes définitions de la gestion de la chaîne logistique en y incluant les aspects liés au marketing, au management stratégique ou à la gestion des ressources humaines (Croom *et al.*, 2000).

En conclusion, la gestion traditionnelle de la chaîne logistique est centrée sur l'amélioration des performances économiques comme l'optimisation de coûts engendrés par les flux logistiques, la minimisation des temps de transport au sein de la chaîne logistique (Dullaert *et al.*, 2005), les problèmes de localisation des centres de production et de distribution (Melo *et al.*, 2009), la coordination des flux informationnels entre les acteurs (Li *et Lin*, 2006), l'optimisation et la gestion des stocks (Andersson *et al.*, 2010), le taux de satisfaction des clients (Heikkilä, 2002), le choix des fournisseurs (Ho *et al.*, 2010), la gestion des risques (Giannakis *et Louis*, 2011).

De nos jours, la tendance est à l'intégration des questions environnementales et des considérations sociales dans la gestion de la chaîne logistique, donnant ainsi naissance à la chaîne logistique verte.

1.2 La chaîne logistique verte et ses méthodes

Historiquement, les études et les recherches de solutions sur les impacts des activités industrielles ont toujours été au cœur des préoccupations à la fois du monde industriel, mais aussi des défenseurs de la nature. En effet, l'idée de taxes (pollueur/payeur) pour réduire la pollution émanant des activités industrielles a été émise depuis le début du 20^e siècle (Pigou, 1920). Très souvent, la réduction des déchets et de la pollution industrielle est motivée par des raisons économiques ou des réglementations (EURO 5, EURO 6) sans oublier les pressions des instances politiques et l'image de marque auprès des clients (normes ISO 14000 et

14001). De nos jours, les préoccupations environnementales sont plus que jamais au cœur des débats politiques et scientifiques.

L'importance grandissante du concept de chaîne logistique verte est principalement due à la prise de conscience planétaire de la détérioration de l'environnement, de la diminution des ressources en matières premières, de l'épuisement des ressources naturelles, du débordement des sites de déchets et des dégâts causés par les rejets de polluants sur les personnes, les habitations et les cultures entre autres. Cependant, la conscience écologique n'est pas le seul moteur des changements de comportements des industriels ; les consommateurs exigent de plus en plus des produits respectueux de l'environnement et les réglementations internationales y jouent un grand rôle ; parmi ces réglementations, nous pouvons citer les closes du protocole de Kyoto (1994) qui oblige tous les pays signataires à réduire leurs émissions de gaz à effet de serre de 5 % par rapport aux émissions répertoriées en 1990, et le sommet de Göteborg (2001) dont les grandes lignes s'articulent autour du développement de transports propres, de l'utilisation d'énergies propres et surtout la mise en place d'actions ayant pour objectif d'associer la croissance économique, la cohésion sociale et la protection de l'environnement.

La gestion de la chaîne logistique verte trouve ses racines à la fois dans la gestion de l'environnement et dans la gestion de la chaîne logistique. La définition et le champ d'application de la chaîne logistique verte dans la littérature sont assez vastes et variés. Ils vont des « achats verts ou achats responsables » (green purchasing), à la prise en compte des impacts depuis le fournisseur jusqu'au client final en passant par la production jusqu'à la logistique inverse qui tend à trouver de méthodes pour la gestion et le traitement des produits en fin de vie. [Srivastava \(Srivastava, 2007\)](#) définit la gestion de la chaîne logistique verte comme « l'intégration de la conscience environnementale dans la gestion de la chaîne logistique, en incluant la phase de conception du produit, l'extraction et le choix des matériaux et matières premières, le processus et les procédés de fabrication, la livraison du produit fini au client ainsi que la gestion de la fin de vie du produit ». Selon [Klassen \(Klassen et Johnson, 2002\)](#), il existe cinq méthodes de gestion de la chaîne logistique verte ; la certification environnementale, la prévention de la pollution, la logistique inverse, l'analyse de cycle de vie et l'écoconception.

La chaîne logistique verte est aussi soucieuse de produire et de distribuer les marchandises de façon durable en tenant compte des facteurs environnementaux et sociétaux. Ainsi, les objectifs ne sont plus axés uniquement sur l'impact économique de la logistique, mais aussi sur les effets sur la société et l'environnement. Les activités de la chaîne logistique verte comprennent la mesure et l'analyse des impacts environnementaux des activités logistiques, la réduction de la consommation d'énergie, la réduction, la gestion et le traitement des déchets issus des activités logistiques, etc. La notion de logistique verte a ainsi fait naître une chaîne logistique à deux sens ; la logistique directe et la logistique inverse gérant les flux retour, formant ainsi une boucle fermée (Figure 2).

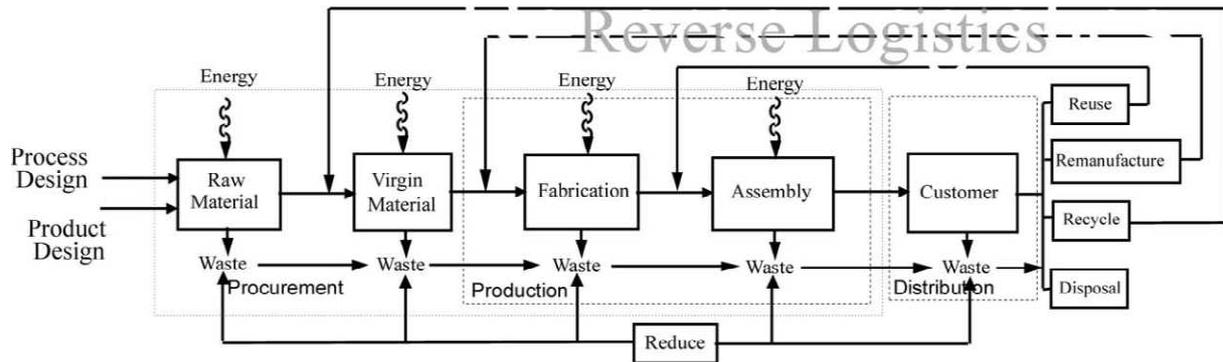


Figure 2. *Modèle fonctionnel de l'organisation de la chaîne logistique tenant compte des aspects environnementaux (Sarkis, 2003).*

Plusieurs études existent sur les différents aspects et méthodes concernant la chaîne logistique verte. Une revue intéressante de la littérature est présentée par Zhang (Zhang *et al.*, 1997) ; elle met en évidence à la fois la prise en compte des impacts environnementaux dans la conception des produits et l'analyse de cycle de vie des produits. Cette étude met également l'accent sur la réduction des impacts pendant le processus de production et de gestion de la fin de vie des produits (recyclage, réutilisation, re-manufacturing, gestion des déchets...). À cela, il faut ajouter des études comme celles présentées par Min (Min *et al.*, 1998) qui met en évidence les problèmes de localisation et de routage dans la chaîne logistique verte.

Hormis ces études, d'autres méthodes peuvent être trouvées parmi lesquelles :

- La gestion durable des réseaux logistiques (Cruz et Matsypura, 2009; Young et Kielkiewicz-Young, 2001) ;
- La conception et planification de réseaux de transport (Shiftan *et al.*, 2003) ;
- La modélisation des infrastructures (Harris *et al.*, 2011, 2007) ;
- Les problèmes de localisation de centres logistiques (Wang *et al.*, 2011) ;
- Les achats verts et approvisionnements écoresponsables (Chen, 2005 ; Carter *et al.*, 2000) ;
- L'analyse du cycle de vie (Morais *et al.*, 2010 ; Fija1, 2007) ;
- L'écoconception (Luttropp et Lagerstedt, 2006 ; Spangenberg *et al.*, 2010, Karlsson et Luttropp, 2006) ;
- Les mesures de performances (Bunse *et al.*, 2011 ; Perotto *et al.*, 2008) ;
- Les méthodes de gestion des déchets (Hicks *et al.*, 2004 ; Saadany et Jaber, 2010) ;
- La gestion des flux de la logistique inverse (El Korchi et Millet, 2011 ; Lee *et al.*, 2010) ;

Sarkis soutient que l'organisation et la gestion de la chaîne logistique verte sont influencées par un certain nombre de facteurs dont le cycle de vie du produit, la phase opérationnelle de la chaîne logistique c'est-à-dire les approvisionnements, la production, la distribution et la logistique inverse en incluant les pratiques dictées par la prise en compte de l'aspect environnemental, à savoir la gestion des déchets et les performances organisationnelles préalables à la mise en place d'une chaîne logistique verte. Il définit un cadre de décision pour la gestion et l'amélioration de la chaîne logistique verte (Sarkis, 2003).

On peut trouver dans la littérature d'autres aspects de la chaîne logistique verte ; des références peuvent être trouvées dans les articles de synthèse publiés par Srivastava, Beamon et par Sarkis (Srivastava, 2007 ; Beamon, 2008 ; Sarkis et al., 2011).

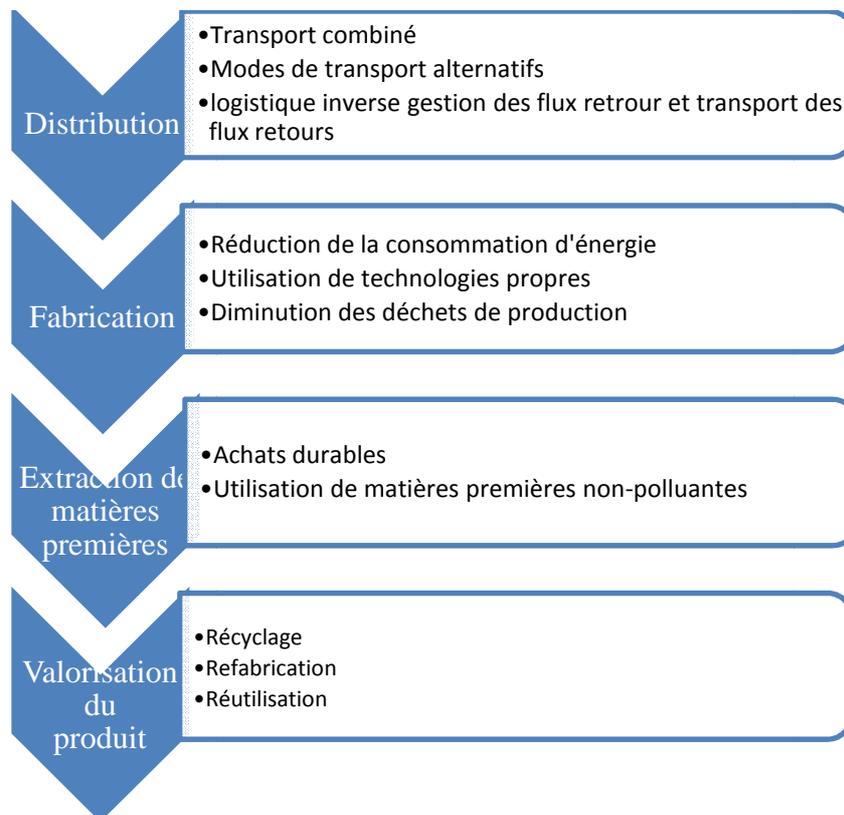


Figure 3. Actions majeures en chaîne logistique verte

En résumé, les méthodes utilisées pour parvenir à une chaîne logistique verte vont des techniques managériales et organisationnelles aux méthodes plus complexes issues de la recherche opérationnelle entre autres. Ces méthodes s'appliquent à toutes les étapes de la chaîne. La Figure 3 présente un résumé des méthodes existantes à chaque niveau de la chaîne logistique verte.

2. Vers un transport intermodal durable

Le concept de mobilité durable a fait naître de nouveaux concepts de transport ainsi que des technologies et méthodes managériales pour la réduction des impacts des systèmes de transport. Ce concept de la mobilité durable a pour but de changer les habitudes en matière de

transport afin de trouver un équilibre dans le triptyque « économie, écologie, société » (Figure 4), en d'autres termes ce concept a pour objectif de « *mettre en œuvre des actions pour allier développement économique et socio-écologique* ».

Cette section sera consacrée à la présentation des impacts environnementaux et sociétaux des systèmes de transport. Pour nous faire, nous allons dans un premier temps définir le transport intermodal, puis nous présenterons les modèles de réseaux de transports intermodaux existants ainsi que les études sur la planification d'itinéraires intermodaux, avant de détailler les différents impacts et les méthodes existants pour réduire ou prévenir les conséquences liées à ces impacts.

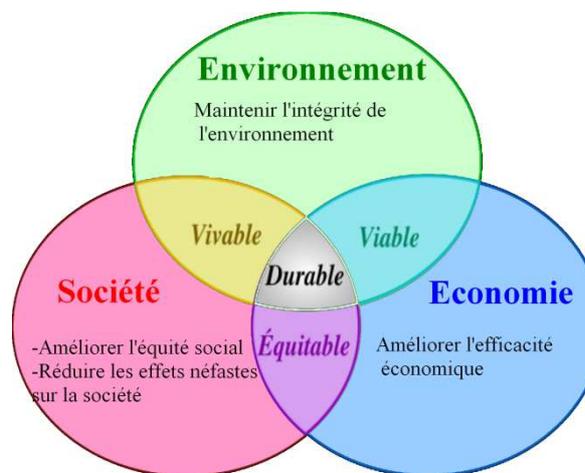


Figure 4. Objectifs du transport durable

2.1 Généralités sur le transport intermodal

Le développement du mode routier génère aujourd'hui de plus en plus de nuisances. Ces nuisances sont de moins en moins bien acceptées par les populations, et la recherche de solutions de développement durable axée sur des transports plus respectueux de l'environnement s'intensifie. Les modes alternatifs au mode routier ne sauraient satisfaire aux exigences du marché (dispersion des unités de production et nécessité d'une desserte fine des zones de consommation, accessibilités aux entrepôts clients...) ainsi qu'aux contraintes géographiques. C'est donc naturellement que des solutions utilisant plusieurs modes de transports successifs sont apparues afin d'utiliser au mieux les qualités de chacun d'eux tout en respectant la compétitivité globale de la chaîne de transport. Le transport intermodal est ainsi apparu et s'impose progressivement sur certains segments du marché.

2.1.1 Description du transport intermodal

Le transport intermodal est défini par la Conférence Européenne des Ministres des Transports (ECMT, 2001) comme étant le transport d'une charge utile (marchandises, hommes...) en utilisant successivement deux ou plusieurs modes de transport (*train, rail, bateau, route, oléoduc...*), d'un point « origine » à une « destination » donnée, sans avoir à dépoter les marchandises d'un premier contenant pour les recharger dans un autre (Figure 5). Les systèmes de transport intermodaux offrent donc un grand choix de mode de transport et

plusieurs alternatives de chemins possibles ; d'où la nécessité d'une meilleure coordination des flux et des mouvements dans un tel système.

L'intermodalité est un processus de transport par le biais d'une interconnexion de réseaux impliquant diverses combinaisons de modes de transport ; dans ce processus, toutes les composantes c'est-à-dire tous les réseaux impliqués (rails, routes, voies maritimes...) sont parfaitement liées notamment par la mise en place de plateformes favorisant le passage d'un mode à l'autre dans le but de former une coordination efficace (Figure 5). Cette organisation offre une gamme complète de modes de transport et plusieurs options de transport ; ce qui permet de coordonner les livraisons, la production, le stockage et les différentes fonctions de distribution dans le cas du transport intermodal de marchandises. Les réseaux intermodaux sont caractérisés par des changements dynamiques dus au passage des marchandises d'un mode de transport à un autre et des modes de transport multiple opérant simultanément entre eux (Qu et al., 2008). Le passage d'un mode de transport à un autre est appelé *transfert modal* ou *transbordements*.

Le transport intermodal combine les avantages de chaque mode de transport. Par exemple pour le fret, il peut combiner les avantages de la route et du rail ; le rail pour les longues distances et les grandes quantités et la route pour la distribution et/ou la collecte pour des courtes et moyennes distances. Il vise à rééquilibrer l'utilisation du réseau et des modes de transport exploités. Pour le cas du transport de personnes, il associe de façon complémentaire la sécurité et l'efficacité d'un mode (par exemple, le train) à la souplesse d'un autre mode (par exemple, le bus). Il présente également des avantages importants pour la collectivité en constituant une bonne réponse aux problèmes de congestion, d'environnement et d'insécurité routière. Cependant, le transport intermodal ne représente guère qu'environ 5 % du total des transports terrestres (Conseil National des Transports CNT, 2005) en tonnes.kilomètres de marchandises dans l'ensemble des pays européens.

Le transport intermodal est en pleine expansion ; les études menées sur de tels systèmes portent le plus souvent sur les caractéristiques des réseaux intermodaux, la complexité des algorithmes pour la modélisation des dits réseaux et l'optimisation des opérations en leur sein.

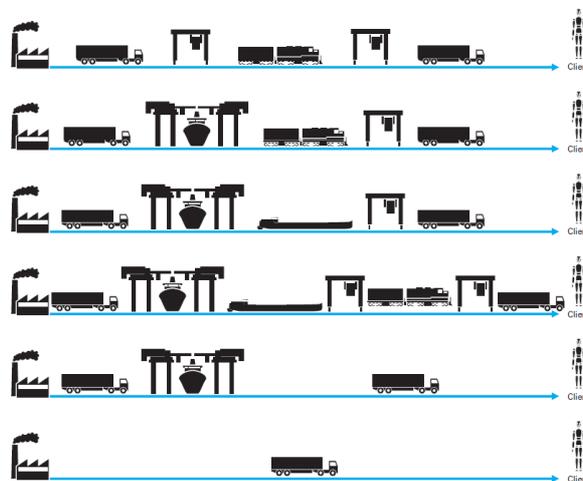


Figure 5. Les diverses formes de transport intermodal (Toubol, 2007)

Les problématiques au sein des systèmes de transport intermodaux sont entre autres la localisation et la modélisation des terminaux intermodaux, la planification d'itinéraires intermodaux et la coordination des transbordements. Pour le fret intermodal, d'autres facteurs doivent être pris en compte comme notamment la taille des lots à envoyer, le volume de marchandises à transporter ainsi que les contenants utilisés.

2.1.2 Modélisation des réseaux de transport intermodaux

La modélisation des réseaux de transport fait appel, dans la majorité des cas, à la théorie des graphes. En effet, les problèmes de transport de marchandises peuvent être modélisés sous la forme d'un problème d'optimisation de réseau de transport.

En général, la représentation utilisée pour modéliser un réseau de transport est un graphe $G = (V, A)$ où l'ensemble des arcs A représente les chemins possibles du réseau et l'ensemble des nœuds V représente les intersections entre ces chemins ; en d'autres termes, les nœuds représentent des villes ou des points de dépôts et les arcs les chemins qui relient ces villes entre elles ; ces chemins peuvent être des routes, des lignes de chemin de fer, des lignes aériennes ou maritimes, etc.

La particularité des réseaux multimodaux et/ou intermodaux est la diversité des modes de transport ; cela rend la modélisation du réseau plus complexe et le nombre de données à traiter devient très important ; d'où la nécessité d'une modélisation cohérente des données de celui-ci. La modélisation classique des réseaux de transport intermodaux consiste à considérer des réseaux différents par mode de transport étudié et de mettre en place des points de transfert entre ces réseaux. [Crainic et Kim](#) considèrent le transport intermodal de marchandises comme étant une chaîne constituée de plusieurs modes de transport qui interagissent dans des terminaux intermodaux afin d'assurer un service de transport de porte-à-porte ; dans ce cas, la modélisation dans le réseau intermodal consiste à trouver la meilleure représentation possible des modes de transport, des axes associés à ces modes et des infrastructures notamment les installations et les terminaux intermodaux ([Crainic et Kim, 2007](#)). Parmi les méthodes de modélisation de réseaux intermodaux existants, nous trouvons entre autres le modèle de graphe multivalisé, les modèles utilisant des graphes de transfert et les modèles utilisant des hypergraphes.

2.1.2.1 Graphe multivalisé

[Ziliaskopoulos](#) propose une modélisation multivalisée des réseaux intermodaux. Le réseau est représenté par un graphe orienté $G(V, A, T, M)$ où V est l'ensemble des nœuds, A l'ensemble des arcs, T l'ensemble des fenêtres temporelles et M l'ensemble des modes de transport disponibles sur le réseau. Dans ce modèle, un temps de trajet $\tau_{ij}^x(t)$ est associé à chaque arc (i, j) du réseau et à chaque mode de transport $x \in M$; $\tau_{ij}^x(t)$ est donc le temps requis pour parcourir l'arc (i, j) avec le mode de transport x . Une variable Ξ est définie pour l'ensemble des changements de modes (transbordement) sur chaque nœud avec $\Xi = \{\xi_{ijk}^{xy}(t)\}$ où $\xi_{ijk}^{xy}(t)$ représente le temps nécessaire pour le transbordement du mode x vers le mode y en arrivant

de l'arc (k, i) avec le mode x pour aller vers l'arc (i, j) avec le mode y (Figure 6). Dans un tel réseau, nous avons le choix entre plusieurs modes de transport à chaque nœud ; en d'autres termes, à chaque nœud, pour accéder aux nœuds suivants, nous avons le choix entre continuer avec le même mode transport ou le remplacer par un autre en effectuant des opérations de transbordement (Ziliaskopoulos et Wardell, 2000).

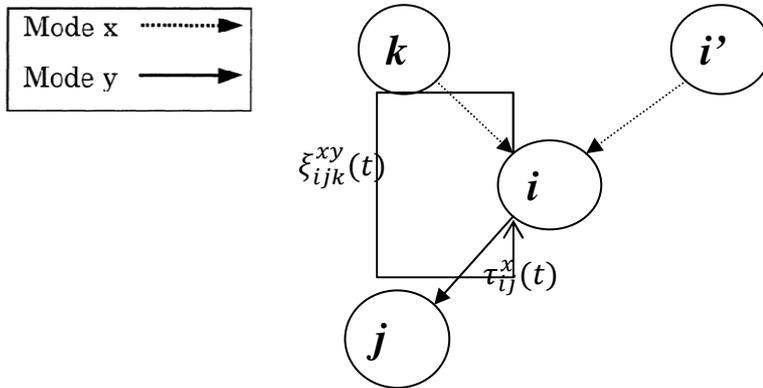


Figure 6. Graphe multi-valué (Ziliaskopoulos et Wardell, 2000)

2.1.2.2 Modèle hypergraphe

Lozano (Lozano et Storchi, 2002) utilise le modèle d'hypergraphe présenté par Nguyen (Nguyen et Pallottino, 1986) pour modéliser un réseau de transport intermodal appelé hypergraphe multimodal (Figure 7). Un hypergraphe est une paire $H = (N, E)$, où N est l'ensemble des nœuds et E l'ensemble des hyper-arcs (h-arcs). L'hypergraphe multimodal est défini par un triplet $H = (N, E, M)$ où N est l'ensemble des nœuds, E l'ensemble des h-arcs et M est l'ensemble des modes de transports associés aux h-arcs.

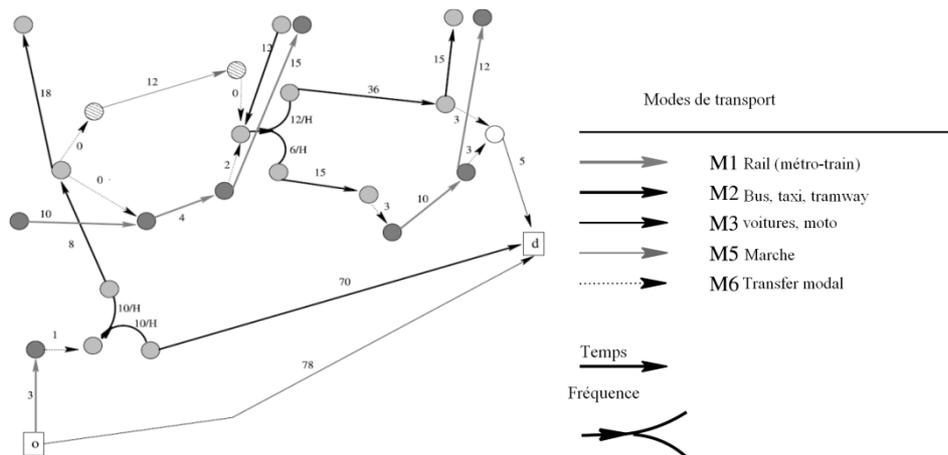


Figure 7. Modèle d'hypergraphe intermodal avec temps de transport et fréquence (Lozano et Storchi, 2002)

2.1.2.3 Modèle des arcs de transfert

Lozano utilise deux types d'arcs pour représenter les réseaux intermodaux : le premier arc appelé « arc de transfert » est utilisé pour représenter les changements de modes dans le réseau et le second appelé « arc de déplacement » représente un arc connectant deux nœuds par le même mode de transport (Figure 8). Si M est l'ensemble des modes de transport disponible sur le réseau, un seul mode de transport est associé à chaque arc $(i, j) \in A$ et les transferts de modes sont considérés comme des modes (Lozano et Storchi, 2001).

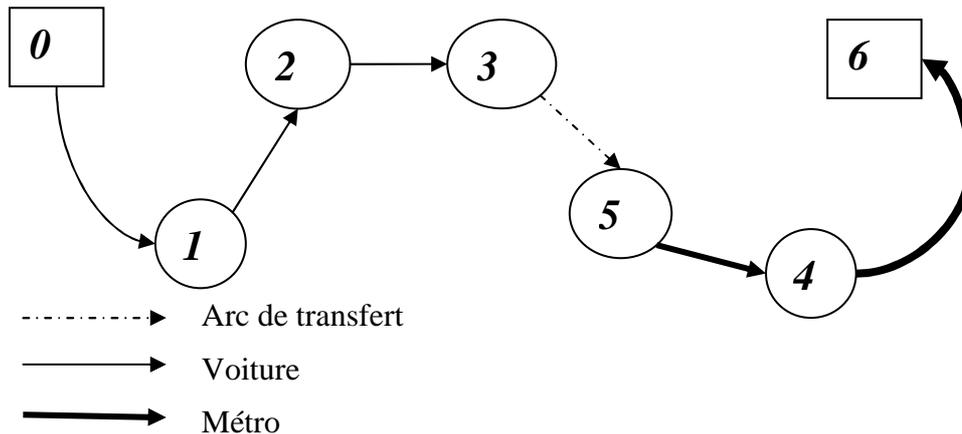


Figure 8. Exemple de chemin intermodal avec un arc de transfert (Lozano et Storchi, 2001)

2.1.3 Planification d'itinéraire intermodal

La majeure partie des études présentées dans la littérature sur la planification d'itinéraires intermodaux portent sur la planification des itinéraires dans les réseaux de transport urbains et notamment les transports en commun. Cette planification a pour objectif principal le choix des moyens de transport adéquats et des chemins qui y sont associés en fonction d'un certain nombre de critères de choix. À cet effet, Ahn par exemple étudie l'impact des décisions de choix de chemins sur la consommation énergétique des véhicules et le coût des émissions pour différents types de véhicules en utilisant des outils macroscopiques et microscopiques d'estimations des émissions. Les résultats démontrent que le choix des autoroutes n'est pas la meilleure des solutions du point de vue de la consommation énergétique et de l'impact environnemental. Plus précisément, ces études révèlent que des améliorations significatives peuvent être obtenues lorsque les automobilistes utilisent les routes à moyennes ou petites vitesses plutôt que des voies rapides, même si cela augmente le temps de transport (Ahn et Rakha, 2008).

En ce qui concerne le transport de marchandises, la planification d'itinéraire tient compte des flux de marchandises et de la taille des lots acheminés entre autres. Selon Crainic, la planification stratégique des systèmes multimodaux inclut la modélisation de la demande, la modélisation des approvisionnements et l'affectation des flux de marchandises multiples au réseau multimodal (Crainic et Kim, 2007). Parmi les études dédiées au problème de planification d'itinéraire de fret intermodal, quelques-unes sont présentées ici.

En effet, [Hsua](#) présente une analyse bi-critères appliquée à la gestion d'hubs multimodaux dans le but de planifier les expéditions du transport maritime en optimisant simultanément le coût de transport et le coût de stockage. Le modèle analytique proposé a permis de déterminer un routage optimal ainsi que la taille de lots et les fréquences des expéditions en fonction des coûts de stockage et de transport ([Hsua et Hsieh, 2007](#)).

[Androutsopoulos](#) présente un algorithme à fixation d'étiquettes afin de déterminer les itinéraires intermodaux en tenant compte des fenêtres temporelles pour optimiser le temps de transport, le coût de transport et le nombre de transferts. L'approche proposée consiste à décomposer le problème en une séquence de sous-problèmes d'itinéraires élémentaires. La méthode utilisée permet de trouver des itinéraires non-dominés en combinant la programmation dynamique et une méthode à fixation d'étiquettes ([Androutsopoulos et Zografos, 2009](#)).

[Caramia](#) propose une heuristique pour l'optimisation multiobjectif du fret intermodal longue distance. Il optimise simultanément le temps de transport, le coût de transport et l'indice de partage du moyen de transport (capacité du moyen de transport à générer des solutions respectant une économie d'échelle). Cette étude est basée sur un cas réel d'étude en Italie, où un opérateur logistique doit servir un certain nombre de demandes d'expédition de marchandises de ses clients. Il s'impose donc la nécessité de définir des itinéraires avec le mode de transport approprié et la composition moyenne des moyens de transport, pour mener à bien les produits de leurs origines à leurs destinations données ([Caramia et Guerriero, 2009](#)). L'algorithme de [Martins](#) ([Martins, 1984](#)), combiné à une heuristique de recherche locale a été appliquée dans cette étude. L'algorithme privilégie trois types de chemins imposés par l'opérateur logistique ; les chemins utilisant uniquement la route, les chemins ayant un transbordement proche de l'origine et ceux ayant un transbordement proche de la destination. Dans un premier temps, l'algorithme de Martins est appliqué pour trouver tous les chemins non-dominés. Parmi les chemins ainsi trouvés, les chemins ne respectant pas les conditions posées par l'opérateur logistique sont ensuite supprimés, les moyens de transport sont ensuite affectés suivant deux procédures, l'une minimisant le coût de service du transport routier et l'autre minimisant le coût et le temps de service des transports ferroviaires et maritimes.

[Chang](#) traite le problème de choix d'itinéraire intermodal sous forme d'un problème de flux multi-produits multiobjectif multimodal (multiobjective multimodal multicommodity flow problem (MMMFP)) en tenant compte de fenêtres temporelles et de coûts concaves. Ces coûts sont définis pour chaque mode transport en tenant compte d'économies d'échelles dépendant de la quantité de marchandises transportée ; ce qui donne une fonction coût de forme concave c'est-à-dire que les coûts sont élevés pour de petites quantités de marchandises, moyens, voire très bas, pour des quantités assez élevées et élevés encore pour de très grandes quantités de marchandises. La méthode de résolution utilisée pour le problème est une heuristique basée sur des techniques de relaxation et de décomposition ; le problème d'origine est subdivisé en un ensemble de sous-problèmes, plus petits et plus faciles à résoudre. Les fonctions à optimiser sont le temps de transport et le coût total des flux ([Chang, 2008](#)).

2.2 Les impacts environnementaux et sociétaux du transport

Le transfert de matières premières et de biens d'un point à l'autre dans une chaîne logistique se fait par divers modes de transport, à savoir terrestre, aérien ou maritime. Les niveaux et les types de pollution dus au transport dépendent principalement de la combinaison de deux facteurs : le type de mode de transport et de la distance parcourue. Les impacts du transport sur la santé tels que les maladies respiratoires dues à la pollution de l'air, les intoxications sur la faune et la flore dues aux marées noires, les risques de cancers dus aux hydrocarbures aromatique polycyclique et les nitrates ne sont plus à démontrer. Les impacts du transport sur l'environnement sont bien connus de nos jours ; ils comprennent le réchauffement climatique, la détérioration de la couche d'ozone, la dispersion de substances organiques et inorganiques toxiques notamment l'ozone troposphérique, la raréfaction du pétrole et d'autres ressources naturelles, et la dégradation des paysages et des sols.

2.2.1 Données sur l'ampleur des impacts

D'après un rapport de l'ADEME (ADEME, 2006) paru en mars 2006, la France est au carrefour des principales routes européennes et supporte une grande partie du trafic intra-européen. Entre 1990 et 2000, le trafic de marchandises intérieur a augmenté de 30%, alors que le trafic de transit a crû de 70 %. En effet, l'Île-de-France, l'arc alpin et l'axe pyrénéen se trouvent géographiquement à l'intersection des grands axes Nord-Sud et Est-Ouest de la France. On y enregistre donc un trafic de transit très important à l'origine de fortes concentrations de polluants atmosphériques (oxydes d'azotes particulièrement), principalement du fait des poids lourds. Le transport routier assure à lui seul 80% des échanges de marchandises régionaux et longues distances. Les distances parcourues ne cessent d'augmenter, alors que le chargement des camions a plutôt diminué en poids, mais augmenté en volume ; en conséquence, si les marchandises se sont globalement allégées, les « tonnes.kilomètres » parcourues ne cessent de croître.

Dans son Livre blanc (Transport White Paper, 2006), la Commission Européenne évoque une augmentation de 38% du marché de fret interne européen (tous modes confondus) dans les dix prochaines années. Elle prédit une augmentation de 8% à 15% de la part de marché du fret ferroviaire d'ici 2020. La Figure 9 présente l'augmentation prévisionnelle de l'utilisation de chaque mode de transport de 2000 à 2020 ; suivant l'utilisation actuelle des ressources en transport, la tendance est à l'augmentation exponentielle du taux d'utilisation. Cette augmentation a pour conséquence l'augmentation de la consommation des ressources naturelles et des émissions de polluants affectant à la fois l'environnement et la société, tant au niveau des désagréments dus aux pollutions qu'au comportement.

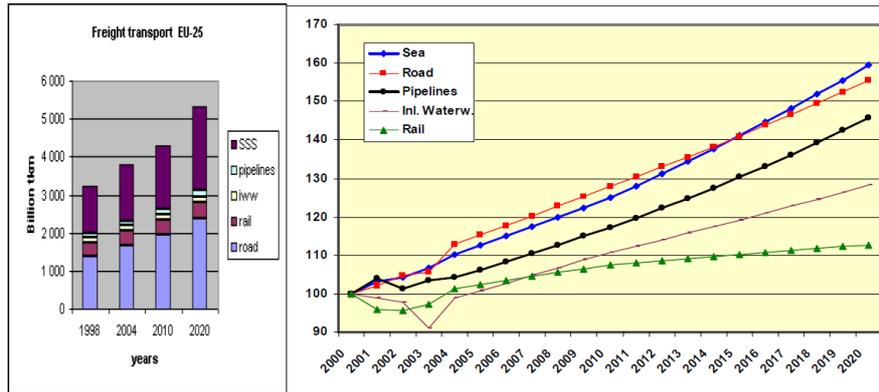


Figure 9. Évolution prévisionnelle du fret par mode de transport (Transport White Paper, 2006)

De plus, selon une étude menée par [Piecnyk](#), trois scénarios illustrent cette tendance pour le fret routier. En effet, le premier scénario appelé Business-As-Usual (BAU) est un scénario positif selon lequel on augmenterait l'efficacité énergétique du mode routier d'une part, et d'autre part on réduirait de 10% les émissions de CO₂ par rapport au niveau actuel ; l'empreinte carbone du transport routier de marchandises serait donc de 17,4 millions de tonnes de CO₂ en 2020. Cela sera possible notamment par l'utilisation optimale des véhicules, en optimisant le taux de charge des camions. Dans le deuxième scénario appelé scénario optimiste, les émissions de CO₂ du transport routier de marchandises seraient de 47% en dessous du niveau actuel (10,3 millions de tonnes de CO₂ en 2020), par exemple en déplaçant des marchandises hors du transport routier vers des modes alternatifs et par une réduction de la longueur moyenne du trajet de 15 km par rapport à la valeur actuelle. Enfin, dans un scénario pessimiste, l'empreinte carbone du fret routier atteindra 30,0 millions de tonnes de CO₂ en 2020 (56% au-dessus du niveau actuel), si aucune action n'est mise en œuvre pour limiter le phénomène ([Piecnyk et McKinnon, 2010](#)). Des mesures efficaces doivent alors être prises pour limiter voire supprimer tous ces impacts.

2.2.2 Pollution et autres impacts

La pollution émanant des véhicules, tels que les camions, inclut les gaz polluants tels que le monoxyde de carbone (CO), les oxydes d'azote (NO_x), les particules polluantes et les composés organiques volatils (COV). Certains hydrocarbures (y compris les COV) provenant des émissions des moteurs sont cancérigènes. Les COV sont connus comme étant très dangereux pour la santé humaine. Le NO_x est un gaz toxique invisible qui peut former de fines particules d'aérosols ou de sels pouvant contribuer aux pluies acides ou au smog. Les carburants des moteurs sont souvent émis sous forme de particules polluantes. Ces particules toxiques sont très souvent des substances chimiques cancérigènes causant d'énormes dégâts dans les poumons. En outre, l'ozone et les particules sont responsables de maladies respiratoires, de dommages environnementaux et de problèmes de visibilité, tels que le brouillard ([United States Environmental Protection Agency, 1999](#)). De plus, environ 20% des citoyens européens souffriraient de problèmes dus aux bruits des transports. Il apparaît que même si nous avons une augmentation importante de l'utilisation des modes de transport, l'on

peut obtenir une utilisation plus efficace de ces modes sans augmenter les émissions de polluants et la consommation des ressources naturelles.

Pour le transport aérien, les principaux impacts environnementaux directs sont les émissions gazeuses et sonores des avions et, dans une moindre mesure, les rejets liquides, gazeux et solides générés par les activités au sol. Au niveau local, l'impact majeur réside dans les nuisances sonores (Air France, 2006-2007). La grande partie des émissions émanant du transport aérien provient de la phase de décollage ou LTO-Landing and Taking-Off (roulage et décollage). Des mesures sont prises par les compagnies aériennes et les aéroports pour limiter ces conséquences notamment par la réduction du temps de roulage ainsi que par la mise en place de méthodes permettant de réduire le nombre de moteurs en marche pendant la phase LTO.

L'impact du transport sur l'environnement et la société peut également être évalué en termes monétaires ; le coût de la santé, le coût des journées de travail perdues et le coût économique des décès, etc. Au Royaume-Uni par exemple, les économistes de l'environnement ont estimé le coût de la pollution atmosphérique due aux transports routiers à 19.7 milliards d'euros par an (The Ashden Trust, 1994). Beaucoup d'autres chercheurs ont examiné les problèmes de pollution dans les agglomérations (Flachsbarth, 1999 ; Colvile et al., 2001). Le Tableau 1 ci-dessous présente les coûts moyens des impacts pour plusieurs types de véhicules pour le mode routier ainsi que les coûts engendrés par les autres modes de transport à la fois pour le transport de marchandises et le transport de personnes.

Marginal Costs (Average Costs) [Euro per 1000 Pkm/Tkm]	Road					Rail		Aviation		Water- borne
	Car	MC	Bus	LDV	HDV	Pass	Freight	Pass	Freight	Freight
Accidents 1)	11-54 (36)	79-360 (250)	1-5 (3.1)	44-163 (100)	2.3-11 (6.8)	0-1 (0.9)	0 (0)	0-1 (0.6)	0 (0)	0 (0)
Noise	0.2-21 (5.7)	0.6-53 (17)	0.1-7.5 (1.3)	5.3-496 (36)	0.6-52 (5.1)	0.2-23 (3.9)	0.1-1.6 (3.5)	2.3-17 (3.6)	17-87 (19)	0 (0)
Air Pollution 2)	5-17 (17)	14 (7.9)	4-25 (20)	28-118 (131)	14-50 (32)	2-24 (4.9)	1-6.8 (4)	0.8-2 (1.6)	0.8 (2.6)	4.5 (9.7)
Climate Change	12-25 (16)	9.6 (14)	5.5-11 (8.9)	125-134 (134)	15-18 (15)	4.2-8.9 (5.3)	4.2-5.3 (4.7)	36-42 (35)	117 (154)	4.7 (4.2)
Nature & Landscape	0-1.8 (2.5)	0-1.8 (2)	0-1.3 (0.8)	0-23 (23)	0-8.9 (2.2)	0-0.8 (0.7)	0-0.3 (0.5)	0-2.9 (1.7)	0-8.5 (8.5)	0-0.5 (0.5)
Urban Effects	10.7-11.7 (1.5)	6.7-7.4 (1.1)	3-3.2 (0.5)	75-83 (12)	8-9 (1.3)	0 (0.9)	0 (0.9)	0 (5)	0 (21)	0 (2.6)
Upstream Process	3.3-6.7 (8.6)	2.7-5.4 (6.0)	2.8-6.5 (4.3)	40-72 (69)	4.2-8.8 (8.7)	1.1-9.8 (3.8)	0.4-3.4 (5)	4.1-4.6 (5)	18-23 (21)	0.6-1.4 (2.6)

Tableau 1. Coût moyen des impacts par mode de transport pour le transport de marchandises et le transport de personnes en Europe INFRAS Zurich (Schreyer et al., 2005)

Les objectifs gouvernementaux sont de plus en plus axés sur une amélioration continue de la qualité de vie et l'assurance d'un développement économique à travers une utilisation efficace des ressources afin de promouvoir les potentiels d'innovation économiques et sociaux de l'économie. Un autre impact du transport est la congestion du trafic et la superficie occupée

par les systèmes de transport sur les surfaces habitables. La Figure 10 répertorie l'essentiel des impacts économiques, sociétaux, sociaux et environnementaux des systèmes de transport.

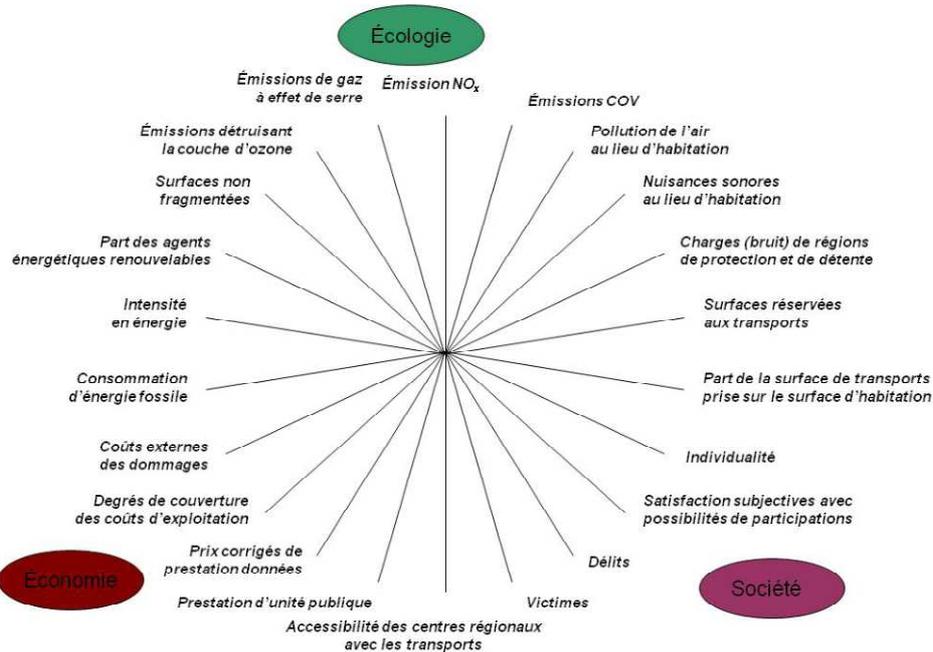


Figure 10. Roue de l'impact (Sawadogo et Anciaux, 2011)

Ces impacts sont ceux relevés pendant les phases d'utilisation du moyen de transport. D'autres impacts tels que ceux intervenant lors de la maintenance des moyens de transport, du dégivrage, les impacts lors des transbordements ou de la gestion des terminaux intermodaux peuvent également être considérés. Des impacts sont également observés au niveau des infrastructures de transport notamment sur la consommation de l'espace, la hausse de l'urbanisation. La Figure 11 représente les émissions de CO₂ par mode de transport entre 2000 et 2050 ; la tendance est à l'augmentation des émissions pour tous les modes de transport.

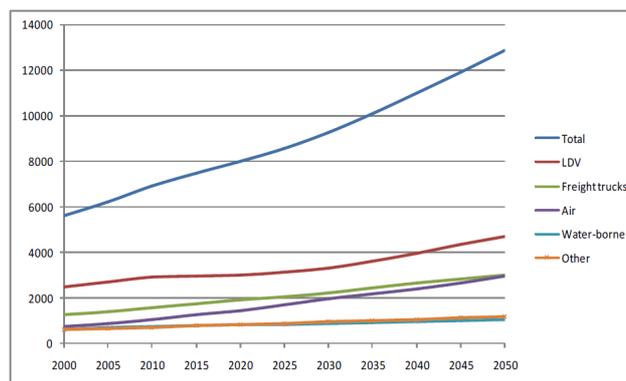


Figure 11. Courbes d'estimation des émissions de CO₂ (Mt) dans le monde de 2000 à 2050 (OECD and the international transport forum, 2008)

2.3 Réduction des impacts du transport intermodal

Plusieurs recherches ont été menées pour la réduction de ces impacts. Les solutions apportées par ces recherches vont des techniques managériales aux méthodes d'optimisation issues de la recherche opérationnelle. La majeure partie des études menées porte d'une part sur l'analyse des impacts émanant des systèmes de transport, et d'autre part sur l'estimation des coûts engendrés par les impacts environnementaux du transport (Piecnyk et McKinnon, 2007 ; Levinson et al., 1998 ; Forkenbrock, 1999). Des études sont également menées sur la mise en place de politiques d'internalisation des coûts environnementaux du transport (Ricci et Black, 2005) ainsi que sur les méthodes et modèles de calcul des coûts engendrés par les impacts (Janic, 2007).

Des méthodologies pour l'évaluation environnementale des politiques de transport, des plans et des programmes de réductions des émissions ont été conçus tant au niveau des gouvernements qu'au sein des entreprises. Ces politiques sont rendues possibles très souvent grâce des logiciels de calcul des impacts et un ensemble de méthodes permettant d'estimer les émissions des transports. Dans le secteur maritime par exemple, il a été démontré que la réglementation MARPOL (MARPOL, 1973) sur la pollution par les navires a eu un effet positif sur l'environnement marin. Cette réglementation a également permis l'échange de bonnes pratiques entre les gestionnaires des ports sur la gestion environnementale, ainsi que promotion de l'utilisation de données sur les sédiments pour améliorer le contrôle de la pollution dans les opérations de dragage.

D'autres méthodes de réduction des impacts par l'introduction de nouvelles technologies, par de nouveaux concepts de transport et par l'intégration des questions environnementales dans la planification des systèmes de transport ont également été proposées. Ces concepts incluent la mise en place de moteurs moins polluants, la mutualisation des moyens de transport, l'utilisation de biocarburants et l'écoconduite entre autres. Un autre moyen pour réduire les impacts est l'utilisation de moyens de transport non-motorisés comme la marche ou le vélo, mais ceci n'est valable que pour les transports urbains. Pour le fret, la tendance est à l'utilisation de modes moins polluants tels que le train ou le bateau ainsi qu'à l'optimisation de la taille des lots transportés.

D'autres travaux ont porté sur les stratégies de réduction elles-mêmes, visant à partager la connaissance des meilleures pratiques, des techniques managériales et d'évaluer leur performance sur des cas réels. Les objectifs de ces travaux sont :

- L'identification des moyens pour améliorer la réduction des bruits (limitation des horaires de livraison dans les secteurs urbains, véhicules à faibles nuisances sonores) ;
- La définition de systèmes commerciaux viables et liés à des orientations politiques pour la gestion des déchets ;

- Le développement d'outils pour aider les autorités, les opérateurs et les décideurs à évaluer et contrôler la situation environnementale dans les ports et les plateformes logistiques ;
- La modélisation de la pollution ;
- Le développement de méthodes pratiques pour évaluer les rejets de contaminants provenant des nouveaux matériels à utiliser pour la construction routière et de contrôle de la dispersion des polluants provenant de la surface de la route dans le sol et les eaux de surface et souterraines.

Une autre solution pour réduire les impacts est la réduction des distances parcourues qui en elle-même est bénéfique pour l'environnement en ce sens où elle contribue à la réduction de la consommation de carburant, et donc des polluants qui en résultent. À ce titre, de nombreuses recherches s'intéressent aux problèmes de localisation d'unité de production ou de centre de distribution dans les chaînes logistiques vertes (Harris et al., 2011).

2.4 La congestion

Un autre volet de la réduction des impacts du transport concerne la réduction des congestions sur les axes de circulation, notamment le trafic routier. Les chercheurs dans le monde des transports ont longtemps cherché des moyens efficaces et satisfaisants pour décrire et analyser la congestion du trafic ; ainsi, de nombreuses approches ont été développées pour modéliser et réduire au mieux la congestion. La congestion dans les transports n'est bien sûr pas limitée au seul cas de la route, mais concerne également les aéroports et les voies aériennes, les ports, les chemins de fer et les usagers des réseaux de transport en commun comme le bus, le métro... (Lindsey et Verhoef, 1999). L'étude de la congestion se fait sur plusieurs niveaux à savoir le niveau microscopique, le niveau macroscopique et le niveau mésoscopique (Lindsey et Verhoef, 1999). À cela, il faut également ajouter la gestion des files d'attente dues à la congestion, qui est une forme d'analyse microscopique. La gestion des files d'attente s'intéresse à la réduction du temps d'attente et à la diminution des files d'attente aux différents points de congestions aux heures de pics ; des références peuvent être trouvées dans (Yang et Meng, 1998 ; Otsubo et Rapoport, 2008 ; Newell.,1999).

2.5 Conclusion

Les impacts que peut avoir le transport sont multiples. Cependant, les méthodes d'aide au déplacement intermodal au sein de la chaîne logistique verte ont très peu été étudiées dans la littérature. Nous trouvons quelques tentatives de résolution dans (Rondinelli et Berry, 2000 ; Qu et al., 2008). L'approche proposée par Rondinelli est une approche managériale intégrée appelée « proactive environmental management systems » qui est un « Système Proactif pour le Management Environnemental », ayant pour objectif de prévenir la pollution et de réduire les sources de dégradation de l'environnement par le fret intermodal (Rondinelli et Berry, 2000). Qu propose une méthode d'aide à la décision multicritère hybride utilisant une méthode AHP et une méthode à base de réseaux de neurones afin de proposer le choix de

chemin intermodal dans un réseau de six nœuds ; cette approche prend en compte entre autres les effets sociaux, la sécurité des moyens de transport et les effets de la congestion à travers une évaluation qualitative (Qu *et al.*, 2008). Cette dernière approche se révèle efficace pour des problèmes de petite taille ayant un nombre de critères peu élevé.

Cependant, il y a très peu d'articles qui relient les modèles de planification d'itinéraire intermodal et les problèmes de chaîne logistique verte énumérés précédemment. La Figure 12 présente un panorama des approches existantes pour la réduction des impacts du transport.

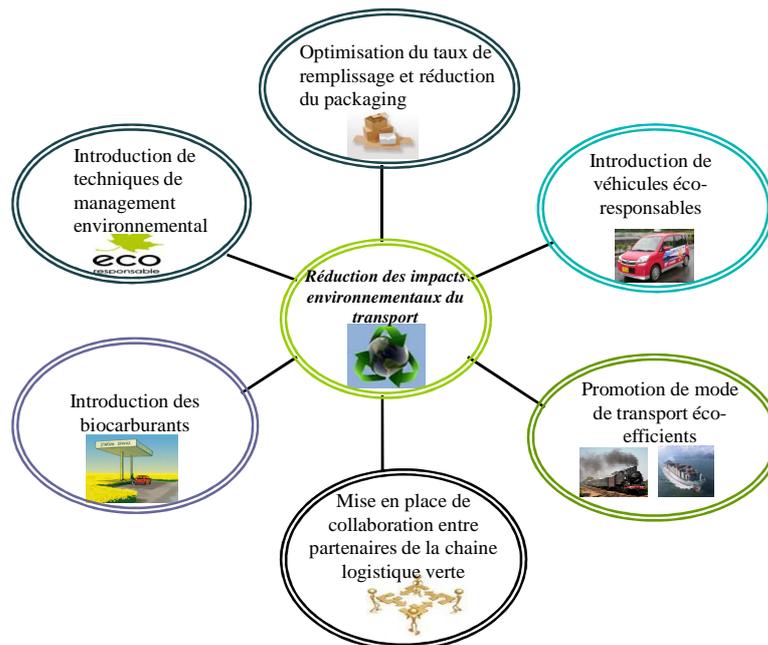


Figure 12. Réduction des impacts du transport

3. Optimisation multiobjectif et chaîne logistique verte

3.1 Optimisation combinatoire multiobjectif

Les problèmes d'optimisation combinatoire multiobjectif (MOCO) font partie d'une famille de méthodes dites d'optimisation multiobjectif. L'optimisation multiobjectif, aussi connue sous le nom d'optimisation multicritère ou d'optimisation multi-attribut, est un processus qui consiste à optimiser simultanément deux ou plusieurs objectifs, soumis à certaines contraintes. La plupart des décisions prises dans la vie réelle sont basées sur plusieurs critères. Les problèmes d'optimisation multiobjectifs sont donc dans divers domaines dont la conception de produit/processus de fabrication, le domaine automobile, les finances, etc. La solution obtenue représente un compromis entre deux ou plusieurs objectifs. Les objectifs peuvent être très souvent contradictoires, par exemple les solutions offrant un temps de transport optimal peuvent être celles qui émettent le plus de gaz à effet de serre, dans le cas où l'objectif est d'optimiser simultanément le temps et les émissions de gaz à effet de serre.

Il existe plusieurs familles de méthodes d'aide à la décision multiobjectif à savoir les MCDM (Multi Criteria Decision Making) ou méthodes de prise de décision multicritère, MCDA

(Multi Criteria Decision Aid) ou méthode d'aide à la décision multicritères, MOO (Multi Objective Optimization) ou méthodes d'optimisation multiobjectif.

Par définition, un problème d'optimisation multiobjectif contient deux ou plusieurs fonctions objectifs dépendantes ou indépendantes. Les fonctions objectif dépendantes sont sous la forme $(f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x))$ et les objectifs indépendants sont sous la forme $f_1(x), f_2(y), \dots, f_n(z)$. Ainsi, un problème d'optimisation mono-objectif peut être défini comme suit :

$$\text{Min } f(x)$$

$$x \in S$$

Où f est une fonction scalaire et S est un ensemble de contraintes définies comme suit :

$$S = \{x \in R^m : h(= 0), \quad g(x) \geq 0\}$$

Et la définition mathématique d'un problème d'optimisation multiobjectif est donnée par :

$$\text{Min } [f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)]$$

$$x \in S$$

Où $n > 1$ et S l'ensemble des contraintes.

Dans le cadre de l'optimisation multiobjectif, le concept scalaire de l'optimalité devient difficilement applicable. La notion d'optimalité de Pareto est donc introduite. Un vecteur $x^* \in S$ est dit Pareto-optimal pour un problème multiobjectif si tous les autres vecteurs $x \in S$ ont soit des valeurs plus élevées pour au moins une des fonctions f_i , avec $i = 1, \dots, n$, soit la même valeur pour tous les objectifs. Les solutions Pareto-optimales sont obtenues par des tests de dominance. Ce test est défini comme suit pour deux vecteurs critères x_1 et x_2 :

- **Dominance forte ou stricte** : On dit que x_1 domine fortement x_2 si et seulement si $x_1 > x_2$ (i.e: $x_1^n > x_2^n$, pour tout critère n). Si x_1 domine fortement x_2 , alors x_1 est meilleur que x_2 sur tous les critères.
- **Dominance faible** : On dit que x_1 domine x_2 si et seulement si $x_1 \geq x_2$ et $x_1 \neq x_2$ (i.e: $x_1^n \geq x_2^n$ pour tout critère n , et $x_1^n > x_2^n$ pour au moins un n). Si x_1 domine x_2 , alors x_1 est au moins aussi bon que x_2 sur tous les critères, et meilleur que lui sur au moins un critère.

La Figure 13 présente un exemple de front de Pareto ; dans cette figure, A domine B (amélioration des deux objectifs), A est dominé par C (détérioration des deux objectifs), A est incomparable à E (Amélioration de F1 et détérioration de F2), A est incomparable à D (Détérioration de F1 et amélioration de F2).

Les principales caractéristiques d'un problème d'optimisation multiobjectif sont le caractère contradictoire des objectifs et la diversité des solutions appartenant au front de Pareto. Un

aperçu complet de l'état de l'art sur les MOCO et les méthodes de résolution existantes peut être trouvé dans (Ehrgott et Gandibleux, 2000 ; Caramia et Dell'Olmo, 2008). Parmi les méthodes présentées, nous pouvons citer entre autres :

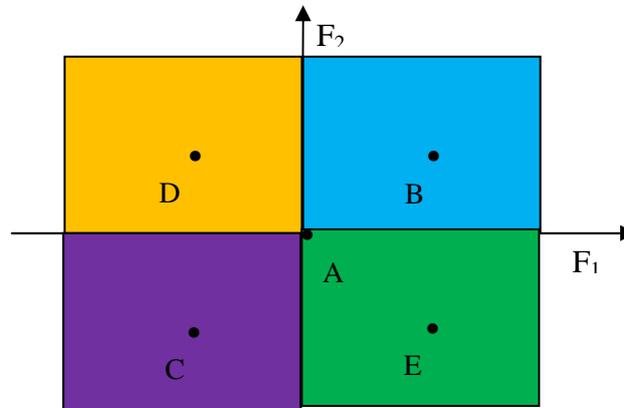


Figure 13. Exemple de front de Pareto

- **Les techniques de scalarisation** : Les objectifs sont combinés en une seule fonction scalaire à optimiser. Cette approche est souvent appelée méthode des sommes pondérées ou scalarisation. La fonction objectif ainsi obtenue est optimisée selon les méthodes d'optimisation mono-objectif classiques. L'efficacité de cette méthode est conditionnée par une définition adéquate des pondérations de chaque objectif. Les insuffisances de cette méthode résident donc dans la définition des poids de chaque objectif ainsi que dans la diversité des solutions obtenues.
- **La méthode ϵ -contraintes** : Le décideur choisit un objectif parmi les n objectifs à minimiser, le reste des objectifs est contraint à être inférieur ou égal à une valeur donnée ϵ . En d'autres termes, dans cette méthode il y a une fonction objectif plus importante que les autres, et un niveau maximal à respecter pour les autres fonctions tel que :

Minimiser $f_1(x)$, $x \in S$ et

$$\begin{cases} f_2(x) \leq \epsilon_2 \\ \vdots \\ f_n(x) \leq \epsilon_n \end{cases}$$

Ehrgott propose des modifications de cette méthode en améliorant notamment les difficultés de calculs générés par la méthode (Ehrgott et Ruzika, 2005).

- **Goal Programming (programmation par but)** : Cette méthode tente de trouver des valeurs « but » spécifiques à chaque objectif. Des détails sur l'application de cette méthode pour les problèmes multiobjectifs peuvent être trouvée dans (T'kindt et Billaut, 2005).

- **Multi-level Programming (programmation multi-échelle) :** Dans cette méthode les n objectifs sont classés de façon hiérarchique. Dans un premier temps, on optimise le premier objectif ; les résultats obtenus sont ensuite optimisés pour le second objectif, puis pour le troisième, ainsi de suite. Cette approche est intéressante lorsque la hiérarchie entre les objectifs est clairement définie et qu'il n'y a pas de nécessité à trouver un compromis entre les objectifs. L'un des inconvénients de cette méthode est que plus on avance dans la hiérarchie, plus le problème devient contraint et il devient donc impossible de trouver des solutions ; l'objectif le moins important tend à n'avoir aucune influence sur la solution optimale globale. Une application de cette méthode pour le transport de marchandises dangereuse est présentée dans (Kara et Verter, 2004) pour une programmation bi-niveau.
- **Les méthodes approximatives :** Ces méthodes comprennent entre autres le recuit simulé, la recherche locale, la recherche tabou, les algorithmes évolutionnistes tels que les algorithmes génétiques, les algorithmes de colonies de fourmis ... qui se sont révélés être également efficaces pour résoudre les problèmes d'optimisation multiobjectifs.

D'autres approches dites hybrides combinent ces méthodes les unes avec les autres, comblant ainsi les insuffisances d'une des méthodes par les avantages d'une autre. Des applications de l'optimisation multiobjectif telles que le problème de plus court chemin multiobjectif, le problème de voyageur de commerce, des problèmes d'ordonnancement, des problèmes de localisation dans la chaîne logistique... peuvent être trouvés dans la littérature.

3.2 L'optimisation multiobjectif pour les chaînes logistiques vertes

Traditionnellement, l'optimisation de la chaîne logistique est le plus souvent orientée vers l'optimisation d'un critère unique à savoir le coût, le temps, la qualité de service... dans un objectif global de minimiser les coûts ou optimiser les profits pour satisfaire la demande du client. Avec l'introduction de la notion de développement durable, les critères pris en compte dans la gestion des chaînes logistiques deviennent multiples, conduisant ainsi au développement de techniques d'optimisation basées sur plusieurs critères.

Lorsque plusieurs objectifs sont impliqués, de prime abord, les différents paramètres sont ajustés afin de maximiser simultanément les profits (ou de minimiser les coûts) ou d'optimiser le taux de service par exemple. Cette section présente quelques utilisations des méthodes d'optimisation multiobjectif pour résoudre des problèmes au sein des chaînes logistiques vertes.

Un système d'aide à la décision est proposé par Ülengin pour analyser les impacts des politiques de transport sur le système social, l'environnement, et la consommation d'énergie ; il a utilisé la méthode TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution) pour analyser les interactions entre transport et environnement en vue d'aider les décideurs à trouver des politiques appropriées pour atténuer et réduire les impacts environnementaux liés au transport (Ülengin et al., 2009).

Dans le même ordre d'idée, [Kainumaa](#) a proposé un système multi-attribut MAUT (Multi-Attribute Utility Theory) pour l'évaluation d'une chaîne logistique en boucle fermée incluant la réutilisation, le recyclage tout au long du cycle de vie des produits et des services. Ils intègrent le « rendement de l'actif investi » ou « rentabilité économique » (return on asset-ROA), la satisfaction du client, et l'analyse de cycle de vie (ACV) de la chaîne logistique dans une fonction d'utilité multi-attribut ([Kainumaa et Tawara, 2006](#)).

[Sawadogo et Anciaux](#) mettent en œuvre une approche basée sur la méthode ELECTRE pour trouver un chemin dans un réseau intermodal afin d'optimiser les critères économiques, sociétaux et environnementaux ; le but étant de trouver les chemins ayant le meilleur compromis entre ces critères ; sept critères sont pris en compte et les chemins les mieux classés par la méthode ELECTRE sont présentés ([Sawadogo et Anciaux, 2011](#)). En se basant sur le même modèle, une approche de résolution utilisant la méthode AHP (Analytic Hierarchy Process) a été mise en œuvre dans ([Sawadogo et Anciaux, 2010](#)), cette approche hiérarchique d'analyse multicritère a permis de classer les chemins du plus intéressant au moins intéressant suivant les critères socio-environnementaux et économiques.

[Qu](#) propose un système d'aide à la décision multicritères hybride combinant une méthode AHP et un modèle basé sur des réseaux de neurones artificiels pour la sélection de chemin dans le réseau intermodal en tenant compte des plusieurs objectifs dont les avantages sociaux et la sécurité du moyen de transport ([Qu et al., 2008](#)).

Les méthodes d'optimisation multiobjectif sont également appliquées à la modélisation d'infrastructure logistique au sein des chaînes logistiques vertes ; en effet, [Khoo](#) utilise une approche basée sur la simulation pour la localisation d'usines en optimisant simultanément le coût total et la pollution émanant du transport ([Khoo et al., 2001](#)). [Hugo](#) présente un modèle générique de programmation mathématique pour la planification stratégique et la conception d'un réseau de distribution de substances chimiques en vrac ; cette approche a pour objectif l'inclusion explicite des critères de l'analyse de cycle de vie (ACV) dans les décisions d'investissement stratégiques relatives à la conception et la planification des réseaux de la chaîne logistique. Le but ici est de minimiser l'impact environnemental résultant de l'exploitation de l'ensemble du réseau et d'optimiser le retour sur l'investissement nécessaire pour installer et faire fonctionner les usines ([Hugo et Pistikopoulos, 2005](#)).

L'avantage de méthodes d'aide à la décision multicritère telles que AHP, ELECTRE, MAUT, TOPSIS est qu'elles permettent d'optimiser facilement les problèmes et d'obtenir de bons résultats dans un temps raisonnable. Cependant, plus la complexité du problème augmente, plus ces méthodes deviennent inefficaces ; de plus, elles nécessitent que l'on définisse toutes les solutions possibles de l'espace de recherche, ce qui est impossible pour des problèmes de grande taille où l'on a des milliers de solutions possibles.

3.3 Le problème de plus court chemin multiobjectif (PPCMO)

Le choix d'un chemin pour acheminer des marchandises peut se faire en tenant compte du temps de transport, du coût, des stationnements, etc. D'une façon générale, les outils utilisés

pour guider ce choix sont basés sur des techniques de résolution de « problème de plus court chemin ». Étant donné un graphe orienté $G = (V, A)$, une origine $s \in V$ et une destination $t \in V$, le problème de plus court chemin a pour objectif de déterminer le chemin optimal dans le graphe G pour aller de s à t .

Le problème de plus court chemin est l'un des problèmes d'optimisation de réseau les plus étudiés depuis les années cinquante (Bellman, 1958 ; Dijkstra, 1959 ; Ford et Fulkerson, 1962). Toutes ces études sont basées sur la recherche d'un chemin dans un graphe en se basant sur un seul objectif. En effet, le problème de plus court chemin traditionnel a pour objectif la minimisation du temps et/ou du coût et de nombreux algorithmes de résolution sur ce problème existent dans la littérature.

Cependant, dans la plupart des problèmes réels traités, la complexité de l'environnement économique et social implique la prise en compte de plusieurs critères autres que le coût et le temps. En d'autres termes, il est nécessaire de considérer le fait que dans la vie réelle, la plus part des décisions sont prises en se basant sur plusieurs critères. En effet, si par exemple nous considérons le problème de transport de marchandises dangereuses, la définition d'une fonction mono-objectif prendra en compte chacun des critères temps, coûts, risque, distance séparément ; en terme de besoins sociaux, de réduction du risque et de la pollution. Il est clair que le modèle considérant simultanément ces objectifs produirait des solutions avec un niveau d'équité plus élevé (Caramia et Dell'Olmo, 2008).

Le problème de plus court chemin multiobjectif est donc une extension du problème de plus court chemin traditionnel et a pour objectif de trouver un ensemble de chemins dits efficaces en prenant en considération deux ou plusieurs objectifs qui sont le plus souvent contradictoires. La question ici n'est pas de trouver une solution optimale pour chaque fonction objectif, mais de trouver une solution qui optimise simultanément tous les objectifs (Pangilinan et al., 2007). Dans la plus part des cas, il n'existe pas de solution unique, mais un ensemble de solutions efficaces ou non-dominées est déterminé ; cet ensemble de solutions est appelé ensemble de solutions « Pareto optimal ».

3.3.1 Description et caractéristiques du problème

Le problème de plus court chemin multiobjectif est connu comme étant NP-difficile et les algorithmes rencontrés dans la littérature font face à des difficultés notamment pour la gestion du grand nombre de données sur les chemins non-dominés ; il en résulte un temps de calcul considérable. Il est à noter que le nombre de chemins non-dominés augmente de façon exponentielle avec le nombre de nœuds du graphe (Hansen, 1979).

Dans un scénario multiobjectif, on associe à chaque arc (i, j) du graphe $G = (V, A)$ un vecteur coût $c_{ij} \in R^n$ avec $c_{ij} = (c_{ij}^1, \dots, c_{ij}^n)$ composants, où n représente le nombre de critères. Un chemin P_{si} de l'origine s à un sommet quelconque i , est une séquence de nœuds et d'arcs $P_{si} = (s \equiv n_1, \dots, n_h \equiv i)$ avec $h \geq 2$ où chaque arc $(n_l, n_{l+1}) \in A$ pour $l = 1, \dots, h$. Un tel chemin est évalué à l'aide d'un vecteur de performances (ou vecteur objectif) $c^l(P_{si})$. Ainsi :

$$c^l(P_{si}) = (c^1(P_{si}), \dots, c^n(P_{si}))$$

Par exemple $c^1(P_{si})$ est le vecteur de performance du chemin P_{si} par rapport au critère 1. Où $c^l(P_{si}) = \sum_{(p,q) \in P_{si}} c_{pq}^l$ est la somme des coûts sur chaque arc du chemin (P_{si}) par rapport à chaque critère l ; avec $l = 1 \dots n$ critères.

Soit :

$$x_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si } (i, j) \text{ appartient à un chemin} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Ainsi, le problème de plus court chemin multiobjectif d'un point origine s à un point destination t , est défini comme suit :

$$\min f^l(x) = \sum_{(i,j) \in A} c_{ij}^l x_{ij} \quad \forall l = 1 \dots n$$

s/c.

$$\sum_{\{j:(i,j) \in A\}} x_{ij} - \sum_{\{j:(j,i) \in A\}} x_{ji} = \begin{cases} 1 & i = s ; x_{ji} = 0 \\ 0 & \forall i \in V \setminus \{s, t\} \\ -1 & i = t ; x_{ij} = 0 \end{cases} \quad (1)$$

$$x_{ij} \geq 0, \forall (i, j) \in A \quad (2)$$

La contrainte (1) est la contrainte d'équilibre de conception à chaque nœud i du réseau nécessaire pour obtenir les arcs construisant un chemin de s à t . La contrainte (2) est une contrainte de non-négativité.

Les objectifs étant conflictuels, il est généralement impossible de trouver une solution unique qui procure simultanément la solution optimale pour l'ensemble des objectifs $f^l(x)$. Par conséquent, la résolution du programme précédent consiste à rechercher un ensemble de solutions appelé ensemble Pareto-optimal ou ensemble efficace, en utilisant des relations de dominance.

Soit $S_{s,t}$ l'espace de solution du problème défini plus haut.

Étant donné un chemin $P_{st}^1 \in S_{s,t}$, le vecteur $c(P_{st}^1)$ est **non-dominé** s'il n'existe pas un autre vecteur $c(P_{st}^2)$ avec $P_{st}^2 \in S_{s,t}$ tel que $c^l(P_{st}^2) \leq c^l(P_{st}^1), l = 1, \dots, n$ et $(P_{st}^2) \neq c^l(P_{st}^1), \forall l$; sinon $c(P_{st}^2)$ **domine** $c(P_{st}^1)$.

Étant donné un chemin $P_{st}^1 \in S_{s,t}$, le vecteur $c(P_{st}^1)$ est « faiblement » **non-dominé** ssi, il n'existe pas un autre vecteur $c(P_{st}^2)$ tel que $c^l(P_{st}^2) < c^l(P_{st}^1), l = 1, \dots, n$, sinon $c(P_{st}^2)$ **domine** strictement $c(P_{st}^1)$.

L'ensemble des solutions efficace ou Pareto-optimale est formé par l'ensemble des chemins non-dominés. Divers algorithmes et méthodes ont été implémentés et étudiés pour résoudre ce type de problème.

3.3.2 Les approches de résolution du PPCMO

Plusieurs chercheurs tels que (Climaco et Martins, 1981, 1982 ; Martins, 1984 ; Hansen, 1980 ; Martins et al., 1999) se sont intéressés à la résolution du problème de plus court chemin multiobjectif. Les algorithmes et les méthodes qu'ils utilisent sont entre autres la programmation dynamique, les algorithmes à correction d'étiquettes, les algorithmes à sélection d'étiquettes, les méthodes interactives, et des algorithmes d'approximation (Gandibleux et al., 2006). Les principales méthodes proposées dans la littérature pour résoudre ce problème peuvent être classées en trois catégories : les méthodes génératrices, les méthodes basées sur une fonction d'utilité et les méthodes interactives. Dans la suite, une revue sur ces différentes approches et quelques résultats issus de la littérature sont présentés.

3.3.2.1 Les méthodes génératrices

Elles permettent de générer toutes les solutions Pareto-optimales ou une approximation de l'ensemble des solutions. Les approches appartenant à ce groupe sont principalement les méthodes d'étiquetage et les méthodes de classement. Il existe deux grandes familles d'algorithmes utilisant des étiquettes pour générer les solutions Pareto-optimales : les algorithmes à fixation d'étiquettes et les algorithmes à corrections d'étiquettes, qui peuvent être vus comme une généralisation des algorithmes à étiquettes utilisés pour les problèmes de plus court chemin classiques (Guerrero et al., 2001).

- **Les algorithmes à création ou fixation d'étiquette** : Ce sont des algorithmes type algorithme de Dijkstra valables pour les graphes à valeurs positives et qui ne contiennent pas de circuits négatifs. À chaque itération, un sommet i reçoit une étiquette définitive $V[x]$, on dira qu'elle est fixée ; une étiquette représente la valeur du plus court chemin de la source au nœud courant. Ces algorithmes traitent définitivement un sommet à chaque itération : ils sélectionnent un sommet x et calculent la valeur définitive de $V[x]$ (Lacomme et al., 2003). Un tableau de booléen « Done » indique les sommets fixés. Hansen en 1980 (Hansen, 1980) propose le premier algorithme à fixation d'étiquettes pour résoudre un problème de plus court chemin bi-critère avec des critères positifs.

L'un des précurseurs des algorithmes à fixation d'étiquettes pour les problèmes de plus court chemin multiobjectif est Ernesto Queiros Vieira Martins. En effet, Martins définit un algorithme à fixation d'étiquettes attribuant plusieurs étiquettes à chaque nœud. L'algorithme proposé dans (Martins, 1984) est une généralisation de l'algorithme de Hansen et des conditions générales ont été établies de sorte à s'assurer que l'étiquette temporaire la plus petite selon l'ordre lexicographique corresponde bien à un chemin non-dominé. Cet algorithme est basé sur le principe d'optimalité de Bellman et l'algorithme à fixation d'étiquettes de Dijkstra. L'idée principale de l'algorithme de Martins est le suivant : à chaque itération, pour tout sommet $i \in V$; il existe deux types d'étiquettes: une étiquette temporaire et une étiquette permanente (Caramia et Dell'Olmo, 2008). L'algorithme sélectionne l'étiquette la plus petite selon

l'ordre lexicographique parmi l'ensemble des étiquettes temporaires et la convertie en étiquette permanente, puis propage les informations contenues dans cette étiquette à toutes les étiquettes temporaires de ses successeurs directs (mise à jour des étiquettes des successeurs) j de i pour tout $(i, j) \in A$, puis il supprime toutes les étiquettes qui représentent un chemin dominé P_{sj} . La procédure s'arrête lorsqu'il n'y a plus d'étiquettes temporaires. Chaque étiquette permanente correspond à un chemin efficace.

[Martins](#) propose un algorithme à étiquettes pour le problème de plus court chemin multiobjectif et présente une analyse en termes de bornes du problème et d'optimalité des solutions ; ils concluent que le problème de plus court chemin multiobjectif est borné si et seulement si il n'y a pas de cycles absorbant dans le réseau ([Martins et Santos, 1999](#)).

Aussi, [Caramia](#) propose une méthode utilisant l'algorithme de Martins et une heuristique permettant de trouver une solution pour le problème de plus court chemin multiobjectif au sein multi-graphe multimodal. La première phase de cet algorithme consiste à déterminer l'ensemble des solutions Pareto-optimales à l'aide de l'algorithme de Martin. La seconde phase consiste à utiliser une heuristique de recherche locale pour allouer les modes de transport en fonction des temps de service de chaque mode ([Caramia et Guerriero, 2009](#)).

Une récente étude menée par [Gandibleux](#) présente une description concise du problème de plus court chemin multiobjectif. Leur étude rappelle l'algorithme à fixation d'étiquettes de Martins et tente de l'améliorer. Leur nouvel algorithme est une extension de l'algorithme de Martins par l'introduction d'une procédure pour résoudre les problèmes de plus court chemin multiobjectif avec plusieurs fonctions linéaires et une fonction de type max-min. Leur algorithme est testé sur une variété d'exemples et les résultats montrent que la densité et la taille du réseau augmentent le nombre de solutions efficaces ([Gandibleux et al., 2006](#)).

- **Les algorithmes à correction d'étiquettes** : Le premier algorithme à correction d'étiquettes a été conçu dans les années 50 par [Bellman](#) ([Bellman, 1958](#)). Cet algorithme peut affiner jusqu'à la dernière itération l'étiquette de chaque sommet. Il s'agit d'une méthode de programmation dynamique, c'est-à-dire d'optimisation récursive, décrite par des relations de récurrences ([Lacomme et al., 2003](#)). L'algorithme, à correction d'étiquettes, original pour le problème de plus court chemin multiobjectif a été développé par [Vincke](#) ([Vincke, 1974](#)) pour obtenir un ensemble de solutions Pareto-optimales pour un problème de plus court chemin bi-critère.

D'autres algorithmes du même type pour les problèmes de plus court chemin multiobjectif peuvent être trouvés dans ([Skriver et al., 2000](#) ; [Guerriero et al., 2001](#) ; [Ziliaskopoulos et Wardell, 2000](#)).

- **Les approches de classement (Ranking approach)** : Elles concernent une classe d'algorithmes dits algorithmes de k-plus courts chemins dont l'objectif est de générer dans un premier k-plus court chemin par rapport au premier objectif jusqu'à ce que le chemin avec une valeur minimale par rapport au second objectif soit obtenu. Cette méthode a pour but de déterminer non pas le plus court chemin, mais une liste des k-plus courts chemins (Martins et al., 1998). Des détails sur cette approche peuvent être trouvés dans (Martins et al., 1999 ; Androutsopoulos et Zografos, 2009).

3.3.2.2 Les méthodes basées sur une fonction d'utilité

Aussi appelées techniques de scalarisation ou de paramétrisation, ces méthodes constituent une manière plus simple de résoudre les problèmes multiobjectifs et consistent à associer un poids à chaque objectif de sorte à définir une combinaison linéaire de ces objectifs afin d'obtenir une fonction réelle qui pourra être optimisée en utilisant les méthodes usuelles. Ceci est appelé « paramétrisation » ou « linéarisation » du problème de plus court chemin multiobjectif. Ces méthodes transforment les problèmes multiobjectifs en un problème mono-objectif qui peut facilement être résolu avec les méthodes d'optimisation linéaires classiques. L'efficacité de cette méthode dépend de l'évaluation des priorités de l'importance relative données à chacun des objectifs. Utilisant cette méthode, Henig propose une méthode basée sur la combinaison linéaire des objectifs pour trouver les chemins non-dominés (Henig, 1986). Une autre proposition de résolution peut être trouvée dans (Modesti et Sciomachen, 1998).

Ce type d'approches ne permet pas une analyse complète des compromis entre les critères. Elle ne garantit pas que tous les chemins non-dominés seront trouvés.

3.3.2.3 Les méthodes interactives

Dans ces méthodes, les choix et préférences du décideur sont pris en compte progressivement dans le calcul des solutions et dans le choix final des solutions. En effet, dans le cas de l'optimisation multiobjectif, il n'est pas efficace de présenter l'ensemble des solutions non-dominées au décideur, car les solutions non-dominées trouvées par les algorithmes sont souvent multiples ; les procédures interactives ont pour but de remédier à ces lacunes (Coutinho-Rodrigues et al., 1999).

À cet effet, Current propose une méthode permettant d'assister le décideur dans le choix des solutions non-dominées trouvées ; cette méthode a pour objectif d'identifier un sous-ensemble de solutions non-dominées (Current et al., 1990).

Gabrel propose une approche énumérative et interactive pour trouver des chemins non-dominés dans un graphe ; la première phase de cette approche consiste à générer l'ensemble des solutions non-dominées en utilisant un algorithme à fixation d'étiquette. La seconde phase permet au décideur de choisir les critères qu'il privilégie en contraignant certains critères (par la réduction des valeurs de certains critères), cela a pour but d'agir sur la structure des solutions obtenues (Gabrel et Vanderpooten, 2002).

3.3.2.4 Métaheuristiques et algorithmes évolutionnaires

Dans cette section, nous présentons les métaheuristiques utilisées dans la littérature pour résoudre le problème de plus court chemin multiobjectif. Les métaheuristiques sont représentées essentiellement par les méthodes de voisinage comme le recuit simulé et la recherche tabou, et les algorithmes évolutionnaires comme les algorithmes génétiques et les stratégies d'évolution. Les algorithmes évolutionnaires sont des heuristiques de recherche basées sur les idées évolutionnaires sur la sélection naturelle des espèces. À ce titre, ils représentent une exploitation intelligente d'une recherche aléatoire utilisée pour résoudre les problèmes d'optimisation. Les algorithmes évolutionnaires ont été longtemps utilisés pour résoudre des problèmes mono-objectifs, mais très peu de chercheurs les ont appliqués au problème de plus court chemin multiobjectif (Pangilinan et al., 2007). Ils possèdent plusieurs caractéristiques qui leur permettent d'être aptes à résoudre les problèmes multiobjectifs.

De ce fait, diverses approches évolutionnistes ont été proposées depuis 1985 capables de résoudre les problèmes d'optimisation multiobjectif en un temps d'exécution raisonnable. Les principaux algorithmes évolutionnaires utilisés pour le problème de plus court chemin multiobjectif sont les algorithmes génétiques. De plus, des algorithmes à base de populations tels que les algorithmes de colonies de fourmis ont également été utilisés pour résoudre ce type de problème.

Bien que plusieurs approches aient été proposées pour résoudre les problèmes de plus court chemin multiobjectif, très peu se sont portés sur l'application des algorithmes évolutionnaires ou les métaheuristiques. La plupart des méthodes les plus récentes se sont concentrées surtout sur l'analyse des performances des différents algorithmes existants en termes de vitesse d'exécution, de complexité d'exécution ; la diversité et l'optimalité des solutions non-dominées sont presque toujours omises.

3.3.2.4.1 Les algorithmes génétiques pour le PPCMO

Une présentation détaillée des algorithmes génétiques peut être trouvée dans (Mitchell, 1999), elle résume également les approches actuelles en matière d'optimisation multiobjectif par les algorithmes évolutionnaires et soulignent l'importance des nouvelles approches dans l'exploitation des algorithmes évolutionnaires pour des problèmes multiobjectifs. Un nombre important d'algorithmes génétiques pour les problèmes multiobjectif existent, mais l'algorithme SPEA-II (*Strength Pareto Evolutionary Algorithm*) est considéré comme étant l'un des meilleurs algorithmes évolutionnaires multiobjectif élitistes.

Pangilinan propose une résolution, du problème de plus court chemin multiobjectif, basée sur les algorithmes génétiques et analyse les résultats obtenus en termes de diversité des solutions, de complexité de calcul et d'optimalité des solutions. L'algorithme SPEA-II est appliqué à un réseau généré aléatoirement avec neuf configurations possibles. Les résultats de cette étude montrent que le nombre de chemins efficaces augmente quand le nombre de générations augmente. Les solutions obtenues tendent vers le front de Pareto et donnent un bon compromis de solutions non-dominées à chaque génération. Considérant la complexité de

calcul, ils démontrent que l'algorithme est exécuté en un temps polynomial en rapport avec le nombre de nœuds et d'arcs du réseau (Pangilinan et al., 2007).

En appliquant également l'algorithme SPEA-II, He propose un algorithme permettant de trouver l'ensemble des solutions non-dominées. Dans cette méthode, il utilise une méthode de codage directe dans laquelle un chromosome représente un chemin entre la source et la destination. Un gène dans chaque chromosome indique l'identité (ID) d'un nœud et une chaîne de caractères (string) de nœud constitue un chemin dans le graphe. La longueur du chromosome est variable et elle ne doit pas excéder le nombre total de nœuds (à chaque nœud on associe une valeur entière ID). La population initiale est générée par un algorithme de recherche en profondeur. En répétant l'algorithme plusieurs fois, un ensemble de N chemins possible du nœud source au nœud destination est déterminé et considéré comme la population initiale. Cet algorithme diffère des autres, car il utilise un ensemble externe pour garder les solutions non-dominées et les différentes stratégies de sélection. L'algorithme recherche l'ensemble des chemins non-dominés pour l'utilisateur en lui laissant la liberté de choisir le meilleur chemin en fonction de l'ensemble de ses exigences spécifiques. Les simulations réalisées ont permis de montrer que l'algorithme convergeait rapidement vers le front de Pareto. Les résultats ont montré que cet algorithme est efficace pour le problème de plus court chemin multiobjectif (He et al., 2007).

3.3.2.4.2 Les algorithmes de colonies de fourmis pour le PPCMO

Si les algorithmes de colonies de fourmis sont de plus en plus utilisés pour la résolution de problèmes multiobjectifs, très peu d'études sur leur application au problème de plus court chemin multiobjectif existent. Dans l'article présenté par Cardoso, un algorithme de colonies de fourmis est utilisé pour résoudre un problème de plus court chemin multiobjectif. Ici, le processus d'optimisation utilise une seule colonie avec des traces de phéromones multi-niveaux et une heuristique qui favorise l'introduction d'une formule d'heuristique aléatoire pour construire les chemins optimisés. Toutes les fourmis artificielles essaient de trouver le plus court chemin de la source s à la destination t . Pour cela, chaque fourmi est placée sur le nœud source s et construit son chemin en ordonnant les nœuds et en considérant la proximité avec le nœud t ainsi que les traces de phéromones entre le nœud courant et ses successeurs. La première phase de cet algorithme consiste à construire les chemins optimaux en fonction de « *probabilité de transition* » de l'ACO (Ant Colony Optimization) ; la seconde phase concerne la mise à jour des traces de phéromones dans le réseau en fonction de l'intensité des traces de phéromones laissées par les fourmis sur les chemins du graphe (Cardoso et al., 2003).

Les études utilisant les algorithmes évolutionnaires ont montré l'efficacité de ces méthodes en termes de temps d'exécution. Les algorithmes évolutionnaires constituent donc une alternative quand les autres méthodes rencontrent des problèmes de traçabilité ou de rapidité d'exécution. Les études les plus récentes sur la résolution du problème de plus court chemin multiobjectif se focalisent plus sur la comparaison des vitesses d'exécution de différents algorithmes de plus court chemin multiobjectif existant, délaissant par exemple l'analyse de la complexité

des algorithmes ainsi que la diversité et l'optimalité des solutions non-dominées. De plus, une des limites de ces méthodes est qu'elles nécessitent toutes de connaître auparavant l'ensemble du réseau à étudier et tous les chemins possibles à emprunter. Aussi, les études présentées dans la littérature se limitent le plus souvent l'étude deux critères et peu d'études existent sur les problèmes de plus court chemin multiobjectif pour le transport intermodal. Plusieurs méthodes sont basées sur des heuristiques, des métaheuristiques et d'autres méthodes conçues pour offrir des solutions réalisables en un temps de calcul raisonnable sans pour autant garantir une optimalité.

En plus de ces méthodes, il faut ajouter que de plus en plus la tendance est à l'utilisation des métaheuristiques et des algorithmes évolutionnaires pour résoudre ce problème. Des approches basées sur la programmation dynamique ont aussi été proposées dans [Henig \(Henig, 1986\)](#) et [Kostreva \(Kostreva et Wiecek, 1993\)](#).

4. Les algorithmes de colonies de fourmis

4.1 Description de la métaheuristique

Les algorithmes de colonies de fourmis (ACO : Ant Clony Optimization) sont des algorithmes inspirés du comportement des fourmis et qui forment une famille de métaheuristiques d'optimisation. Parmi les algorithmes évolutionnaires, l'un des plus récent est l'optimisation par colonies de fourmis, introduit par [Marco Dorigo \(Dorigo et al., 1991\)](#), pour la recherche de chemins optimaux dans un graphe ([Dorigo et Gambardella, 1996](#)). Le premier algorithme s'inspire du comportement des fourmis recherchant un chemin entre leur colonie et une source de nourriture (Figure 14). L'idée originale s'est depuis diversifiée pour résoudre une classe plus large de problèmes et plusieurs algorithmes ont vu le jour, s'inspirant de divers aspects du comportement des fourmis. Les ACO sont des approches récemment proposées pour résoudre des problèmes d'optimisation avec une combinatoire énorme et complexe. La source d'inspiration des ACO est la trace des phéromones et le comportement des fourmis réelles qui utilisent les phéromones comme moyen de communication. Par analogie à la biologie, les ACO sont basés sur la communication indirecte d'une colonie de simples agents appelés fourmis artificielles en utilisant des traces de phéromones artificielles. Les fourmis artificielles dans un ACO mettent en œuvre une heuristique de construction aléatoire qui construit des décisions probabilistes en fonction des traces de phéromones artificielles et les données d'entrées du problème pour le résoudre. La Figure 14 représente la faculté d'une colonie de fourmis à retrouver le plus court chemin entre leur nid et une source de nourriture. Des détails sur le principe de fonctionnement et les applications des ACO peuvent être trouvés dans ([Dorigo et Blum, 2005](#) ; [Dréo et al., 2003](#) ; [Dorigo et Krzysztof, 2006](#)).

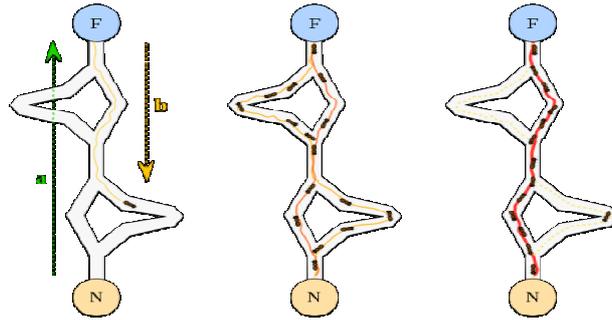


Figure 14. Choix du plus court chemin par une colonie de fourmis

La première étape de l'application d'un ACO est la définition d'un modèle adéquat : le modèle de phéromones. En général, tout algorithme de colonies de fourmis doit contenir les éléments suivants : *traces de phéromones*, *information heuristique (visibilité)*, *règle de mise à jour des traces de phéromones*, *construction de solutions*, *probabilité de sélection* et *condition d'arrêt*.

4.1.2 L'information heuristique (la visibilité)

Cette information indique l'attrait de tout arc (i, j) et est calculée en utilisant une approche heuristique. Il existe diverses méthodes pour évaluer l'attrait de chaque arc. L'information heuristique est calculée pour tous les déplacements des fourmis; il peut réduire considérablement l'efficacité de l'algorithme s'il est mal défini. Elle peut être définie « à priori » c'est-à-dire au début et demeure inchangée durant toute l'exécution de l'algorithme, ou « à posteriori » c'est-à-dire qu'elle est dynamique et dépend de l'état actuel de la fourmi. Dans le cas de l'optimisation mono-objectif, elle est souvent définie comme étant l'inverse du critère à optimiser. Pour l'optimisation de la distance d_{ij} par exemple, la visibilité $\eta_{ij} = \left(\frac{1}{d_{ij}}\right)$.

4.1.3 Les traces de phéromones

Les fourmis ont la particularité d'employer pour communiquer des substances volatiles appelées phéromones. Elles sont attirées par ces substances, qu'elles perçoivent grâce à des récepteurs situés dans leurs antennes. Dans le cas des fourmis artificielles, les traces de phéromones sont représentées en fonction de la valeur de la fonction objectif pour l'arc considéré. La définition de la quantité de phéromone est spécifique à chaque problème étudié et dépend de la variante d'ACO utilisée. Pour l'algorithme de base « *ant system* » utilisé pour le problème du voyageur de commerce, la quantité de phéromones $\Delta\tau_{ij}^k$ déposée par une fourmi est donnée par :

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} Q & \text{si la fourmi } k \text{ est passée par l'arc } (i,j) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Où Q est une constante et L^k la longueur du chemin parcouru par la fourmi k ou F_k valeur de la solution obtenue par la fourmi k (la meilleure solution).

4.1.4 La construction des solutions

Chaque fourmi k est placée sur un nœud source et recherche un chemin en sélectionnant les nœuds i à ajouter à sa mémoire $tabou_k$. À chaque fois qu'une fourmi se trouve sur un nœud i , elle choisit le nœud j suivant selon une règle probabiliste donnée dans le cas du « *Ant System* » par :

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha \cdot \eta_{ij}^\beta}{\sum_{l \notin tabou_k} \tau_{il}^\alpha \cdot \eta_{il}^\beta} & \text{si } j \in tabou_k \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Où τ_{ij} représente les traces de phéromones et η_{ij} la visibilité. α et β sont respectivement l'importance relative des traces de phéromones et de la visibilité l'une par rapport à l'autre.

L'algorithme général de colonie de fourmis est donc :

Algorithme général

1. Initialisation des *traces de phéromones*
2. **Tant que** le critère d'arrêt n'est pas atteint, **faire**
 - Pour** toutes les fourmis, **faire**
 - *Construire une nouvelle solution* en utilisant les traces de phéromones et la visibilité (*règles de transition*)
 - Évaluer les solutions construites
 - Fin pour**
3. *Mise à jour* des traces de phéromones
4. **Fin tant que**

4.1.5 Mise à jour des traces

Une fois que les solutions ont été évaluées, elles peuvent influencer la matrice de phéromones à travers un processus de mise à jour des traces de phéromones. La mise à jour des traces de phéromones est effectuée à la fois localement et globalement. Le but de la mise à jour des phéromones est d'augmenter les valeurs de phéromones associées aux solutions « bonnes » ou prometteuses et de diminuer la valeur de phéromones associées aux mauvaises solutions. Cette mise à jour est donc opérée par :

- La diminution des valeurs de toutes les phéromones à travers l'évaporation des phéromones ;
- L'augmentation du taux de phéromones associées à un ensemble de « bonnes » solutions.

$$\tau_{ij} \leftarrow \tau_{ij} (1 - \rho) + \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k$$

Avec : ρ coefficient d'évaporation des traces de phéromones, $\Delta\tau_{ij}^k$ renforcement de l'arc (i, j) pour la fourmi k . L'évaporation des phéromones est nécessaire pour éviter une convergence trop rapide de l'algorithme.

Les variantes de ACO sont le « Ant System » (AS) (Dorigo et al., 1996), le « Ant-Q » (Gambardella et Dorigo, 1995), le « Ant Colony System » (ACS) (Dorigo et Gambardella, 1997), et le « Max-Min Ant System » (MMAS) (Stützle et Hoos, 2000), tous obtenus par l'introduction de nouvelles procédures ou par modification des paramètres de l'algorithme original.

4.2 L'optimisation multiobjectif par colonies de fourmis

Compte tenu du succès des ACO pour l'optimisation de problèmes mono-objectifs, de nombreuses études sont de plus en plus menées sur leur application pour l'optimisation de problèmes multiobjectifs. La rapidité d'exécution des ACO pour les problèmes d'optimisation combinatoire a été prouvée dans García-Martínez (García-Martínez et al., 2007) où il est démontré que les algorithmes de colonies de fourmis sont plus efficaces que des algorithmes génétiques existants pour la résolution de problèmes multiobjectif. Divers algorithmes de colonies de fourmis multiobjectifs ont été proposés en modifiant les procédures de l'ACO « classique ». La plupart de ces algorithmes sont proposés pour résoudre des problèmes d'optimisation multiobjectifs concrets tels que l'ordonnancement (Gravel et al., 2002), les problèmes de tournées de véhicule (Barán et Schaerer, 2003), ou la sélection de portefeuilles (Doerner et al., 2003). Ces algorithmes ont été construits en modifiant divers paramètres de l'ACO classique et en réadaptant certains paramètres tels que les matrices de phéromones et la visibilité. Les algorithmes présentés utilisent soit une colonie unique ou plusieurs colonies échangeant les informations sur les solutions trouvées.

4.2.1 Les traces de phéromones

La quantité de phéromones présente sur un élément donné représente les expériences passées de la colonie sur cet élément. Dans le cas de problèmes mono-objectifs, cette expérience est définie en fonction de l'objectif considéré. Cependant, lorsque nous avons plusieurs objectifs, nous pouvons considérer deux stratégies :

- Considérer une structure de phéromone unique ; dans ce cas, la quantité de phéromones déposée par une fourmi est fonction d'une agrégation des différents objectifs (Baran et al., 2003 ; Gravel et al., 2002 ; Mariano et Morales, 1999 ; McMullen, 2001).
- Considérer plusieurs structures de phéromones ; dans ce cas, on associe une matrice de phéromones différente à chaque objectif ; chaque objectif ayant sa propre structure de phéromones (Bauer et al., 1999 ; Doerner et al., 2003 et 2004 ; Gambardella et al., 1999 ; Iredi et al., 2001).

4.2.2 Le processus de mise à jour des solutions

Pour mettre à jour les traces de phéromones, on doit décider parmi les solutions construites celles qui portent le plus de phéromones.

- **La mise à jour individuelle** : dans ce cas, une des matrices de phéromones est sélectionnée pour la mise à jour. (Doerner et al., 2003 ; Iredi et al., 2001 ; Cardoso et al., 2003).
- **La mise à jour globale** : dans ce cas, plusieurs matrices de phéromones sont mises à jour. (Doener et al., 2004 ; López-Ibáñez et al., 2004)

4.2.3 La visibilité

La visibilité intervient pour beaucoup dans l'efficacité de l'algorithme, il est donc nécessaire d'en définir correctement les paramètres. Dans le cas de l'optimisation mono-objectif, la visibilité est définie comme l'inverse du critère à optimiser. Pour l'optimisation multiobjectif, deux stratégies peuvent être considérées :

- Une première stratégie consiste à agréger les différents objectifs en une seule information heuristique (Doerner et al., 2004 ; Bauer et al., 1999 ; Gravel et al., 2002) ; les méthodes d'agrégation utilisées diffèrent d'une variante à l'autre. Doener par exemple propose une matrice définie comme étant l'inverse de la somme des critères pris en compte (Doerner et al., 2004).
- Une seconde stratégie est de considérer chaque objectif séparément ; dans ce cas, une matrice de visibilité est associée à chaque objectif (Baran et al., 2003 ; Doener et al., 2003 ; Gambardella et al., 1999 ; Iredi et al., 2001 ; Mariano et Morales, 1999).

4.2.4 La construction des solutions

La clé de la construction des solutions dans le cas multiobjectif se trouve dans la combinaison de la visibilité et des valeurs des phéromones. Ces combinaisons sont de plusieurs sortes :

- **Ciblées** : L'information (phéromone ou heuristique), se rapportant à un seul objectif, est utilisée dans le processus de construction des solutions (Gambardella et al., 1999 ; Doerner et al., 2003)
- **Dynamiques** : L'information qui s'étend à plus d'un objectif (matrice de phéromones multiples ou multi-heuristique) est utilisée dans le processus de construction. La combinaison d'informations spécifiques de l'objectif est dynamique de sorte que les objectifs peuvent être pris en compte à différents moments de la construction ou bien des fourmis spécifiques peuvent combiner les informations sur les objectifs en utilisant la pondération (Angus et Woodward, 2007 ; Barán et Schaerer, 2003).

- **Fixes** : La combinaison, des informations spécifiques de l'objectif, est fixée à priori (Gravel et al. 2002 ; McMullen, 2001).

4.2.5 Évaluation des solutions

L'évaluation et le classement des solutions ont été abordés de diverses manières dont les deux principales sont les méthodes d'évaluations basées sur la construction de fronts de Pareto et les méthodes non-Pareto.

- **Pareto** : Les solutions sont évaluées pour tous les objectifs et se voient attribués un « score » qui reflète la façon dont la solution satisfait tous les objectifs dans le sens de Pareto en se référant classement selon la dominance (Guntsch et Middendorf, 2003 ; Iredi et al., 2001).
- **Non-Pareto** : Les solutions sont évaluées pour un ou plusieurs objectifs et se voient attribuer un « score » qui reflète à quel point la solution satisfait l'un de ces objectifs ou un « score » basé sur une somme pondérée de tous les objectifs (Doerner et al., 2003 ; Gambardella et al., 1999).

Parmi les études utilisant ces approches nous pouvons citer Gagné qui utilise les algorithmes de colonies de fourmis pour un problème d'optimisation tri-objectif. Le contexte industriel étudié correspond à l'ordonnancement d'un ensemble de commandes sur une machine unique. Elle est basée sur la construction d'une heuristique dans laquelle une fourmi choisit la prochaine commande j à ordonnancer suite à la commande i précédente en fonction d'un premier facteur appelé « intensité de la trace τ_{ij} ». L'intensité de la trace procure l'information sur l'importance du trafic qui a été emprunté par la suite de commande (i,j) précédente, et plus cette trace est importante, plus la probabilité de l'emprunter de nouveau est grande. Au début de l'algorithme, l'intensité de la trace τ_{ij} se voit accordée une valeur faible et positive τ_0 . Le choix de la prochaine commande pour une fourmi est également fonction d'un deuxième facteur que l'on appelle la visibilité η_{ij} . La résolution de ce problème est effectuée en trois étapes ; la première concerne la recherche du point idéal en optimisant séparément les trois objectifs, la deuxième étape consiste à rechercher les solutions de compromis par l'algorithme de colonies de fourmis pour enfin présenter les solutions efficaces en tenant compte des choix du décideur (Gagné et al, 2004).

Une autre application des ACO est présentée par Baran pour la résolution d'un problème de tournées de véhicules avec fenêtres temporelles. Dans cette étude, on utilise deux colonies de fourmis différentes pour minimiser deux fonctions objectifs. Les deux colonies utilisent des traces de phéromones indépendantes et collaborent en partageant « la meilleure solution globale », qui sera utilisée pour la mise à jour des phéromones (Barán et Schaerer, 2003).

Guntsch utilise d'une approche « Population-based Ant Colony Optimization (PACO) » dans laquelle les critères d'optimisation sont pondérés par ordre d'importance. La population de solutions est choisie parmi les solutions non-dominées. Le but est de trouver un ensemble de solutions différentes couvrant le front de Pareto. L'avantage de l'algorithme proposé est qu'il

peut être appliqué à un problème avec plus de deux critères et ne biaise pas des solutions qui sont les meilleures pour un critère. Cette approche est appliquée à un problème d'ordonnancement avec minimisation des retards et des coûts de changement de gamme de fabrication. L'algorithme emploie une matrice de phéromones pour chaque type de critère. Les phéromones sont localisées dans une matrice (job x job) et une pondération est appliquée pour définir l'importance relative de chaque critère dans la décision des fourmis (Guntsch et Middendorf, 2003).

Mariano propose une approche multi-colonies où pour chaque objectif, il existe une colonie de fourmis. Il étudie un problème où chaque objectif est influencé uniquement par une partie de solutions ; ainsi, une fourmi de la colonie i reçoit une solution (partielle) venant d'une fourmi de la colonie $i-1$ et ensuite tente d'améliorer cette solution ou de l'étendre en tenant compte du critère i . Une solution finale qui est passée à travers toutes les colonies est autorisée à mettre à jour les traces de phéromones (Mariano et Morales, 1999).

Gambardella et Donati ont mis en place un algorithme pour résoudre un problème de VRP (Vehicule Routing Problem) bi-critère où ils ont également utilisé une colonie de fourmis pour chaque critère. (Critère 1 : le nombre de véhicules considéré plus important que le critère 2 : temps total de trajet par tour). Les deux colonies donnent une meilleure solution globale commune qui sera utilisée pour la mise à jour des phéromones dans ces colonies. La colonie 1 tente de trouver une solution avec un véhicule de moins que la meilleure solution globale, pendant que la colonie 2 essaie d'améliorer la meilleure solution globale par rapport au critère 2 sous la restriction que la solution n'est pas pire que la meilleure solution globale en respectant le critère 1. Chaque fois que la colonie 1 trouve une nouvelle meilleure solution globale, les deux colonies commencent à nouveau une nouvelle itération avec la meilleure solution trouvée (Gambardella et al., 1999 ; Donati et al., 2008).

Gagné a testé une approche multicritère pour résoudre des problèmes de retard d'une seule machine avec des coûts de changement de gamme de production et deux autres critères. Dans son approche, le coût de basculement est considéré comme étant plus important. Des valeurs heuristiques pour les décisions des fourmis ont été utilisées afin de prendre en compte tous les critères. Cependant, la quantité de phéromones qu'une fourmi ajoute à la matrice de phéromones dépend uniquement du coût de changement de gamme de production dans la solution (Gagné et al., 2001). Une approche similaire est utilisée par Gravel pour résoudre un problème d'ordonnancement industriel (Gravel et al., 2002).

Un algorithme est proposé par Doener pour résoudre un problème de transport où l'objectif est de minimiser le coût total en cherchant des solutions qui minimisent deux autres critères différents. L'approche générale est d'utiliser deux colonies de fourmis où chaque colonie se concentre sur un critère différent en utilisant différentes méthodes heuristiques (Doener et al 2001¹, 2001²). Dans la première approche (Doener et al., 2001¹), un critère est considéré comme étant le critère principal. À chaque itération k , la population principale qui minimise le critère principal met à jour ses traces de phéromones selon les bonnes solutions obtenues par les populations dites « esclaves », qui minimisent le critère secondaire. Cependant, aucune information ne circule de l'esclave vers la colonie principale. Dans la seconde approche

(Doener et al., 2001²), tous les critères sont considérés comme ayant une égale importance. La taille des deux populations a été adaptée de sorte que la colonie ayant trouvé la meilleure solution pour le coût devienne plus « grande ». L'échange d'informations entre les colonies est rendu possible par des « fourmis-espionnes » dont les décisions sont fondées à partir des matrices de phéromones dans les deux colonies.

Jusqu'ici, les seuls algorithmes ACO qui sont capables de couvrir un front de Pareto d'un problème d'optimisation multiobjectif ont été proposés par Doerner (Doerner et al., 2004) et Iredi (Iredi et al., 2001).

Doerner étudie un problème d'optimisation de portefeuille avec plus de deux critères. Pour chaque critère, une matrice de phéromones est utilisée. Au lieu d'une colonie de fourmis pour chaque critère, chaque fourmi associe des poids aux informations sur les phéromones pour tous les critères selon un vecteur de poids aléatoire pendant la construction de la solution. Les phéromones sont mises à jour par les fourmis ayant trouvé la meilleure solution ou la « seconde » meilleure solution pour un critère. Le problème avec cette approche est que les fourmis du front non-dominé faisant partie des meilleures solutions obtenues pour un objectif ne mettent pas à jour les traces de phéromones (Doerner et al., 2004).

Iredi étudie une approche pour résoudre un problème d'optimisation bi-critère avec des colonies multiples. Les colonies sont spécialisées dans la recherche de « bonnes » solutions sur les différentes parties du front non-dominé. La coopération entre les colonies est établie en permettant uniquement aux fourmis ayant des solutions dans le front des solutions non-dominées de mettre à jour les traces de phéromones. Dans cette approche, deux méthodes ont été proposées pour la mise à jour des phéromones. Dans la première méthode, une fourmi effectue des mises à jour uniquement dans sa colonie. Dans la seconde méthode, la séquence de solutions le long de la frontière de Pareto divisé en p parties de dimensions égales. Les fourmis ayant trouvé des solutions dans la $i^{\text{ème}}$ partie effectue des mises à jour dans la colonie i ; $i \in [1, p]$. Cette méthode de mise à jour est appelée « mise à jour par région » dans le front non-dominé. Il a été montré que la coopération entre les colonies permet les bonnes solutions tout au long du front de Pareto. Des colonies hétérogènes sont utilisées lorsque les fourmis ont des préférences différentes entre les critères lors de la construction des solutions (Iredi et al., 2001).

Alaya propose un algorithme générique basé sur l'optimisation par colonies de fourmis pour résoudre un problème d'optimisation de m objectifs. L'algorithme est paramétré par le nombre de colonies de fourmis et le nombre de traces de phéromones. Dans cette approche, quatre variantes de l'algorithme ont été présentées. Dans la première variante, m matrices de phéromones et $m + 1$ colonie ont été utilisées. Chaque colonie optimise un objectif ; la dernière colonie appelée extra-colonie optimise tous les objectifs simultanément. La deuxième variante est similaire à la première, à la seule différence que l'extra-colonie utilise la somme des traces de phéromones des autres colonies pour la construction des solutions. Dans la troisième variante, une seule colonie de fourmis est utilisée avec une matrice de phéromones. Dans la dernière variante, une colonie est utilisée avec m matrices de phéromones et une matrice de visibilité définit comme étant la somme des visibilités associées à chaque objectif ;

à chaque itération, les fourmis choisissent aléatoirement l'objectif à optimiser (Alaya et al., 2007).

Conclusion

À la lumière de cette revue de la littérature, il se dégage quelques points principaux sur la conduite de cette thèse. Ces points s'articulent notamment autour de la modélisation des réseaux de transport intermodaux, de la modélisation des critères environnementaux et sociétaux, ainsi que la mise en place de méthodes d'optimisation pour le problème de plus court chemin multiobjectif.

- Concernant le premier point, les méthodes de modélisation et de gestion du transport intermodal font face à la gestion des interconnexions entre les modes. Il serait donc impératif pour toute modélisation de graphe intermodal de représenter au mieux les réseaux sans pour autant surcharger le modèle. À travers les différentes études qui sont menées, nous pouvons définir trois niveaux de planification du transport intermodal à savoir la planification stratégique, la planification tactique et la planification opérationnelle ; le modèle que nous développerons dans le cadre de cette thèse se situe au niveau tactique en ce sens où nous élaborons un outil d'aide à la planification des itinéraires intermodaux. Une grande partie des études sur la planification du transport intermodal est axée sur la gestion des réseaux de transport urbain ; il y a un manque au niveau des études sur le transport de marchandises et plus particulièrement sur la gestion des lots expédiés et la corrélation économie/environnement dans de tels systèmes. Pour les besoins de notre étude, nous utiliserons une modélisation de réseau intermodal proche de celle de Ziliaskopoulos (Ziliaskopoulos et Wardell, 2000).
- Par rapport au deuxième point, les études sur la modélisation des critères environnementaux se concentrent essentiellement sur la réduction de l'empreinte carbone et sur l'évaluation des coûts engendrés par les impacts d'une part, et d'autre part sur la réduction des impacts émanant du mode routier.
- Enfin, le problème de plus court chemin multiobjectif a été largement étudié dans la littérature ; un très grand nombre de méthodes de résolution de ce problème existent en recherche opérationnelle et en intelligence artificielle. La majeure partie de ces méthodes (algorithmes génétiques, algorithme utilisant des étiquettes) nécessite que l'on calcule toutes les étiquettes de tous les chemins ou que l'on liste tous les chemins pour la modélisation chromosomique pour les algorithmes génétiques par exemple. De plus, la majeure partie des algorithmes présents dans la littérature prennent en compte au plus deux critères. Les approches de planification d'itinéraire intermodal prenant en compte plusieurs critères tendent à combiner les critères à optimiser ou de dissocier les phases d'allocation des moyens de transport et les phases de choix de chemins ; aussi ces approches ne prennent pas en compte le coût réel du transport de marchandises et tendent à optimiser des critères comme le coût, le temps, le taux de service... occultant les impacts environnementaux et sociétaux.

Il conviendrait donc de mettre en place des techniques d'optimisation prenant en compte tous les critères indispensables dans le contexte économique et social actuel, en y associant les caractéristiques du transport intermodal et la structure géographique des systèmes de transport de marchandises. À cet effet, le chapitre suivant a pour objectif de présenter notre apport en termes de modélisation de réseaux intermodaux et de la mise en place d'un problème de plus court chemin multiobjectif à travers la modélisation des critères de décision intégrant les aspects environnementaux et sociétaux.

Chapitre 2 Modélisation du système de décision

Introduction

Le précédent chapitre a mis en évidence les besoins en termes de modélisation des impacts du transport intermodal. Le présent chapitre a pour objectif d'y répondre.

Le chapitre 2 porte sur la modélisation de notre système de décision. Il permet de positionner notre contribution d'une part pour la modélisation des critères économiques et socio-économiques du transport, et d'autre part pour la conception d'un modèle de plus court chemin multiobjectif pour le transport intermodal. La modélisation proposée a pour objectif de construire des fonctions à même de représenter au mieux les différents critères pris en compte lors du transport de marchandises au sein de la chaîne logistique verte. La première étape consiste à modéliser au mieux le réseau de transport étudié en tenant compte du nombre de modes de transport à notre disposition et des interconnexions possibles entre ces modes. La seconde consiste à définir des fonctions mathématiques permettant d'évaluer les performances de notre système de transport en calculant les valeurs associées aux critères pris en compte pour chaque chemin du graphe et les contraintes qui en découlent. Le modèle de plus court chemin multiobjectif est ensuite construit en se basant sur le réseau de transport intermodal et les critères à optimiser.

1. Définition du cadre de l'étude

Notre contribution pour réduire les impacts du transport intermodal passe par la proposition et la conception d'un système d'aide à la décision pour le choix d'un chemin minimisant ces impacts. Cependant, ce choix ne doit pas seulement privilégier la réduction des impacts au détriment des objectifs économiques que sont le gain de temps et la minimisation de coûts de transport. Il est démontré que ces critères sont fortement contradictoires ([Sawadogo et Anciaux, 2011](#)). La prise de décision dans un système intermodal devient ainsi multicritère. Cela nous conduit au fait que le choix d'un chemin dans le réseau intermodal se fait suivant plusieurs objectifs ; à la fois, sur des objectifs économiques, mais aussi sur des objectifs écologiques et sociétaux.

1.1 Description du problème

Le problème défini, ici, concerne un transporteur qui doit livrer une quantité Q de marchandises d'un point d'origine s à une destination t . Nous considérons dans notre étude le transport d'un seul type de marchandises ; les marchandises ne sont pas dépotées de leurs contenants d'origine lors du transport ou du transfert d'un mode de transport à un autre. Chaque arc (i, j) est une représentation abstraite d'infrastructures de support des déplacements entre deux nœuds i et j séparés d'une distance d_{ij}^m pour chaque mode transport m utilisé. A chaque nœud de ce réseau, nous avons des fenêtres temporelles d'arrivées et de départ qui imposées soit par le client à la destination finale, soit par la configuration du réseau au niveau des plateformes multimodales.

Nous avons dans le graphe plusieurs choix de chemins et de modes de transport possibles : il existe donc plusieurs arcs reliant les villes du réseau. L'objectif ici est de déterminer le

chemin « le plus efficace » de s à t afin de minimiser les coûts engendrés par le transport, le temps de transport et les différents impacts sur l'environnement et la société.

Les critères retenus pour le choix du chemin sont alors multiples et sont divisés sept groupes de critères :

- *Le coût de transport ;*
- *Le temps de transport ;*
- *La pollution atmosphérique ;*
- *La consommation d'énergie ;*
- *Les nuisances sonores ;*
- *Les dégâts dus aux transbordements ;*
- *Les risques d'accidents.*

Ce modèle permet également de prendre en compte la congestion en minimisant les retards dus à la congestion par un bon choix des heures de départ et d'arriver, afin à la fois d'éviter les pics de congestion, mais également de respecter les fenêtres de temps fixées par le client. Des fenêtres temporelles de départ et d'arrivées sont présentes à chaque nœud ; la date d'arrivée au nœud destination est fixée et la date de départ du nœud source doit être déterminée de sorte à respecter les fenêtres temporelles à chaque nœud tout en garantissant une arrivée dans la fenêtre temporelle du nœud destination.

1.2 Pourquoi plusieurs critères ?

Dans bon nombre d'études présentées dans la littérature, les objectifs sont souvent pondérés ou réduits à un seul critère à optimiser. Cette pondération des critères nécessite de définir au mieux l'importance que l'on souhaite accorder à chaque critère et ne permet pas de trouver un compromis entre les critères à optimiser. Lorsqu'une importance égale est donnée à l'ensemble des critères et surtout lorsque les critères à optimiser sont contradictoires, il est nécessaire de les considérer individuellement pour en déterminer un compromis, donc une solution qui améliore un objectif sans en détériorer un autre.

La particularité du choix des moyens de transport est que le moyen de transport le moins cher peut s'avérer être le plus lent ou vice-versa. De même, le moyen de transport le plus rapide donc intéressant en terme de temps de transport est souvent le plus polluant et/ou le plus consommateur d'énergie (kérosène). En effet, pour le cas d'un transport entre Amsterdam et Barcelone (transport de 50 tonnes de marchandises), le temps de transport moyen en avion est de 254 minutes avec des émissions en gaz à effet de serre de 2.09 tonnes. Par contre, l'usage du bateau par exemple nous garantit des émissions moins importantes de l'ordre de 357 kg, mais le temps de transport est considérable de 5853 minutes.

Le challenge ici consiste donc à trouver la meilleure représentation possible des critères ainsi qu'une méthode d'optimisation efficace permettant de garantir le meilleur compromis possible.

1.3 Architecture du système de décision

Le système de décision que nous avons été amenés à définir comprend plusieurs modules qui permettent de prendre en compte à la fois la base de données sur le graphe et les critères à optimiser (Figure 15). En fonction des préférences du décideur et des paramètres qu'il aura choisis, il lui sera proposé un ensemble de chemins potentiellement intéressants du point de vue de ses objectifs.

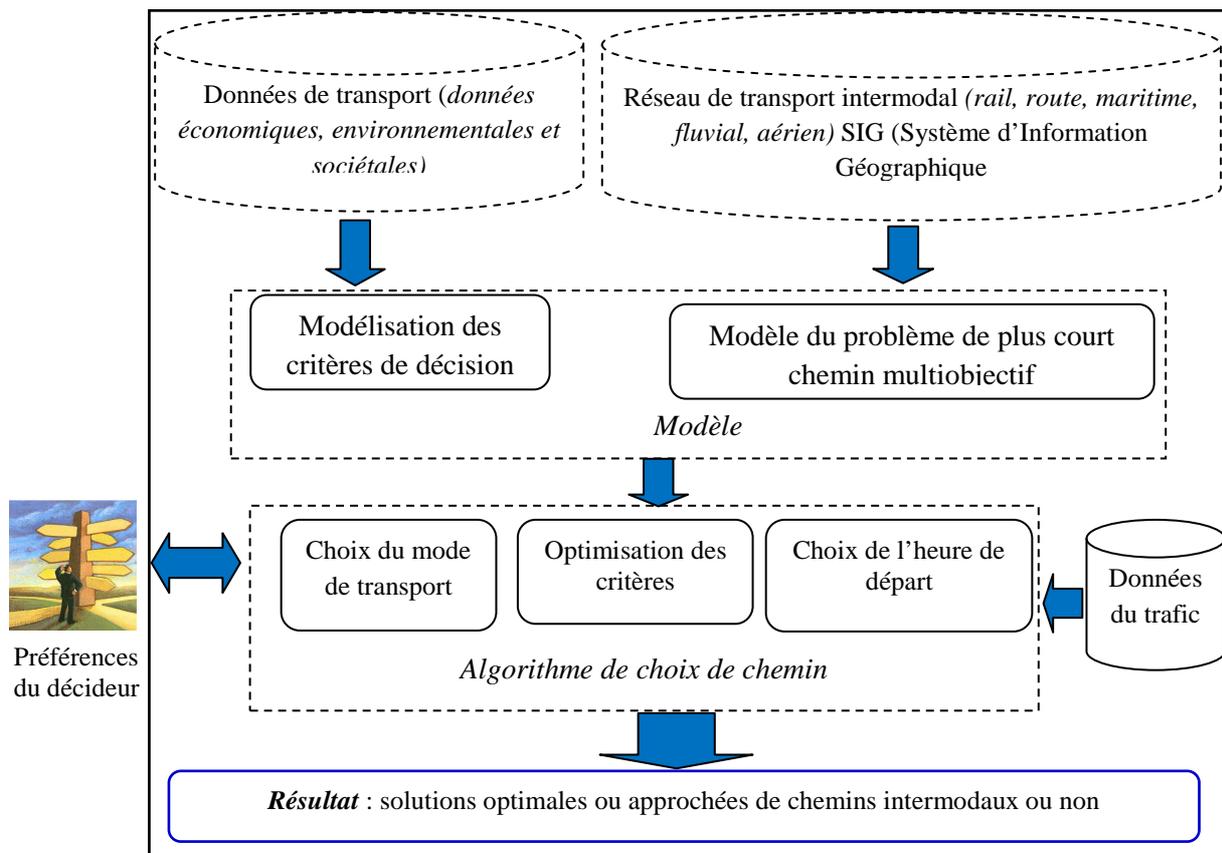


Figure 15. Modèle du processus décisionnel de choix de chemin intermodal

2. Modélisation du réseau de transport

Dans notre modèle, nous utiliserons un réseau représenté par un graphe non-orienté valué $G = (V, A, M)$ et une variable $\theta_i^{mm'}$ représentant le temps de transbordement sur tout nœud i du réseau. Les arcs représentent un seul mode de transport ; le choix du mode à utiliser pour se rendre sur les nœuds successeurs s'effectue au niveau de chaque nœud courant. Dans ce graphe, $V = \{1, \dots, N\}$ représente l'ensemble fini des sommets ou nœuds du graphe, de cardinalité $|V| = N$, $A = \{(i_1, j_1), \dots, (i_L, j_L)\}$ l'ensemble fini des arcs de cardinalité $|A| = L$ reliant les nœuds de G et $M = \{m\} = \{route, rail, aérien, maritime, fluvial\}$ l'ensemble fini des modes de transport disponibles sur le réseau.

Pour tout nœud $i \in V$

Soit

M_i : L'ensemble des modes de transport disponibles au nœud i

Γ_i^- : L'ensemble des prédécesseurs directs du nœud courant i

Γ_i^+ : L'ensemble des successeurs directs du nœud courant i

Nous avons plusieurs modes de transport disponibles sur chaque nœud pour le rallier à ses successeurs. Dans ce réseau intermodal, chaque nœud est un lieu probable de transbordements; en effet, chaque nœud est un lieu où nous avons le choix entre continuer avec le même mode de transport ou le remplacer par un autre. Tout mode de transport m_{ij} utilisé sur un arc (i, j) est un élément de $M = \{rail, maritime, fluvial, aérien, routier\}$. Dans le graphe G , un seul et unique mode transport $m_{ij} \in M$ est utilisé sur chaque arc $(i, j) \in A$.

Ceci nous permet de décrire des étiquettes pour les nœuds et les arcs du réseau. Chaque nœud est décrit par un triplet $\zeta_i = \{\Gamma_i^-, \{M_i\}, \Gamma_i^+\}$ et chaque arc (i, j) est défini par un quadruplet $\Omega_{ij} = \{(i, j, m_{ij}, c_{ij}^l)\}$ comme présenté dans la Figure 16.

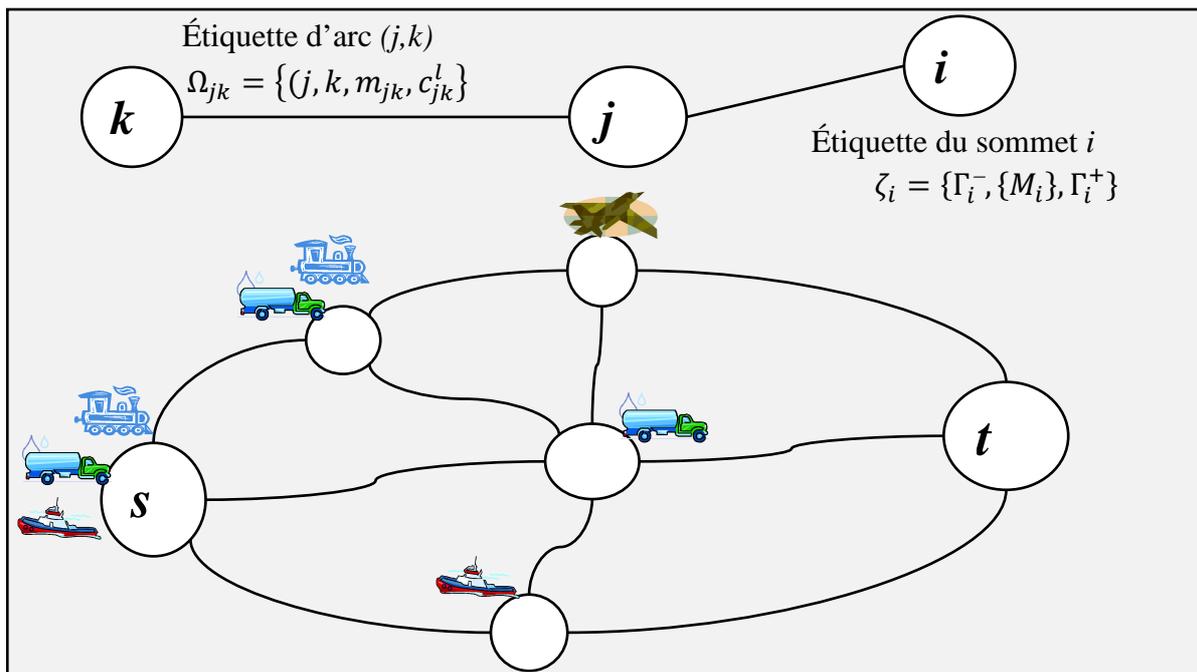


Figure 16. Réseau de transport intermodal

3. Modélisation des critères de décision

3.1 Le temps de transport

On définit un horizon de temps total $[0, T]$; horizon de temps pendant lequel le trajet est effectué sur un arc (i, j) donné. L'horizon de temps est choisi de telle sorte qu'il couvre la totalité du temps nécessaire pour acheminer les marchandises d'un nœud à un autre. Le temps

total de transport comprend les durées de transbordement, les retards dus aux engorgements, ainsi que les temps de circulation « fluide ».

3.1.1 La prise en compte de la congestion

Dans notre étude, la prise en compte de la congestion se fait en termes de réduction des retards éventuels causés par les congestions sur les arcs du réseau et de choix des heures de départ et d'arrivées afin d'éviter les pics de congestion. Les heures de pics de congestion et leurs positions sur les axes sont supposées connues à l'avance. Nous définissons des fenêtres de temps correspondant aux pics de congestion et des vecteurs « positions » indiquant la position du moyen de transport au niveau des pics de congestion. Le flot du trafic est décrit par trois variables : une densité de trafic \mathcal{T} (nombre de véhicules par kilomètre), un flux φ (nombre de véhicules par heure) et une vitesse de circulation v (en kilomètre par heure).

Soit ι le nombre de fenêtres de temps pour chaque période de pic de congestion sur un arc (i, j) et $(T_{w_{ij}}^1, \dots, T_{w_{ij}}^\iota)$ l'ensemble des fenêtres temporelles correspondant aux heures d'engorgement sur l'arc (i, j) où :

$T_{w_{ij}}^\iota = [T_{w_{ij}}^{\iota-}, T_{w_{ij}}^{\iota+}]$ et T_{ij}^ι correspond à l'heure du pic de congestion.

$T_{w_{ij}}^{\iota-}$: L'heure de début des engorgements

$T_{w_{ij}}^{\iota+}$: L'heure de fin des engorgements

On définit une variable position du moyen de transport aux heures de pic $(r_{ij}^1, \dots, r_{ij}^\iota)$. Sur chaque arc, nous observons des périodes de pics de congestion avec des goulets d'étranglement et des périodes de circulation fluide. Nous aurons ainsi des segments de route congestionnés r_{ij}^c et des segments de routes non-congestionnés r_{ij}^f . Les retards causés par la congestion R_{ij}^{lm} sont calculés en fonction de ces données et nous obtenons :

$$R_{ij}^{lm} = \frac{\chi(\text{longueur de la queue: le nombre de véhicules})}{\varphi (\text{flux: nombre de véhicules par heure})} \text{ ou } \int_{T_{w_{ij}}^{\iota-}}^{\check{t}_i^m} v(z) dz - \varphi(\check{t}_i^m - T_{w_{ij}}^{\iota-})$$

3.1.2 Le temps de transbordement

Le transbordement est l'ensemble des opérations permettant de faire passer des marchandises d'un mode de transport à un autre, avec éventuellement une mise à quai intermédiaire, sans passer par le stock.

Soit $\theta_i^{m,m'}$ le temps total de transbordement au nœud $i \in V$; c'est le temps requis pour faire passer les marchandises du mode de transport $m \in M$, au mode de transport $m' \in M_i$ lorsque l'on se trouve sur le nœud i . Ce temps de transbordement dépend d'un « facteur de transbordement » h_i qui nous indique s'il y a eu changement de mode au nœud i ou non, avec :

$$h_i = \begin{cases} 1 & \text{S'il y a transbordement au nœud } i \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases}$$

La durée moyenne pour un transbordement au nœud i par tonne de marchandises transbordées est supposée connue et est représentée par une variable Δ_i ; cette durée moyenne tient compte de la distance parcourue sur les terminaux de transbordements et du temps de chargement. La durée de transbordement pour une quantité Q de marchandises transbordées est donc :

$$\theta_i^{mm'} = Q \cdot \Delta_i \cdot h_i$$

3.1.3 La prise en compte des fenêtres temporelles

À chaque nœud, nous pouvons avoir des heures de départ ou d'arrivées précises compte tenues des opérations de transbordement à effectuer, des horaires d'ouverture et de fermeture des quais, des heures de fermeture des entrepôts du client, etc. Nous en déduisons des contraintes horaires appelées fenêtres de temps associant une date au plus tôt et une date au plus tard pour chaque moyen de transport sur chaque nœud. Ces fenêtres de temps peuvent être rigides (aucun retard n'est permis) ou souples (les retards sont autorisés sous certaines conditions). Ces contraintes induisent des coûts supplémentaires que nous définirons plus loin.

Ainsi, à chaque nœud $i \in V$ est associée une fenêtre de temps $T_{w_i} = [e_i^m, l_i^m]$, où la borne inférieure e_i^m représente l'heure d'arrivée au plus tôt du moyen de transport m au nœud i et la borne supérieure l_i^m l'heure d'arrivée au plus tard, tel que $e_i^m \leq l_i^m$. Notons $L_i^m \in T_{w_i}$ l'heure d'arrivée au nœud i avec le mode m et $\theta_i^{mm'}$ le temps de transbordement au nœud i . L'heure de départ, \check{t}_i^m du nœud i avec le mode m , est déterminée suivant deux cas :

- i. L'heure de départ n'est pas connue à l'avance et dans ce cas, il faudra le calculer en fonction des données du problème :

$$\check{t}_i^m = L_i^m + \theta_i^{mm'}$$

- ii. Lorsque l'heure de départ \check{t}_i^m est connue à l'avance, nous déterminons l'heure d'arrivée au plus tard l_i^m par la relation :

$$l_i^m = \check{t}_i^m - \theta_i^{mm'}$$

Aussi, si le nœud i considéré est le nœud final (la destination finale) c'est-à-dire t , alors $\check{t}_i^m = 0$ et si $i = s$ c'est-à-dire le nœud source, alors $L_i^m = 0$.

3.1.4 Le temps total de transport

Soit T_{ij}^m le temps total de transport sur l'arc (i, j) . En présence de congestion, le temps total de transport est défini comme ayant deux composantes : le temps « libre » de trajet T_{ij}^{fm} qui est une composante fixe et connue du temps de trajet calculée en fonction des fenêtres

temporelles et de la vitesse moyenne, et une composante variable qui représente le retard dû à la congestion R_{ij}^{tm} ; d'où

$$T_{ij}^m = T_{ij}^{fm} + R_{ij}^{tm}$$

Avec :

$$T_{ij}^{fm} = L_j^m - \xi_i^m$$

ξ_i^m : L'heure de départ du nœud i

L_j^m : L'heure d'arrivée au nœud j

R_{ij}^{tm} : Temps perdu dans les lieux d'engorgement

3.2 Le coût de transport

Il correspond à l'ensemble des coûts engendrés par d'expédition des marchandises. Il comprend les frais d'expédition, le coût de transbordement, le coût du stock en transit et les remises et pénalités éventuelles.

3.2.1 Les frais d'expédition

Afin de caractériser le coût global (externe et interne) d'un transport de marchandises, il est nécessaire de modéliser le plus fidèlement possible le coût réel demandé par le transporteur pour acheminer la marchandise d'un fournisseur. Ainsi, la construction du modèle ci-dessous a pour but de répondre au mieux à ces exigences. Le coût de transport inclut les coûts de débrayage et les frais de voyage. C'est l'ensemble des coûts fixes et variables engendrés par l'utilisation du moyen de transport, c'est-à-dire l'ensemble des coûts du transporteur mobilisés par l'utilisation d'un moyen de transport m pour répondre à la demande d'un fournisseur. Le coût de transport C_{1ij}^m sur l'arc (i, j) utilisant le mode de transport m est donné par :

$$C_{1ij}^m = \left[(c_1^m + T_{ij}^m \cdot c_2^m + d_{ij}^m \cdot c^m) \cdot \left(\mu_{ij}^m + \xi^m + (1 - \xi^m) \cdot \sqrt{(Q/A - \mu_{ij}^m \cdot B)/B} \right) \right]$$

Avec,

$$0 \leq \xi^m \leq 1 \tag{i}$$

$$\mu_{ij}^m = \begin{cases} \mu_1^m - 1 & \text{Si } \max\left(\left\lfloor \frac{Q}{cQ^m} \right\rfloor, \left\lfloor \frac{V}{cV^m} \right\rfloor\right) = \max\left(\frac{Q}{cQ^m}, \frac{V}{cV^m}\right) \\ \mu_1^m & \text{Sinon} \end{cases} \tag{ii}$$

Avec,

$$\mu_1^m = \max\left(\left\lfloor \frac{Q}{cQ^m} \right\rfloor, \left\lfloor \frac{V}{cV^m} \right\rfloor\right) \tag{iii}$$

$$A = \begin{cases} 1 & \text{Si } \frac{Q}{cQ^m} > \frac{V}{cV^m} \\ \frac{Q}{V} & \text{sinon} \end{cases} \quad (iv)$$

$$B = \begin{cases} CQ & \text{si } \frac{Q}{cQ} > \frac{V}{cV} \\ CV & \text{sinon} \end{cases} \quad (v)$$

Où

μ_{ij}^m : Nombre (d'unité -1) de moyens de transport du mode m nécessaires pour l'arc (i, j)

c_1^m : Coût fixe dû à l'utilisation du moyen de transport m (coût de prise en charge) exprimé en devise.

c_2^m : Coût d'utilisation du moyen de transport m par unité de temps (en fonction du temps de transport).

c_3^m : Coût de déplacement en devise par unité de déplacement pour moyen de transport.

T_{ij}^m : Temps de trajet sur l'arc (i, j)

ξ^m : Coefficient de prise en charge du moyen de transport m .

Q : Masse de produits transportés en unité de poids

V : Volume de produits transportés en unité de volume

CQ^m : Capacité massique du moyen de transport m .

CV^m : Capacité volumique du moyen de transport m .

Dans ce modèle, c_1^m caractérise les coûts fixes rencontrés par le transporteur pour l'utilisation du moyen de transport m ; ce paramètre inclut la venue éventuelle du moyen de transport sur le site du fournisseur quelque soit la charge à transporter et les kilomètres à réaliser (frais de dossier...). c_2^m permet de prendre en compte les coûts horaires engendrés par l'utilisation du moyen de transport m ; ce paramètre permet d'inclure essentiellement le salaire du conducteur, rémunéré légalement sur la base d'un tarif horaire. c_3^m comprend l'ensemble des coûts kilométriques (usure du véhicule, consommation de carburant ou électrique...); ce paramètre est fonction de la densité de la marchandise transportée (influence sur la consommation).

La masse volumique du produit transporté intervient pleinement dans le nombre de moyens de transport à déterminer. En effet, il est nécessaire de connaître le facteur limitant (poids ou volume) pour déterminer le nombre de moyens de transport nécessaires à l'acheminement de P tonnes ou de $V m^3$ de marchandises. La variable ξ^m correspond au coefficient de prise en charge du moyen de transport m . Ce coefficient permet de prendre en compte les frais engendrés par l'acheminement de marchandises dans une unité de transport dont la capacité de transport n'est pas entièrement utilisée. Cette variable varie de 0 à 1 en fonction de la pénalité infligée par le transporteur pour le déplacement d'une unité de transport non remplie

3.2.2 Les pénalités de remplissage

L'acheminement de marchandises par une unité non remplie engendre des frais qui peuvent être de natures différentes ; en effet :

- L'unité de transport voyage seulement avec la marchandise du client : l'unité n'est pas remplie donc le surcoût unitaire de masse transporté est plus élevé pour le transporteur que s'il voyageait rempli.
- L'unité de transport voyage remplie, car le transporteur a rempli son unité de transport incomplète grâce à d'autres clients : le transporteur a des coûts supplémentaires de cogestion.

Le surcoût d'utilisation ϑ^m du moyen de transport m est donné par la formule suivante :

$$C_{5ij}^m = \vartheta^m = (c_1^m + T_{ij}^m \cdot c_2^m + d_{ij}^m \cdot c_3^m) \cdot (\mu_{ij}^m + \xi^m + (1 - \xi^m) \cdot \sqrt{(Q/A - \mu_{ij}^m \cdot B)/B}) - (Q/A - \mu_{ij}^m \cdot B)/B$$

La Figure 17 montre l'évolution de la pénalité de remplissage en fonction de la quantité de marchandises transportée. À partir d'un certain seuil, dans notre cas 125 tonnes, la pénalité infligée décroît et tend vers 0.

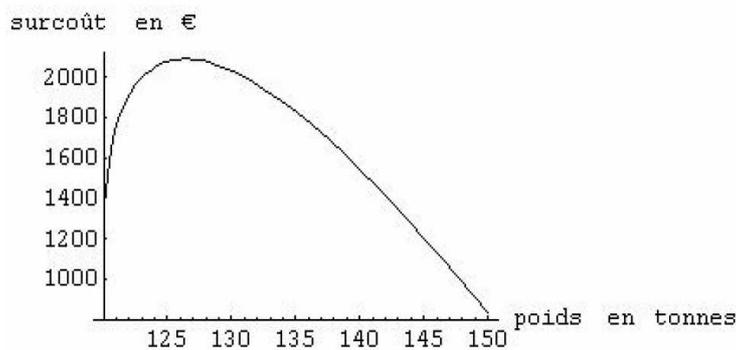


Figure 17. Évolution de la pénalité de remplissage (surcoût) en € en fonction du poids de marchandises acheminées (cas de l'unité non remplie)

3.2.3 Le coût de stockage dans les zones de transit

C'est le coût du stock en transit dans les points de transbordement, plateformes logistiques ou hubs intermodaux. Ce coût est considéré comme étant la somme des coûts de stockage en transit et du coût du stock de sécurité. Le coût du stock de sécurité est généralement négligeable par rapport à celui du stock en transit ; de ce fait, il est souvent ignoré lors des prises de décisions. Nous tenons compte uniquement du coût du stock en transit, considéré comme étant proportionnel au temps de transit. Le coût total C_{2ij}^m du stock en transit est donné par :

$$C_{2ij}^m = \mathcal{N} \cdot c_4^m \cdot \mathcal{T}r_i$$

Avec

\mathcal{N} : Nombre d'unités de produits à transporter

c_4^m : Coût du stock en transit pour le mode m par unité de produits par heure.

Tr_i : Temps de transit au nœud i .

3.2.4 Le coût de transbordement

Pour aller d'un nœud i à un nœud successeur $j \in \Gamma_i^+$, les containers sont transbordés (ou non) d'un mode de transport m vers le même mode de transport (transfert intra-modal) ou un autre mode m' (transfert intermodal). Le coût de ce transbordement est obtenu à partir de la fonction suivante :

$$C_{3ij}^m = C_i^{mm'} \cdot h_i \cdot \left((\mu_{ij}^{m'} + \xi^{m'} + (1 - \xi^{m'}) \cdot \sqrt{(Q/A - \mu_{ij}^{m'} \cdot B)/B}) \right)$$

Avec :

$C_i^{mm'}$: Coût moyen de transbordement par container ou par unité de marchandises transportées du mode de transport m vers le mode de transport m' au nœud i ; ce coût moyen prend en compte le coût d'utilisation des terminaux ainsi que les coûts d'entrée et de sortie des terminaux intermodaux.

h_i : Facteur de transbordement au nœud i , avec:

$$h_i = \begin{cases} 1 & \text{S'il y a transbordement au nœud } i \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases}$$

$$0 \leq \xi^{m'} \leq 1$$

$\mu_{ij}^{m'}$ est défini selon les mêmes conditions qu'en (3.2.1).

3.2.5 La remise

C'est une fonction σ^m correspondant à la remise concédée par le transporteur en fonction du nombre de moyens de transport utilisés μ_{ij}^m pour acheminer les marchandises sur une distance d_{ij} . Cette remise est une économie d'échelle dépendant de l'utilisation optimale des moyens de transport et en fonction de la quantité de marchandises transportées.

$$C_{4ij}^m = \sigma^m = g(\mu_{ij}^m)$$

3.2.6 Les pénalités temporelles

Avec les fenêtres temporelles, le coût total de transport inclut non seulement les coûts définis plus haut, mais également les coûts engendrés par le fait qu'un moyen de transport arrive très tôt ou en retard à destination. Nous définissons deux coûts de pénalité : le coût de pénalité de

retard et le coût de pénalité d'avance au nœud destination. Le début du service (livraison ou transbordement) à chaque nœud doit être compris entre les bornes inférieures et supérieures des fenêtres de temps. En effet, si un « véhicule » arrive très tôt, c'est-à-dire avant le début de la fenêtre de temps, il doit attendre jusqu'à e_j^m pour commencer son service.

D'où :

$$C_{6ij}^m = c_{ij}^p = \begin{cases} \varepsilon \cdot (e_j^m - L_j^m) & \text{si } L_j^m \leq e_j^m \text{ pénalité d'avance} \\ 0 & \text{si } L_j^m \in [e_j^m, l_j^m] \\ \rho \cdot (L_j^m - l_j^m) & \text{si } L_j^m \geq l_j^m \text{ pénalité de retard} \end{cases}$$

Avec :

c_{ij}^p : Coût des pénalités sur l'arc (i, j)

ε : Coefficient de pénalité d'avance défini en coût par heure d'avance

ρ : Coefficient de pénalité de retard défini en coût par heure de retard

L_j^m : L'heure d'arrivée au nœud j

l_j^m : L'heure de départ du nœud j

e_j^m : L'heure d'arrivée au plus tôt au nœud j

3.2.7 Le coût total de transport

Le coût de transport total c_{ij}^1 est donné par la somme des coûts définis plus haut :

$$\begin{aligned} c_{ij}^1 = \sum_{u=1}^6 C_{uij}^m = & \left[(c_1^m + T_{ij}^m \cdot c_2^m + d_{ij}^m \cdot c_3^m) \cdot \left(\mu_{ij}^m + \xi^m + (1 - \xi^m) \cdot \sqrt{(Q/A - \mu_{ij}^m \cdot B)/B} \right) \right] \\ & + (c_1^m + T_{ij}^m \cdot c_2^m + d_{ij}^m \cdot c_3^m) \cdot \left(\xi^m + (1 - \xi^m) \cdot \sqrt{(Q/A - \mu_{ij}^m \cdot B)/B} \right) \\ & - (Q/A - \mu_{ij}^m \cdot B)/B + \mathcal{N} \cdot c_4^m \cdot \mathcal{T}r_i \\ & + C_i^{mm'} \cdot h_i \cdot \left((\mu_{ij}^{m'} + \xi^{m'} + (1 - \xi^{m'}) \cdot \sqrt{(Q/A - \mu_{ij}^{m'} \cdot B)/B}) + \sigma^m + c_{ij}^p \right) \end{aligned}$$

3.3 Les dégâts dus aux transbordements

Pendant les opérations de transbordement, des dégâts peuvent survenir pendant le transport et la manipulation des produits. Par exemple, lors du transbordement de marchandises fragiles comme des fleurs ou du verre, nous avons des risques d'abimer ou de casser la marchandise. À chaque transbordement, les dégâts surviennent de façons indépendantes les unes des autres. La quantité de dégâts $\mathcal{D}_i^{mm'}$ lors du transbordement d'une quantité Q de marchandises à un nœud i du réseau est donnée par un calcul réalisé en utilisant le théorème central limite.

Soit $\mathcal{N}_{\mathcal{P}_{st}}$ le nombre de transbordements sur un chemin du graphe, X_i la quantité (ou le nombre) de dégâts survenant lors d'un transbordement sur un nœud i d'un chemin

\mathcal{P}_{st} . composé de $\kappa \in N$ nœuds et $S_{\mathcal{N}_{\mathcal{P}_{st}}} = \sum_{i=1}^{\kappa} X_i$, la somme des dégâts. L'espérance de $S_{\mathcal{N}_{\mathcal{P}_{st}}}$ est $E(X) = \mathcal{N}_{\mathcal{P}_{st}} \bar{X}$ et son écart-type est $\sigma \sqrt{\mathcal{N}_{\mathcal{P}_{st}}}$.

La quantité de dégâts au nœud i est donnée par :

$$\mathcal{D}_i^{mm'} = Q \cdot h_i \cdot \frac{S_{\mathcal{N}_{\mathcal{P}_{st}}} - \mathcal{N}_{\mathcal{P}_{st}} \bar{X}}{\sigma \sqrt{\mathcal{N}_{\mathcal{P}_{st}}}}$$

Avec :

$\mathcal{N}_{\mathcal{P}_{st}}$: Le nombre de transbordements un chemin \mathcal{P}_{st} du graphe

$S_{\mathcal{N}_{\mathcal{P}_{st}}}$: Somme des dégâts dus aux transbordements sur un chemin avec $S_{\mathcal{N}_{\mathcal{P}_{st}}} = \sum_{i=1}^{\kappa} X_i$

\bar{X} : La quantité moyenne de dégâts $\bar{X} = \frac{S_{\mathcal{N}_{\mathcal{P}_{st}}}}{\mathcal{N}_{\mathcal{P}_{st}}}$

h_i : Facteur de transbordement au nœud i

Q : Masse de produits transportés en unité de poids

3.4 La pollution atmosphérique

Pour estimer la quantité des émissions de gaz à effet de serre émises par le transport de marchandises, il est nécessaire de considérer les émissions directes et indirectes des différents moyens de transport. Le modèle d'estimation ici présenté permet de quantifier les émissions de CO₂, COV et NO_x, principaux gaz émis par les moyens de transport. La fonction d'estimation dépend de la masse de marchandises acheminée, du type de moyen de transport ainsi que de la distance parcourue. Les performances environnementales des transports dépendent également du coefficient de charge et de la capacité des moyens de transport utilisés.

La quantité de gaz polluant émis $\mathcal{G}_{ij}^{m\gamma}$ d'un gaz γ par le mode de transport m sur un arc (i, j) est donnée par :

$$c_{ij}^5 = \mathcal{G}_{ij}^{m\gamma} = e^{m\gamma}(Q, V) \cdot (d_{ij}^m + R_{et}^m) \cdot \left(\mu_{ij}^m + \xi^m + (1 - \xi^m) \cdot \sqrt{(Q/A - \mu_{ij}^m \cdot B)/B} \right)$$

Avec:

$e^{m\gamma}$: Quantité de polluant γ émise par le moyen de transport m en unité de poids, par unité de poids de marchandises transportées et par unité de déplacement, les différentes valeurs correspondant à ce paramètre sont présentées dans le Tableau 2.

Moyen de Transport	CO ₂ g/t.km	NO _x mg/t.km	SO ₂ mg/t.km	NMHC mg/t.km	Particules mg/t.km
Camion (>34-40 t, Euro 3)	71	542	41	38	13
Train (électrique/diesel)	18/35	29/544	52/20	2/54	13/15
Avion	665	3216	438	248	14
Bateau (contre/sens courant)	49/30	833/503	28/17	74/44	24/14

Tableau 2. Facteur d'émission moyenne des polluants pour le fret (Knorr et Reuter, 2005)

R_{et}^m représente la distance parcourue pendant la période de roulage pour un avion en unité de distance ; en effet une grande partie des émissions de gaz à effet de serre émanant des avions est observée lors de la phase de roulage. Il est donc indispensable de tenir compte de la distance de roulage lors du calcul des émissions de polluants. Pour un mode de transport autre que l'avion, $R_{et}^m = 0$.

3.5 La consommation d'énergie

La consommation d'énergie totale des transports correspond à la consommation énergétique primaire de l'ensemble des moyens transports : route, rail, maritime et aérien, navigation intérieure et oléoducs. Les principaux carburants couverts sont les produits pétroliers, l'électricité, le gaz naturel. La performance énergétique du transport ferroviaire dépend de la façon dont l'électricité utilisée pour les trains est produite ; il apparaît dans les études de (IFEU, 2002) que plus la part du nucléaire est prépondérante dans cette production énergétique, moins le volume des émissions de CO₂ engendrées par le trajet ferroviaire est important. Paradoxalement, le transport combiné semble ainsi particulièrement « écologique » dans les pays les plus dépendants du nucléaire pour leur production d'électricité. La quantité d'énergie consommée par un moyen de transport m est calculée ici en fonction de la distance parcourue d_{ij}^m , de la quantité de marchandise transportée Q et du facteur de consommation d'énergie définit dans (Knorr et Reuter, 2005) ; cette quantité tient également compte du type d'énergie utilisé et du cycle de production de l'énergie (Tableau 3).

$$c_{ij}^6 = E_{ij}^m = Q \cdot d_{ij}^m \cdot \varepsilon^m$$

ε^m : Facteur de consommation moyenne du moyen de transport m définit par une étude menée par IFEU Heidelberg en 2005. Ce facteur est défini pour chaque mode de transport et est exprimé en kJ/t.km.

Moyen de transport	Énergie (ε^m) en kJ/t.km
Camion (>34-40 t, Euro 3)	966
Train (électrique/diesel)	392/473
Avion	9052
Bateau (contre/sens courant)	665/401

Tableau 3. Facteur de consommation moyenne d'énergie pour le fret (Knorr et Reuter, 2005)

3.6 Les nuisances sonores

Le diagnostic et la gestion des nuisances sonores dues au transport de marchandises sont une entreprise difficile, car elle demande une grande transversalité des acteurs et des compétences. Elle rassemble plusieurs domaines aux préoccupations parfois antagonistes, comme l'environnement, l'économie, les transports ou encore la santé. De plus, au problème scientifique qu'est la description quantitative du bruit s'ajoute le problème psychosociologique qui est celui de la description de la gêne sonore.

Le transport est la principale source de pollution sonore. La pollution sonore peut être définie comme un son indésirable ou nuisible. Le bruit généré par les systèmes de transport affecte

les personnes dans les zones d'habitation ; ces nuisances sont d'autant plus importantes que le trafic est dense. Les perturbations sonores émises par le trafic dépendent du volume du trafic (la densité), de la vitesse et de la composition du trafic (type de véhicules) ; elles dépendent également de la distance entre la route et les premières habitations ou les zones d'impacts. Un camion entendu à 50 mètres produit par exemple un bruit d'environ 90 dBA (David J. Forkenbrock 1999). En effet, le bruit tend à s'affaiblir si la distance séparant l'autoroute des zones d'impact est supérieure à environ 305 m selon des études menées par (Hokanson et al., 1981). Même si le bruit émis est faible, le bruit intermittent ou discontinu peut être très gênant plus particulièrement pour des gens qui sont dans des lieux nécessitant une certaine concentration, de la tranquillité ou même un repos, à savoir les écoles, les lieux de cultes, les hôpitaux... En plus de cela, il faut ajouter les effets psychologiques du bruit qui est difficile à estimer financièrement ; par exemple, les nuisances sonores tendent à diminuer la valeur financière des habitations situées dans des zones sujettes à ces nuisances. En outre, d'autres éléments comme la topographie du chemin, les arbres, les buildings... peuvent avoir une influence sur le niveau de bruit émis. Dans notre cas, nous modélisons le bruit en fonction de l'éloignement moyen des zones d'impacts et du nombre moyen de personnes impactées.

La quantité de bruit émise sur un arc (i, j) est donnée par :

$$B_{ij} = \varphi b^m \mathcal{D}_{pop_{ij}} \delta_{im}$$

b^m : Quantité moyenne de bruit en dB (A) émise par le moyen de transport m en fonction de la distance moyenne du lieu d'impact.

$\mathcal{D}_{pop_{ij}}$: Nombre moyen de personnes impactées par le bruit sur l'arc (i, j)

δ_{im} : Distance moyenne entre le lieu d'émission du bruit et les premières personnes impactées

φ : La densité du trafic

3.7 Le risque d'accident

Traditionnellement, le risque est défini comme le produit entre la probabilité qu'un incident survienne sur un tronçon de route (i, j) et la conséquence engendrée par l'incident, qui peut correspondre au nombre de personnes impactées par l'incident ; dans le cas du transport de marchandises dangereuses, c'est par exemple le nombre de populations aux alentours du lieu de sinistre. L'idée de risque est complexe, mais sa définition conventionnelle est très cohérente.

L'estimation quantitative du risque est la mesure du risque comme étant le produit mathématique de la probabilité qu'un événement survienne et les conséquences de cet événement (Stewart et Melchers, 1997; Chapman et Ward, 1998). De même, dans le domaine de la sécurité des transports, le risque est perçu comme étant la combinaison de deux composants : la survenue d'un accident et les conséquences de cet accident. Les dommages causés par les accidents peuvent être classés en plusieurs types selon qu'il y ait des blessés graves ou modérés, des morts et des dommages matériels (selon de degré de préjudice).

Lowrance (Lowrance, 1976) définit le risque d'accident comme une mesure de la probabilité qu'un accident survienne et de la gravité des dommages engendrés par cet accident.

Pour les besoins de notre étude, nous définissons le risque d'accident comme étant la probabilité qu'un moyen de transport m transportant une quantité Q de marchandises sur une distance d_{ij} soit impliqué dans un accident sur un arc (i, j) du réseau. Cette probabilité suit une loi de Poisson de paramètre λ_{ij}^m . En effet, la loi de probabilité a priori la mieux adaptée, concernant le nombre d'accidents sur une période donnée sur un axe de transport, est la loi de Poisson (probabilité d'être impliqué dans k accidents). Sa fonction de répartition est définie par la fonction p_{ij}^a tel que:

$$p_{ij}^a(X = k) = e^{-\lambda_{ij}^m} \cdot \frac{(\lambda_{ij}^m)^k}{k!}$$

$$P(X > 0) = 1 - e^{-\lambda_{ij}^m} \text{ (Probabilité qu'il y ait au moins un accident)}$$

Avec :

p_{ij}^a : Le risque d'accident sur l'arc (i, j)

λ_{ij}^m : Nombre réel strictement positif représentant le nombre moyen d'accidents engendré par le moyen de transport m sur l'arc (i, j) en fonction de la densité du trafic : nombre

d'accidents par unité de flux : $\lambda_{ij}^m = \frac{A:\text{nombre moyen d'accidents sur l'arc}}{\varphi:\text{flux du trafic sur l'arc}}$

k : Nombre réel strictement positif

e : La base de l'exponentielle

Dans notre modèle, le risque d'accident est associé au mode routier ; les risques d'accident émanant des autres modes de transport (aériens, maritimes, fluvial, ferroviaire) étant très faibles, ils sont considérés comme négligeables.

4. Modèle de plus court chemin multiobjectif

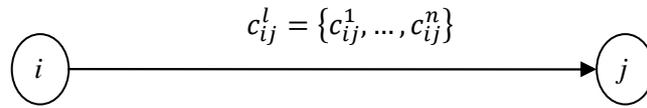
4.1 Formulation du modèle de plus court chemin multiobjectif

Le modèle proposé ici contrairement à ceux proposés dans la littérature permet de prendre en compte à la fois les caractéristiques du transport intermodal et l'ensemble des critères intervenant dans la prise de décision au sein de la chaîne logistique verte. Nous construisons une fonction objectif pour chacun des critères pris en compte. Les contraintes du problème sont également modélisées et prises en compte dans le système de décision.

Considérons le graphe $G(V, A, M)$ défini plus haut. Soit n le nombre de critères étudiés, avec $n \geq 2$. À chaque arc $(i, j) \in A$, nous associons une fonction vectorielle c de dimension n , qui attribue à chaque arc un « coût » c_{ij}^l , ($l = 1, \dots, n$) représentant l'ensemble des coûts sur l'arc (i, j) l'ensemble des critères l . D'où :

$$c: A \rightarrow \mathbb{R}^n$$

$$(i, j) \mapsto c^l(i, j) = c_{ij}^l = (c_{ij}^1, \dots, c_{ij}^n)$$



Les valeurs des composants du vecteur coût c_{ij}^l dépendent du mode de transport utilisé sur l'arc $(i, j) \in A$.

4.1.1 Construction des fonctions objectifs

Soit deux variables binaires x_{ij} et y_{ij}^m , où x_{ij} représente la variable de conception du réseau et y_{ij}^m la variable d'utilisation des modes de transport avec :

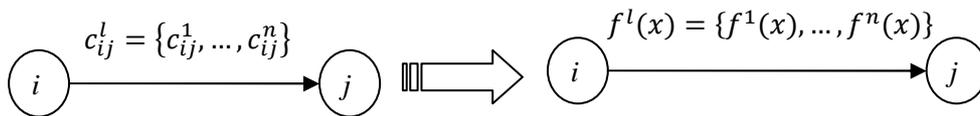
$$x_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{Si l'arc } (i, j) \text{ est utilisé} \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases}$$

Et

$$y_{ij}^m = \begin{cases} 1 & \text{Si le mode } m \text{ est utilisé sur l'arc } (i, j) \in A, \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases}$$

- Les fonctions

Pour chaque critère c_{ij}^l étudié, une fonction objectif $f^l(x)$ est définie.



Soit $f^l(x)$ le vecteur « fonction objectif » de dimension l ; le problème de plus court chemin multiobjectif dans un réseau intermodal est formulé comme suit :

$$\min f^l(x) = \sum_{(i,j) \in A} c_{ij}^l \cdot x_{ij} \quad \forall l = 1, \dots, n$$

Dans ce modèle, nous supposons que toutes les fonctions objectifs sont aussi importantes les unes que les autres. Les critères étudiés étant indépendants les uns des autres, nous sommes dans un cas d'optimisation multiobjectif avec fonctions indépendantes.

4.1.2 Les contraintes du problème

On distingue deux types de contraintes dans notre problème : des contraintes globales, définies sur l'ensemble du réseau, et des contraintes locales définies sur les arcs ou les nœuds

du réseau. Ces contraintes peuvent porter sur le graphe et sa construction ou directement sur les critères.

4.1.2.1 Les contraintes sur le graphe

$$c_{ij}^l \geq 0, \quad \forall (i, j) \in A \quad (1)$$

$$x_{ij} = \{x_{ij} \in \mathbb{N} / x_{ij} \in [0,1]; \forall (i, j) \in A\} \quad (2)$$

$$y_{ij}^m = \{y_{ij}^m \in \mathbb{N} / y_{ij}^m \in [0,1]; \forall (i, j) \in A \text{ et } m \in M\} \quad (3)$$

La contrainte d'équilibre de conception est définie comme suit : le nombre total d'arcs utilisés entrants en i ($x_{ji}=1$) doit être égal au nombre total d'arcs utilisés sortants de i ($x_{ij} = 1$) ; en d'autres termes,

$$\sum_{\{j:(i,j) \in A\}} x_{ij} = \sum_{\{j:(j,i) \in A\}} x_{ji}$$

D'où la contrainte,

$$\sum_{\{j:(i,j) \in A\}} x_{ij} - \sum_{\{j:(j,i) \in A\}} x_{ji} = \begin{cases} 1 & i = s ; x_{ji} = 0 \\ 0 & \forall i \in V \setminus \{s, t\} \\ -1 & i = t ; x_{ij} = 0 \end{cases} \quad (4)$$

$$x_{ij} = y_{ij}^m \quad \forall (i, j) \in A \text{ et } m \in M \quad (5)$$

Les contraintes (1), (2) et (3) sont des contraintes de non-négativité. La contrainte (4) est la contrainte d'équilibre de conception à chaque nœud i du réseau (nécessaire pour obtenir les arcs construisant un chemin de s à t). La contrainte (5) signifie que l'utilisation d'un arc (i, j) implique immédiatement l'utilisation d'un mode de transport m sur cet arc.

4.1.2.2 La praticité

La praticité Φ^m d'un moyen de transport m correspond à son aptitude à être pratique pour acheminer Q (tonnes) ou V (m^3) de marchandises sur une distance d^m . Ce caractère pratique d'un moyen de transport m est fonction des trois variables énoncées ci-dessus et donné par :

$$\Phi^m = p(Q, V, d^m)$$

Une pénalité de praticité $\Phi^m \in [1,2]$ est affectée au coût de transport pour le moyen de transport m utilisé sur l'arc (i, j) donnant ainsi $\Phi^m \times c_{ij}^{lm}$. Nous considérons que le train et le bateau sont pratiques quelque soit la distance parcourue et la quantité de marchandise transportée ; $\Phi_{(vd)}^{train} = 1$, $\Phi_{(vd)}^{bateau} = 1$ et $\Phi_{(vQ)}^{train} = 1$, $\Phi_{(vQ)}^{bateau} = 1$.

Par contre, pour ce qui concerne l'avion et le camion nous avons défini plusieurs fonctions de praticité en fonction de la distance et de la quantité de marchandises transportées.

- *Pénalités de praticité en fonction de la distance*

La fonction de praticité en fonction de la distance pour l'avion est donnée par la fonction $\Phi_{(d)}^{avion} = \frac{41}{d+40} + 1$. Cette fonction est une asymptote horizontale à 1 (Figure 18); en effet, pour de courtes distances il paraît inutile d'utiliser un avion, par contre plus la distance parcourue augmente, plus il devient intéressant d'utiliser l'avion la pénalité affectée au coût tend alors vers 1.

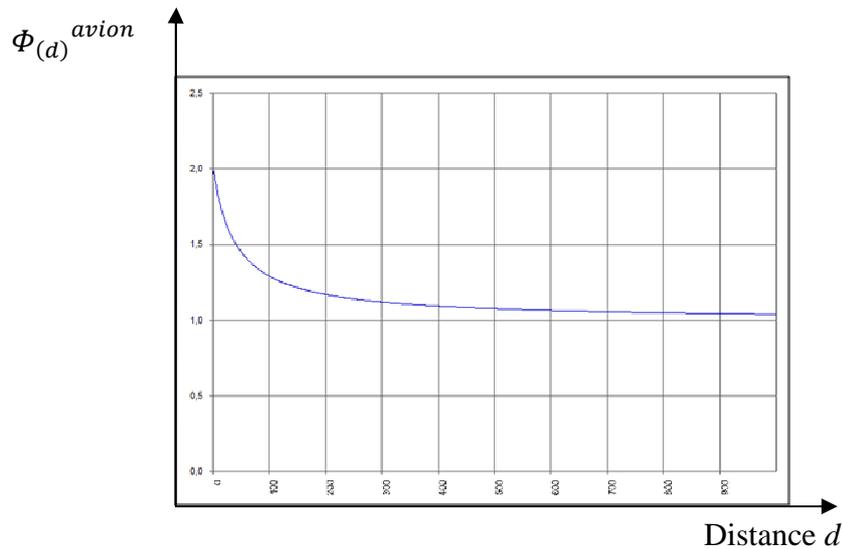


Figure 18. Courbe de praticité en fonction de la distance pour l'avion

Pour le camion cette fonction de praticité en fonction de la distance est donnée par : $\Phi_{(d)}^{camion} = \frac{1}{10^7} d^2 + 1$. Plus la distance est grande plus le camion devient moins pratique à utiliser et la pénalité augmente (Figure 19).

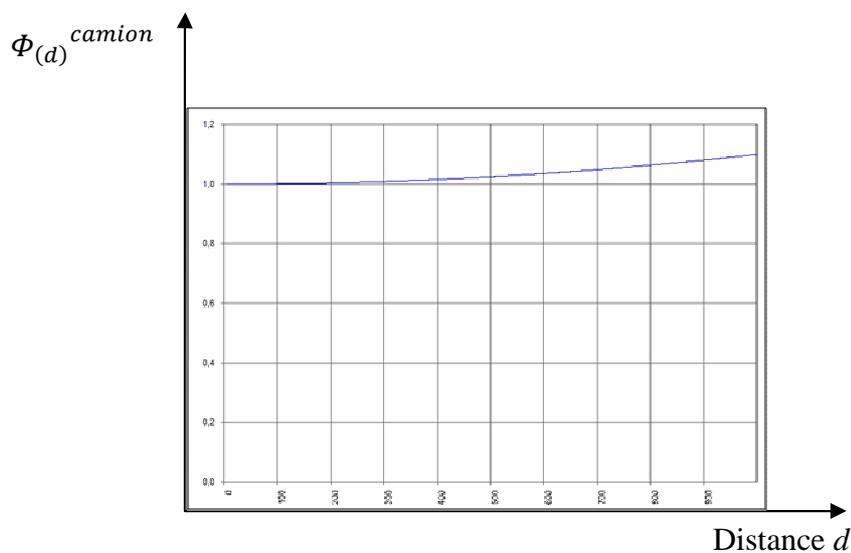


Figure 19. Courbe de praticité en fonction de la distance pour le camion

- **Pénalités de praticité massique**

La pénalité de praticité en fonction de la quantité de marchandises pour l'avion est donnée par l'équation : $\Phi_{(Q)}^{avion} = \frac{1}{14\,400}Q^2 + \frac{1}{60}Q + 2$. La courbe obtenue (Figure 20) est une parabole de sommet (120, 1). La capacité moyenne des avions-cargos étant d'environ 120 tonnes, pour $Q < 120$ et pour $Q > 120$ une praticité allant jusqu'à 2 est infligée pour l'usage de l'avion. Il serait plus intéressant pour de très grandes quantités d'utiliser le train et pour de très petites quantités le camion par exemple.

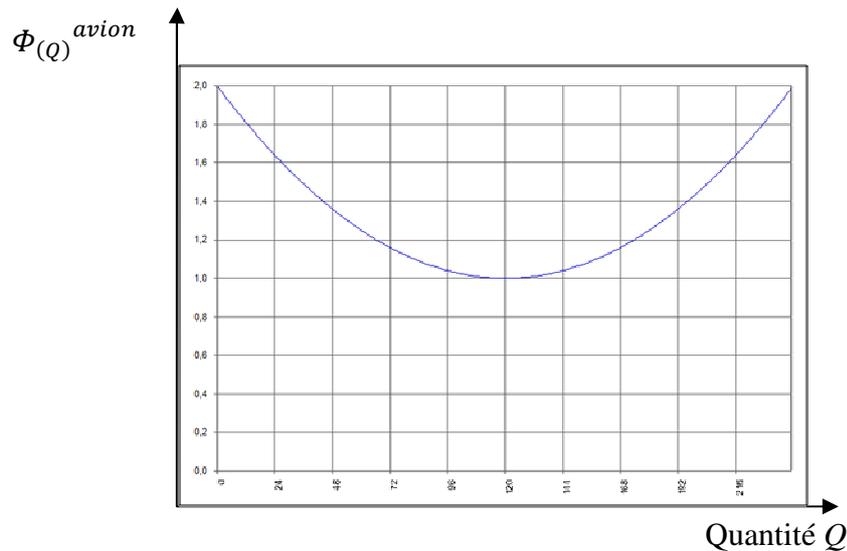


Figure 20. Courbe de praticité massique pour l'avion

La fonction de praticité massique associée au camion est donnée par la fonction $\Phi_{(Q)}^{camion} = \frac{1}{12\,500}Q^2 + 1$. Pour une quantité supérieure à environ 30 tonnes, le camion devient moins intéressant à utiliser, en effet vu que la capacité massique des camions est en général de 30-40 tonnes, il faudrait utiliser plus d'un camion ou privilégier plutôt l'usage de l'avion ou du train (Figure 21).

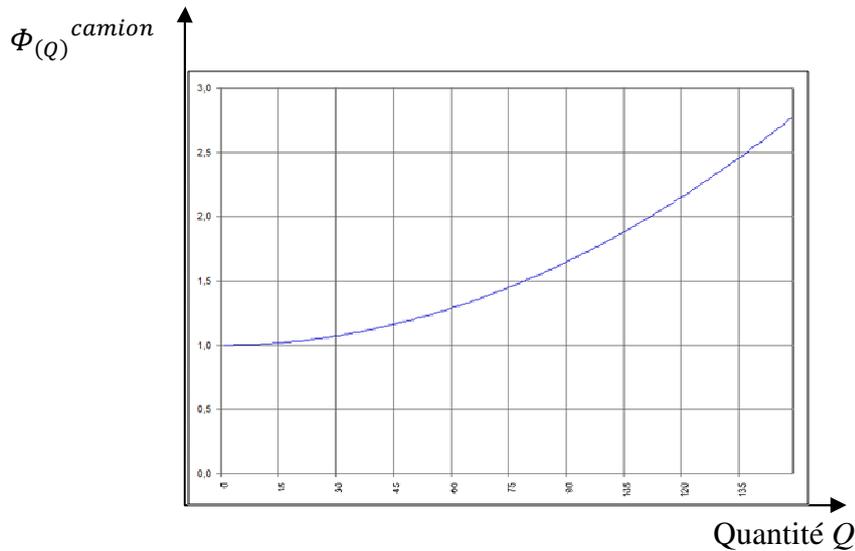


Figure 21. Courbe de praticité massique pour le camion

4.1.2.3 Les contraintes temporelles

Soit T^*_j l'heure idéale d'arrivée au nœud j tel que $T^*_j \in [e_j^m, l_j^m]$. L'heure de départ du nœud i permettant d'éviter les engorgements est donnée par :

$$\xi_i^m = T^*_j - R_{ij}^m$$

$$T^*_j \leq l_j^m$$

4.1.2.4 Choix de l'heure de départ

Cette contrainte a pour but d'induire le choix de l'heure de départ du nœud source de façon à respecter les différentes fenêtres temporelles dans chaque ville et d'arriver dans la fenêtre de temps imposée par le client au nœud destination. Soit $T_{w_t} = [e_t^m, l_t^m]$ la fenêtre de temps au nœud destination, e_t^m et l_t^m représentent respectivement l'heure d'arrivée au plus tôt et heure d'arrivée au plus tard au nœud destination. Et soit $T_{w_s} = [\xi_s^{m-}, \xi_s^{m+}]$ la fenêtre de temps au nœud source, ξ_s^{m-} et ξ_s^{m+} représentent respectivement l'heure de départ au plus tôt et heure de départ au plus tard au nœud source.

Le choix de l'heure de départ du nœud source est contraint par l'équation suivante :

$$l_t^m - \xi_s^{m-} \leq \sum_{(i,j) \in P_{st}} T_{ij}$$

4.1.2.5 Le nombre de transbordements

Le nombre de transbordements sur un chemin du graphe est supposé fixé en avance en fonction des changements de modes imposés par la structure du réseau et par la fragilité des marchandises transportées en accord avec le fournisseur. Le nombre maximal de

transbordements autorisés κ est fixé à l'avance et constitue une contrainte du problème. Si $\mathcal{N}_{\mathcal{P}_{st}}$ est le nombre de transbordements réalisés et h_i représente un transbordement unitaire, le nombre maximal de transbordements doit être inférieur à une valeur maximale κ fixée à l'avance tel que :

$$\mathcal{N}_{\mathcal{P}_{st}} = \sum_{i=1}^{\kappa-1} h_i \leq \kappa$$

$\kappa \in N$ est le nombre de nœud utilisé sur un chemin \mathcal{P}_{st} et κ le nombre maximal de transbordements ; pour les produits fragiles, $\mathcal{N}_{\mathcal{P}_{st}} \leq 2$.

5. Récapitulatif du modèle de plus court chemin multiobjectif

En résumé, pour un trajet s'effectuant entre un nœud source $s \in V$ à un nœud destination $t \in V$, le problème de plus court chemin multiobjectif dans un graphe a pour but de trouver l'ensemble des chemins optimaux dans le graphe G pour aller de s à t . La recherche d'un chemin dans le graphe intermodal $G = (V, A, M)$ revient à trouver la succession de nœud et de mode transport à utiliser ; un chemin \mathcal{P}_{st} entre s et t est donc une séquence de nœuds et de modes; $\mathcal{P}_{st} = \{(i_1 \equiv s, m_{i_1}, i_2), (i_2, m_{i_2}, i_3), \dots, (i_\kappa, m_{i_\kappa}, i_\kappa \equiv t)\}$, $\kappa \in N$ est le nombre de nœud utilisé sur le chemin. Le problème à résoudre se résume donc à décider en se basant sur sept critères en optimisant sept fonctions objectif ; chaque chemin aura ainsi un ensemble de sept vecteurs objectifs. Les critères de décision sont :

- *Le temps de transport* : $c_{ij}^1 = T_{ij}^{fm} + R_{ij}^{im}$
- *Le coût de transport* : $c_{ij}^2 = \sum_{u=1}^6 C_{uij}^m$
- *Les dégâts dus aux transbordements* : $c_{ij}^3 = Q \cdot h_i \cdot \frac{S_{\mathcal{N}_{\mathcal{P}_{st}}} - \mathcal{N}_{\mathcal{P}_{st}} \bar{X}}{\sigma \sqrt{\mathcal{N}_{\mathcal{P}_{st}}}}$
- *La pollution atmosphérique* : $c_{ij}^4 = e^{m\gamma(Q, V)} \cdot (d_{ij}^m + R_{et}^m) \cdot \left(\mu_{ij}^m + \xi^m + (1 - \xi^m) \cdot \sqrt{(Q/A - \mu_{ij}^m \cdot B)/B} \right)$
- *La consommation d'énergie* : $c_{ij}^5 = Q \cdot d_{ij}^m \cdot \varepsilon^m$
- *La pollution sonore* : $c_{ij}^6 = \varphi b^m \mathcal{D}_{pop_{ij}} \delta_{im}$
- *Le risque d'accident* : $c_{ij}^7 = e^{-\lambda_{ij}^m} \cdot \frac{(\lambda_{ij}^m)^k}{k!}$

Les fonctions objectifs associées à ces critères permettent de poser le problème suivant :

$$\text{Min} \begin{cases} f^1(x) = \sum_{(i,j) \in A} c_{ij}^1 \cdot x_{ij} \cdot y_{ij}^m \\ f^2(x) = \sum_{(i,j) \in A} c_{ij}^2 \cdot x_{ij} \cdot y_{ij}^m \\ f^3(x) = \sum_{(i,j) \in A} c_{ij}^3 \cdot x_{ij} \cdot y_{ij}^m \\ f^4(x) = \sum_{(i,j) \in A} c_{ij}^4 \cdot x_{ij} \cdot y_{ij}^m \\ f^5(x) = \sum_{(i,j) \in A} c_{ij}^5 \cdot x_{ij} \cdot y_{ij}^m \\ f^6(x) = \sum_{(i,j) \in A} c_{ij}^6 \cdot x_{ij} \cdot y_{ij}^m \\ f^7(x) = \sum_{(i,j) \in A} c_{ij}^7 \cdot x_{ij} \cdot y_{ij}^m \end{cases}$$

Sous les contraintes

$$c_{ij}^l \geq 0, \quad \forall (i,j) \in A \quad (1)$$

$$x_{ij} = \{x_{ij} \in \mathbb{N} / x_{ij} \in [0,1]; \forall (i,j) \in A\} \quad (2)$$

$$y_{ij}^m = \{y_{ij}^m \in \mathbb{N} / y_{ij}^m \in [0,1]; \forall (i,j) \in A \text{ et } m \in M\} \quad (3)$$

$$\sum_{\{j:(i,j) \in A\}} x_{ij} - \sum_{\{j:(j,i) \in A\}} x_{ji} = \begin{cases} 1 & i = s; \quad x_{ji} = 0 \\ 0 & \forall i \in V \setminus \{s, t\} \\ -1 & i = t; \quad x_{ij} = 0 \end{cases} \quad (4)$$

$$x_{ij} = y_{ij}^m \quad \forall (i,j) \in A \text{ et } m \in M \quad (5)$$

$$\Phi_{ij}^m = \varphi(Q, V, T_{ij}^m, d_{ij}^m) \quad (6)$$

$$l_t^m - \check{l}_s^{m-} \leq \sum_{(i,j) \in P_{st}} T_{ij} \quad (7)$$

$$\mathcal{N}_{P_{st}} = \sum_{i=1}^{k-1} h_i \leq \kappa \quad (8)$$

Selon l'additivité des paramètres des arcs, chaque chemin est évalué par un « vecteur performance » (ou vecteur objectif) $c^l(P_{st}) = \{c^1(P_{st}), \dots, c^n(P_{st})\}$ qui correspond à la somme des valeurs associées au critère l sur le chemin P_{st} c'est-à-dire la somme des valeurs associées aux arcs qui le composent.

D'où :

$$c^l(P_{st}) = \sum_{(i,j) \in P_{st}} c_{ij}^l$$

$c^l(P_{st})$, représente la somme des valeurs associées au critère l sur chaque arc du chemin P_{st} $\forall l = 1, \dots, n$. En d'autres termes, le vecteur $c^l(P_{st})$ du chemin P_{st} est une somme

vectorielle des vecteurs correspondant aux arcs. Résoudre le problème de plus court chemin revient donc à trouver l'ensemble des chemins ayant une valeur minimale pour le vecteur objectif $c^l(P_{st})$.

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons intégré les impacts environnementaux et sociétaux dans la prise de décision au sein d'un réseau de transport intermodal. Pour aider les décideurs à planifier leurs itinéraires dans un contexte de développement durable, un modèle mathématique a été mis en place pour modéliser leurs critères de choix. Ce modèle a pour objectif de modéliser le plus fidèlement possible tous les critères devant être pris en compte dans la prise de décision pour un transport intermodal au sein de la chaîne logistique verte. Et contrairement à ce qui se fait dans la littérature, il se veut, être plus complet parce que prenant en compte, tous les aspects du système étudié. Nous avons ainsi présenté un modèle de plus court chemin multiobjectif qui caractérise des réseaux intermodaux et qui permet à la fois d'optimiser les coûts de transport, le temps de transport et les impacts socio-environnementaux, dans de but d'apporter une réponse efficace à la résolution de problèmes environnementaux liés au transport.

La complexité du modèle et le nombre de critères pris en compte nécessitent la mise en place d'un algorithme d'optimisation efficace et garantissant des résultats optimaux dans un temps de calcul raisonnable. Le prochain chapitre sera dédié à la mise en place d'un algorithme permettant d'atteindre cet objectif.



« Quand les fourmis se mettent ensemble, elles peuvent transporter un éléphant »
Proverbe Africain

Chapitre 3 MOSPACO : Un algorithme de colonie de fourmis pour le problème de plus court chemin multiobjectif au sein des chaînes logistiques vertes

Introduction

Bien que de plus en plus utilisés pour résoudre des problèmes complexes, les algorithmes de colonies de fourmis sont très peu utilisés pour résoudre des problèmes de plus court chemin multiobjectif. En effet, l'usage des algorithmes de colonies de fourmis est moins important par rapport à celui des algorithmes génétiques par exemple, à cause notamment du très grand nombre de paramètres à régler et surtout de la sensibilité de l'algorithme aux changements de paramètres. Il faut une adaptabilité et un réglage adéquat des paramètres de l'algorithme afin de favoriser la convergence.

Ce chapitre présente l'algorithme de colonies de fourmis que nous avons mis en place pour optimiser les critères définis au chapitre 2 en tenant compte du modèle de plus court chemin multiobjectif proposé et des différentes contraintes. Partant du modèle développé au chapitre 2, l'algorithme de recherche de chemin devrait prendre en compte les critères choisis par le décideur ainsi que les caractéristiques du réseau de transport intermodal (changement de mode, existence de transbordements...). La plupart des algorithmes utilisés pour résoudre les problèmes de plus court chemin multiobjectif (algorithmes à correction d'étiquettes, algorithmes à sélection d'étiquettes, algorithmes génétiques) nécessitent que l'ensemble des étiquettes associées aux chemins soit calculé ou que l'on connaisse toutes les alternatives possibles de chemins dans le réseau. Dans un réseau prenant en compte un très grand nombre de critères (sept dans notre cas) et ayant un nombre de transbordements élevé, il est impossible de lister toutes les alternatives et de calculer les différentes étiquettes.

La recherche de chemin dans notre cas se veut purement exploratoire, nous avons donc besoin d'une méthode constructive dans laquelle les chemins sont construits nœud après nœud en fonction des données disponibles à chaque étape de la construction ainsi que des chemins déjà construits et des nœuds déjà sélectionnés ; les algorithmes de colonies de fourmis étaient donc plus adaptés pour atteindre cet objectif.

De plus, pour les besoins de notre étude nous avons été amenés à modifier l'algorithme « Ant Colony System » et les différents éléments de l'ACO afin de mettre en place un algorithme de colonie de fourmis « MOSPACO » (Ant Colony Optimization for Multi-Objectif Shortest Path) à même de prendre en compte les sept critères étudiés ici et le caractère intermodal de notre réseau de transport. L'algorithme proposé utilise des formules présentées dans (Garcia-Martinez et al., 2007) pour certains calculs, notamment pour le calcul de la probabilité de sélection, définit comme étant la combinaison de la visibilité et des traces de phéromones.

Dans MOSPACO, nous avons proposé une nouvelle définition des matrices de visibilité et des traces de phéromones, des règles de transition, de la procédure de mise à jour des traces et d'évaluation des solutions. Dans cette approche, les fourmis représentent des agents fictifs construisant des chemins dans le graphe ; chaque fourmi porte en elle des informations sur le chemin construit.

Dans ce chapitre, nous présenterons dans un premier temps une description de MOSPACO, puis nous détaillerons les paramètres de l'algorithme en mettant en évidence nos apports,

pour enfin expliquer son fonctionnement et le processus de construction de solutions. La difficulté de modélisation d'un algorithme de colonies de fourmis réside dans la définition des différents paramètres propres à l'algorithme. Au vu de ces difficultés, nous mènerons également une étude sur l'évolution des différents paramètres impliqués et particulièrement sur les paramètres critiques de l'algorithme. L'étude de l'influence de ces paramètres nécessite de poser quelques questions à savoir :

- *Quelle est l'influence de chacun de ces paramètres sur la dynamique du groupe ?*
- *Quelle est l'influence du taux de diffusion des phéromones ?*
- *Quelle est l'influence du taux d'évaporation des phéromones ?*

1. Description de MOSPACO

En général, tout algorithme de colonie de fourmis doit contenir les éléments suivants : une information heuristique (visibilité), une stratégie des traces de phéromones, des règles mises à jour des traces de phéromones, un processus de construction des solutions, une règle de transition, et une condition d'arrêt ; les différents algorithmes de colonies de fourmis sont le résultat d'implémentations spécifiques de ces éléments. La présente section décrit ces éléments pour MOSPACO qui est une variante multiobjectif de l'algorithme original « ACS » (Ant Colony System). Dans MOSPACO, nous avons modifié certains paramètres de l'ACO classique. Les principales caractéristiques de cette approche sont les suivantes :

- L'algorithme utilise une seule colonie de fourmis : nous considérons que les fourmis construisent leurs solutions à travers le graphe intermodal $G = (V, A, M)$. Toutes les fourmis de la colonie exécutent le même nombre de tours et le même nombre d'essais n_{try} . Toutes les fourmis utilisent la même information heuristique. Nous utilisons une matrice de visibilité pour chaque objectif à optimiser et pour chaque mode de transport.
- Chaque fourmi de la colonie porte comme information la liste des nœuds visités, les moyens de transport utilisés entre ces nœuds, le vecteur objectif du chemin trouvé, le temps mis par la fourmi pour trouver un chemin ainsi que le nombre de transbordements réalisés par la fourmi.
- Nous utilisons plusieurs matrices de phéromones, une par objectif et par mode de transport. Les mises à jour des traces de phéromones sont opérées par les meilleures fourmis des itérations en cours.
- Contrairement à ce qui se fait dans la littérature (une ou deux règles de transition), nous avons défini trois règles de transition pseudoaléatoires en fonction des caractéristiques de notre problème.

En d'autres termes, nous utilisons des traces de phéromones et des matrices de visibilité multiobjectifs et multimodales ; les fourmis dans cet algorithme utilisent ces différents

paramètres pour le choix des modes de transport et des transbordements qui en découlent. Chaque fourmi incrémente le nombre de transbordements qu'elle réalise à chaque fois que le mode de transport choisi est différent du précédent. Chaque fourmi de la colonie possède une mémoire $Liste_f$ qui stocke les informations concernant les chemins sélectionnés par la fourmi, la succession de moyens de transport utilisée, ainsi que le vecteur objectif de chaque chemin contenant les valeurs de chaque objectif pour ledit chemin. Ces vecteurs sont ensuite évalués et comparés les uns par rapport aux autres pour déterminer les solutions non-dominées. Comme présenté dans la Figure 22, à chaque nœud du réseau la fourmi doit trouver son chemin en optimisant les sept critères pris en compte et les moyens de transport disponibles. Les contributions principales de MOSPACO résident dans la définition des matrices de visibilité et des traces de phéromones, dans la stratégie de construction et d'évaluation des solutions ainsi que dans la définition des règles de transition.

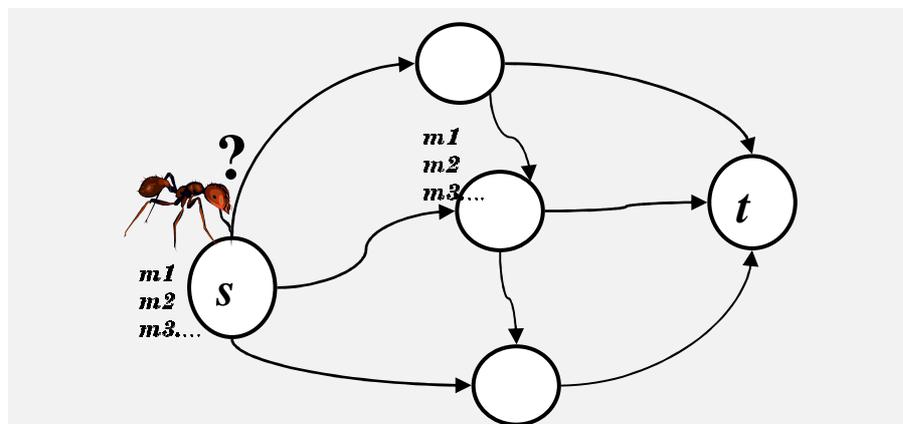


Figure 22. Une fourmi dans le graphe G

2. Définition des paramètres de l'algorithme

Tout algorithme de colonies de fourmis nécessite la définition d'un certain nombre de paramètres intrinsèques représentant les données utilisées par les fourmis dans la construction des solutions. La principale difficulté pour la construction de l'algorithme de colonies de fourmis est de définir les paramètres de l'algorithme de sorte à représenter le plus fidèlement possible le système étudié ; cette section met en évidence les paramètres que nous avons définis pour MOSPACO.

2.1 L'information heuristique (la visibilité)

Cette information indique l'attrait de tout arc (i, j) en utilisant le moyen de transport m ; cette visibilité dépend donc fortement du moyen de transport utilisé. L'information heuristique est calculée pour tous les arcs accessibles à partir de nœud i courant, l'arc ayant la visibilité la plus intéressante sera sélectionné. Cette heuristique pouvant être définie « à priori » ou « a posteriori », notre approche tend à combiner ces deux aspects. En effet, la visibilité est définie au début de l'algorithme et mise à jour dynamiquement au fur et mesure que l'on avance dans la recherche de solutions. Sept matrices de visibilité η_{ij}^{lm} ont été définies, une par critère l .

Chaque matrice est définie comme étant l'inverse de la valeur associée au critère l pour le moyen de transport m sur l'arc (i, j) tel que :

$$\eta_{ij}^{lm} = \left(\frac{1}{\varepsilon + c_{ij}^l} \right)$$

Dans cette expression, ε représente un nombre positif ajouté pour éviter la division par 0. Par exemple, la matrice associée au temps de transport permet aux fourmis de privilégier les arcs ayant un temps de transport minimal. En d'autres termes, si la valeur associée au critère l sur l'arc (i, j) est minimale, ce dernier sera préféré aux autres. La visibilité totale sur un arc est obtenue en multipliant les valeurs des visibilités de chaque critère.

2.2 Les traces de phéromones

Dans le cas de l'optimisation mono-objectif par colonies de fourmis, une matrice de phéromone est utilisée en fonction du critère à optimiser ; dans notre cas, afin de mesurer l'empreinte laissée par chaque fourmi pour chacun des critères et chaque moyen de transport utilisé, sept matrices τ_{ij}^{lm} ont été définies, une pour chaque critère l et chaque mode de transport m . La définition de sept matrices de phéromones permet de donner une importance aux critères les uns par rapport aux autres, tout en tenant compte de la particularité de chaque moyen de transport ; elle permet également au décideur de donner une importance à un critère donnée. La stratégie phéromonale ici consiste donc à déposer les traces de phéromones sur les arcs du graphe.

Au début de l'algorithme, les traces de phéromones sont identiques sur chaque arc et prennent comme valeur initiale $\tau_0 = \frac{1}{N * n_tours}$ où N est le nombre de noeuds et n_tours le nombre maximal de tours par fourmi. La quantité de phéromones $\Delta\tau_{ij}^{lm}$ déposée par une fourmi sur un arc (i, j) est définie comme étant l'inverse de la valeur du critère l obtenue sur le chemin P_{st} trouvé par la fourmi.

$$\Delta\tau_{ij}^{lm} = \frac{Q}{c^l(P_{st}^{(f)})}$$

Cette valeur est définie pour chaque moyen de transport m utilisé. Nous définissons donc une matrice de phéromone multimodale à trois dimensions : $\tau[origine, destination, mode]$ associée à chaque critère.

Dans cette équation Q est une constante relative à la quantité de phéromones laissée par la fourmi f . La matrice de visibilité totale sur un arc pour chaque moyen de transport m est obtenue en multipliant les valeurs de traces associées à chaque critère.

3. Fonctionnement de l'algorithme

3.1 Construction des solutions

Cette partie décrit le processus utilisé par les fourmis pour la construction des chemins. Dans les approches utilisées dans la littérature, notamment pour le problème du voyageur de commerce, le sens de parcours du graphe n'est pas imposé, les fourmis sont donc le plus souvent réparties de façon aléatoire sur les nœuds du réseau. Dans notre cas, les contraintes liées aux fenêtres temporelles et la configuration du réseau (partir d'une source vers une destination donnée) exigent que les fourmis soient positionnées de façon à pouvoir construire un chemin cohérent entre la source et la destination.

Ainsi, nous avons choisi de faire fonctionner l'algorithme de deux manières différentes suivant le sens de parcours du graphe ; en effet, nous avons le choix de partir du nœud source vers le nœud destination ($s \rightarrow t$) ou de partir du nœud destination vers le nœud source ($t \rightarrow s$) ; ces deux sens de parcours sont imposés surtout par la prise en compte des fenêtres temporelles (*plus de détails dans la section 3.1.5*). Dans le premier cas, au début de l'algorithme, toutes les fourmis sont placées sur le nœud source s et leur mémoire $Liste_f$ prend comme valeur initiale le nœud s . Dans le second cas, toutes les fourmis sont placées sur le nœud destination t et leur mémoire $Liste_f$ prend comme valeur initiale le nœud t .

Lorsqu'une fourmi f se trouve sur un nœud i , elle choisit le nœud j ($j \in \Gamma_i^+ / j \notin liste_f$) suivant et le moyen de transport m à utiliser selon une règle de transition probabiliste ; ce choix tient compte des données contenues dans l'étiquette du nœud i (successeurs, mode de transport disponible) et des étiquettes relatives aux liaisons entre ce nœud et ses successeurs directs (vecteur coût, mode de transport utilisé). Ce processus est répété pour chacune des fourmis de la colonie. Une fois que la fourmi f atteint le nœud destination t , elle arrête la recherche de solution et est extraite de la colonie. La colonie continue ainsi de fonctionner même lorsque certains individus échouent à accomplir leurs tâches, afin de conserver la robustesse l'algorithme. La règle de transition utilisée ici est une règle pseudo-aléatoire ; en fonction des besoins de notre problème, nous avons défini trois règles spécifiques pour la construction des solutions. Deux types de paramètres interviennent sur les règles de transition ; le premier type de paramètres concerne les paramètres d'ajustement propre aux ACO (α et β) et le second groupe de paramètres sont des paramètres que nous avons fixés en fonction de chacun des critères que nous étudions.

3.1.1 Les paramètres de contrôle de MOSPACO

α et β sont les paramètres d'ajustement propre aux ACO. α est l'importance relative des traces de phéromones par rapport à la visibilité et β contrôle l'importance relative de la visibilité par rapport aux traces de phéromones ; le choix de ces deux paramètres influence fortement le fonctionnement des ACO. Les paramètres α et β peuvent réduire fortement les performances de l'algorithme s'ils sont mal définis.

Concernant ces paramètres, il est impossible de les régler précisément ; il faut donc trouver un compromis permettant de maintenir un bon niveau de performance de l'algorithme. Dans la construction des solutions, deux processus sont opérés simultanément à savoir un processus dit de diversification et un processus dit d'intensification. Le processus de diversification a pour objectif de diversifier l'espace de recherche afin de permettre aux fourmis de découvrir de nouvelles, voire de meilleures solutions. Le processus d'intensification a pour but d'intensifier la recherche autour des zones de l'espace de recherche contenant les meilleures solutions. L'équilibre entre ces deux processus garantit l'efficacité de l'algorithme utilisé.

En général dans les ACO, il existe plusieurs manières de gérer ces deux processus. Les deux méthodes les plus utilisées pour régler ces deux processus consistent d'une part à régler les paramètres α et β , et d'autres parts à régler les paramètres α et ρ (facteur d'évaporation des traces de phéromones). Le but ici étant de ne pas avoir une convergence trop rapide de l'algorithme (intensification plus forte), mais aussi d'éviter une convergence trop lente (diversification, donc recherche aléatoire de solutions.) : il faut donc trouver un compromis.

Concernant la fixation des paramètres α et β , plus la valeur de α sera élevée plus l'intensification (l'importance des traces) sera importante, car les traces de phéromones auront une grande influence sur le choix des fourmis. Inversement, plus α est faible, plus la diversification sera forte, car les fourmis n'accorderont pas une grande importance aux traces de phéromones, mais plus aux valeurs associées à la visibilité.

Pour régler ces deux paramètres, nous avons exécuté l'algorithme pour plusieurs combinaisons des paramètres, nous avons utilisé un réseau de transport de 100 villes avec 100 fourmis et 50 itérations par fourmi. Les fronts de Pareto obtenus par les différentes configurations sont ensuite comparés les unes aux autres. Par la suite, la combinaison de paramètres donnant de meilleurs résultats sera conservée pour l'exécution de l'algorithme. Les valeurs de paramètres qui permettent de respecter les propriétés d'intensification et de diversification de l'algorithme seront jugées acceptables pour l'algorithme. La Figure 23 et la Figure 24 représentent les solutions non-dominées obtenues pour différentes valeurs des paramètres en optimisant simultanément les critères coût et temps.

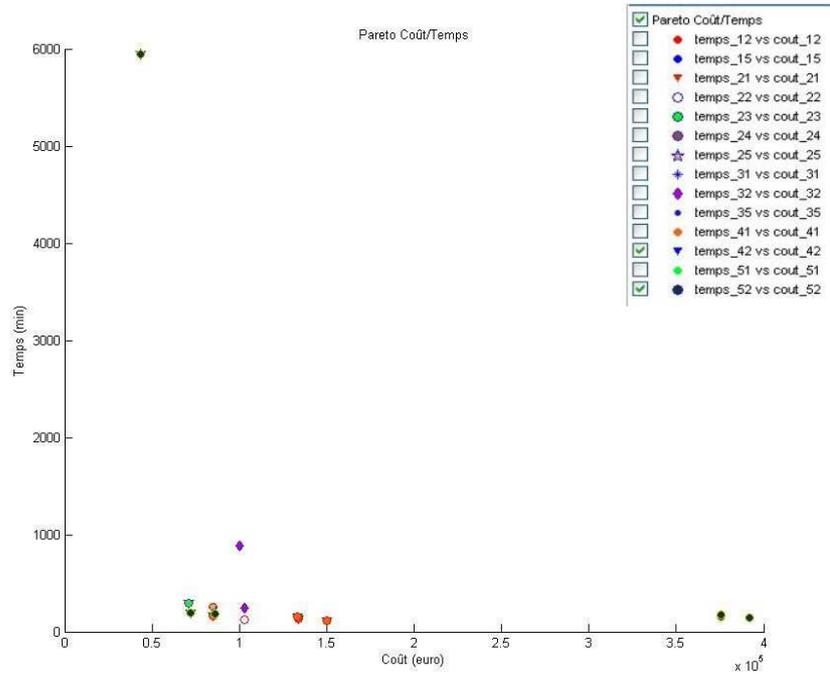


Figure 23. Fronts de Pareto pour différentes valeurs de α et β

Dans la figure 24, en ordonnées nous avons des données de type temps $_{\alpha\beta}$, idem pour le coût en abscisse. Les solutions non-dominées obtenues pour $\alpha = 2, \beta = 1$, $\alpha = 4, \beta = 2$, $\alpha = 5, \beta = 1$, $\alpha = 5, \beta = 2$, $\alpha = 3, \beta = 1$ dominant en général celles ayant une valeur de β supérieure à α ; de plus les solutions trouvées pour des valeurs élevées de α ne couvrent pas souvent tout l'espace de recherche. Le principe de diversification et d'intensification est donc bien respecté pour des valeurs élevées de α . Les mêmes résultats ont été obtenus avec l'optimisation simultanée des autres critères par exemple coût/dégât, pollution/énergie, etc. (préférences définies dans le Tableau 6).

Les fronts de Pareto obtenus par les meilleures valeurs des paramètres sont ensuite comparés entre eux (Figure 24).

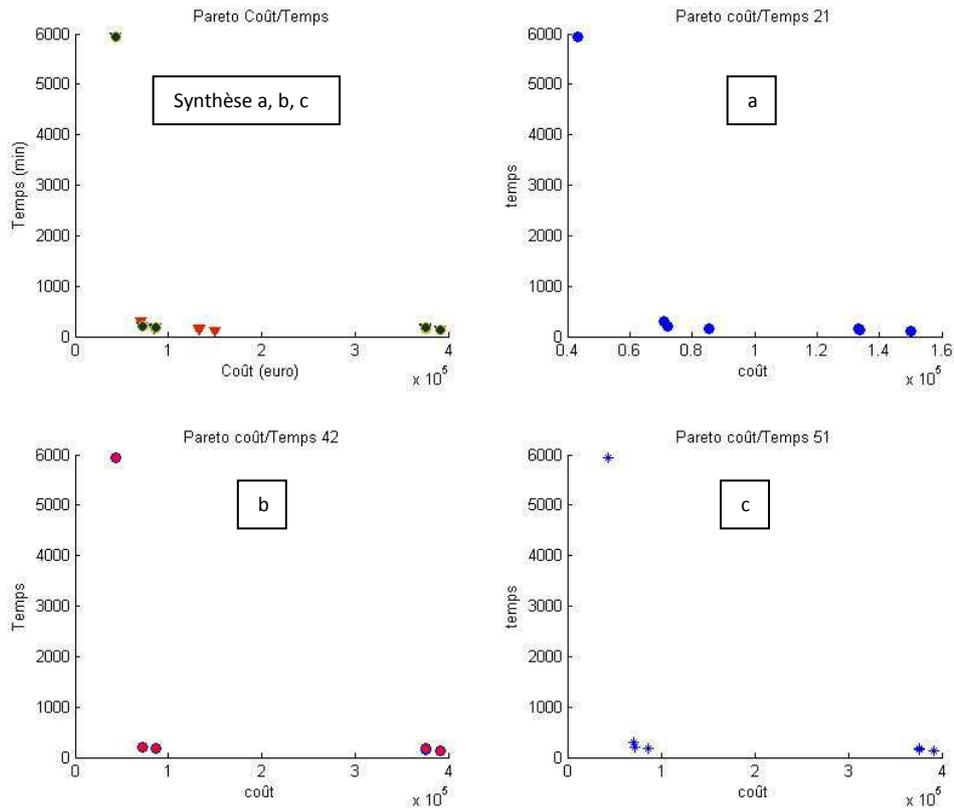


Figure 24. Front de Pareto pour les meilleures configurations de α et β (Pareto coût/Temps 42 ~ $\alpha = 4$; $\beta = 2$).

En analysant les fronts de Pareto de la Figure 24, nous remarquons que pour ces trois configurations les valeurs obtenues sont très proches, cependant, la configuration $\alpha = 4$, $\beta = 2$ donne des solutions moins diversifiées que les configurations $\alpha = 2, \beta = 1$ et $\alpha = 5, \beta = 1$; ainsi pour respecter les principes de diversification et d'intensification, il faudrait choisir l'une des deux dernières configurations, nous choisissons la configuration $\alpha = 2, \beta = 1$ parce que deux solutions appartenant à ce front dominant celles de la configuration $\alpha = 5, \beta = 1$.

3.1.2 Les paramètres d'ajustement des critères

Concernant les paramètres associés aux critères, ε_l et π_l représentent l'importance relative des critères les uns par rapport aux autres ; ces valeurs représentent les poids de chacun des critères calculés par la méthode AHP (Analytic Hierachy Process) (Sawadogo et Anciaux, 2009). Ces poids sont obtenus en effectuant des comparaisons par paires selon l'échelle de Saaty (Saaty, 1990). La première étape de la méthode AHP consiste à définir une hiérarchie, la hiérarchie présentée ci-dessous (Figure 25) est à quatre niveaux comprenant l'objectif global, les critères, les sous-critères, et l'ensemble des alternatives. La seconde étape consiste à calculer un poids pour chacun de ces critères. Nous nous focaliserons uniquement sur ces deux étapes de la méthode. Pour trouver les poids de chacun des critères, les priorités locales de chaque critère/sou-critère sont calculées. Le calcul de ces poids se fait suivant deux scénarios et permettent non seulement de modéliser l'importance de chaque critère, mais aussi

les interactions entre ceux-ci. Ils permettent également au décideur de donner la priorité à certains critères et cela selon ses préférences. La cohérence des jugements doit être respectée, en effet un ratio de consistance est calculé pour chaque matrice de jugement et le jugement est dit cohérent lorsque le ratio de consistance CR est inférieur à 10%.

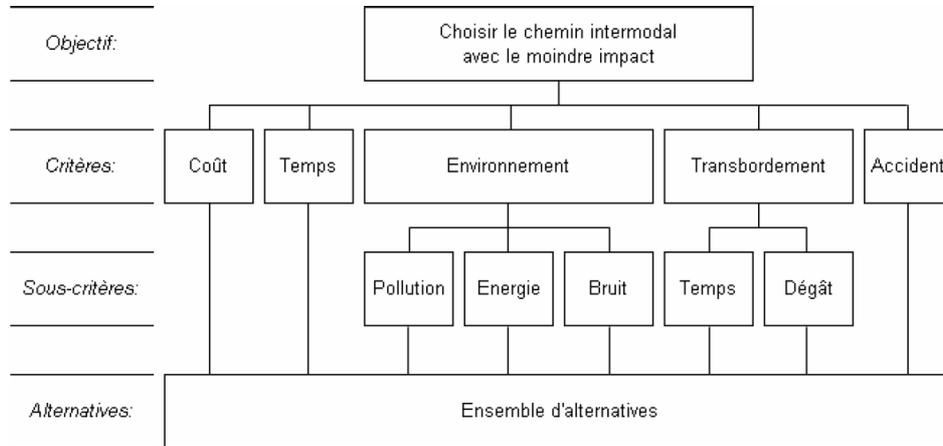


Figure 25. Hiérarchie AHP utilisée

3.1.2.1 Le scénario industriel

Pour ce scénario, les critères « coûts de transport », « temps de transport », « dégâts dus aux transbordements » sont les plus importants ; par conséquent, leur poids est plus élevé que celui des autres critères. La visibilité et les traces de qui leur est associé sont aussi plus importantes. La comparaison par paires des critères permet d'obtenir les poids représentés dans le Tableau 4 pour le scénario industriel. Le ratio de consistance des matrices de jugement (Annexe 1) utilisées est de 1.9%, ce qui traduit une consistance du jugement. Parmi les critères dits industriels, le coût et le temps ont une importance plus élevée que les dégâts.

Critères	Coût	Temps	Dégâts	Pollution	Énergie	Bruit	Accident
Poids des critères	0.4326	0.3824	0.062	0.021	0.0364	0.0133	0.0522

Tableau 4. Poids des critères pour le scénario industriel

3.1.2.2 Le scénario écologique

Dans ce cas, la priorité est donnée aux critères « pollution », « consommation d'énergie », « pollution sonore » et « risque d'accident ». Le Tableau 5 donne les valeurs obtenues pour ces critères. L'importance donnée aux critères pollution et énergie est plus importante que celle des autres critères. Les matrices de jugement utilisées pour obtenir ces poids donnent un ratio de consistance acceptable de 8.6%.

Critères	Pollution	Énergie	Bruit	Accident	Coût	Temps	Dégâts
Poids des critères	0.4409	0.192	0.0529	0.0533	0.1274	0.1078	0.0256

Tableau 5. Poids des critères pour le scénario écologique

3.1.3 Les règles de transition

On définit le paramètre q_0 tel que $q_0 \in [0,1]$ correspondant à la probabilité pour une fourmi f de faire un bon choix et le paramètre $rand$ qui est une variable aléatoire générée automatiquement par le système. Suivant les valeurs de q_0 et $rand$, le prochain nœud j à visiter par la fourmi est choisi selon les trois règles de transition ; les deux premières règles découlent d'un compromis entre la visibilité et les traces de phéromones, la troisième règle est aléatoire. La troisième règle a été rajoutée pour deux raisons ; la première est que certains de nos critères notamment le risque d'accident et les nuisances sonores peuvent prendre des valeurs nulles sur certains arcs donnant des probabilités de sélection nulles, la seconde est que dans certains cas, les probabilités de sélection sont identiques pour tous les arcs partant de nœud courant i .

- **Règle 1** : Si $q_0 > 0$ et $rand \leq q_0$:

Choisir le nœud suivant j tel que :

$$j = \arg \text{Max} \left(\left[\prod_{l=1}^n (\tau_{ik}^{lm})^{\varepsilon_l} \right]^\alpha \cdot \left[\prod_{l=1}^n (\eta_{ik}^l)^{\pi_l} \right]^\beta \right), j, k \in \Gamma_i^+$$

Cette première règle permet de choisir le nœud suivant formant un arc avec les meilleures combinaisons possible de la visibilité et des traces. Cette combinaison est calculée pour tous les arcs accessibles à partir de nœud courant et pour tous les modes de transport disponibles. Dans cette expression, les traces de phéromones associées à chaque critère l sont élevées à la puissance ε_l ; ce qui correspond au poids du critère l trouvé à l'aide de la méthode AHP ; les traces de phéromones totales pour l'arc (i, j) sont obtenues en multipliant les phéromones élémentaires élevées à la puissance ε_l . Une opération similaire est réalisée pour la visibilité en utilisant les poids π_l et a pour objectif de permettre aux fourmis de sélectionner les arcs ayant des valeurs minimales des critères suivant le scénario choisi. Le nœud suivant ayant une grande valeur de visibilité et traces de phéromones combinées sera sélectionné, et le mode transport associé à cette valeur sera utilisé.

- **Règle 2** : Si $rand > q_0$:

Choisir le nœud j suivant la probabilité p_{ij}^{fm} .

$$p_{ij}^{fm} = \begin{cases} \frac{\left[\prod_{l=1}^n (\tau_{ij}^{lm})^{\varepsilon_l} \right]^\alpha \cdot \left[\prod_{l=1}^n (\eta_{ij}^l)^{\pi_l} \right]^\beta}{\sum_{k \in \Gamma_i^+} \left[\prod_{l=1}^n (\tau_{ik}^{lm})^{\varepsilon_l} \right]^\alpha \cdot \left[\prod_{l=1}^n (\eta_{ik}^l)^{\pi_l} \right]^\beta} & \text{si } j, k \in \Gamma_i^+ \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

La règle de transition ici est la probabilité d'aller de i vers j en utilisant le moyen de transport m , cette probabilité est donc calculée pour tous les modes de transport disponible et pour tous les arcs. Parmi les nœuds candidats, celui ayant la plus grande probabilité sera sélectionné et ajouté à $liste_f$.

- **Règle 3** : Si $[\prod_{l=1}^n (\tau_{ik}^{lm})^{\varepsilon_l}]^\alpha \cdot [\prod_{l=1}^n (\eta_{ik}^l)^{\pi_l}]^\beta = 0$ ou $p_{ij}^{fm} = 0$

Cette dernière règle est la nouvelle règle ; elle indique que tous les arcs ont la même probabilité d'être sélectionnés. Cela est dû au fait que les valeurs associées aux critères dégâts, bruit et risque d'accident sont souvent nulles sur certains arcs. Dans ce cas, les arcs ont la même importance et le nœud j est choisi aléatoirement dans Γ_i^+ .

L'utilisation de l'une ou l'autre de ces règles dépend des valeurs de q_0 et $rand$, et des contraintes de transbordement. L'algorithme est répété pour toutes les fourmis n'ayant pas atteint le nœud destination, jusqu'à ce que la condition d'arrêt soit atteinte ; la condition d'arrêt ici est le nombre maximal de tours n_tours .

3.1.4 Prise en compte des fenêtres temporelles et choix de l'heure de départ

Comme évoquées précédemment, les contraintes de fenêtres temporelles induisent deux sens de parcours du graphe :

- **Sens de parcours ($s \rightarrow t$)** : Les fourmis commencent la recherche de solutions au nœud source. L'heure de départ du nœud source \check{t}_s^{m+} est connue et fixée à l'avance. En fonction des durées de transbordement et des temps de transport correspondant aux moyens de transport utilisés sur chaque arc, les heures d'arrivée et de départ sont déterminées à chaque nœud du réseau. Les fenêtres temporelles ne sont pas prises en compte dans ce cas, et l'heure d'arrivée au nœud destination est déterminée comme étant la somme des temps de transport unitaire sur chaque arc T_{ij} du chemin construit par la fourmi :

$$l_t^m = \check{t}_s^{m+} + \sum_{(i,j) \in P_{st}} T_{ij}$$

- **Sens de parcours ($t \rightarrow s$)** : Dans ce cas, les fenêtres temporelles sont prises en compte et l'heure d'arrivée au nœud destination l_t^m est fixée à l'avance. La fourmi doit donc parcourir le réseau en sens inverse afin de déterminer l'heure de départ du nœud source \check{t}_s^{m+} de sorte à arriver avant l'heure d'arrivée au plus tard au nœud destination l_t^m . La fourmi réalise un compte à rebours en soustrayant les temps de transport et les durées de transbordements à chaque fois qu'elle sélectionne un nœud. Ce rebours part du nœud destination et s'effectue à chaque étape de la construction jusqu'à atteindre le nœud source. Le chemin trouvé est ensuite reconstruit en prenant les nœuds de la source vers la destination ; les heures de départ trouvées à chaque nœud dans le parcours $t \rightarrow s$ deviennent les heures d'arrivée et inversement pour les heures d'arrivée.

3.2 Évaluation des solutions et procédures de mise à jour

3.2.1 Évaluation des solutions

À chaque itération, les vecteurs objectifs sont calculés pour les chemins trouvés par les fourmis. Ces chemins sont évalués suivant deux stratégies : une stratégie dite « Pareto » et une stratégie dite du « Gradient ».

3.2.1.1 Stratégie d'évaluation Pareto

Les solutions sont évaluées les unes par rapport aux autres en utilisant des tests de dominance ; ces tests de dominance sont réalisés en comparant les vecteurs objectifs des chemins. Ayant sept critères, les solutions sont évaluées en prenant les critères soit par paires, par triplets... ou en évaluant tous les sept critères simultanément. Pour ce faire, nous nous basons sur les « préférences » du décideur. En fonction du scénario choisi, le tableau ci-dessous (Tableau 6) donne les préférences possibles :

<i>Scénario écologique</i>	<i>Scénario industriel</i>
<ul style="list-style-type: none"> • <i>pollution – énergie</i> • <i>pollution - accident</i> • <i>pollution-bruit</i> • <i>énergie-bruit</i> • <i>énergie-accident</i> • <i>pollution-énergie-accident</i> • <i>pollution-énergie-accident -bruit</i> • <i>tous les critères</i> 	<ul style="list-style-type: none"> • <i>coût-temps</i> • <i>coût – dégâts</i> • <i>temps-dégâts</i> • <i>coût-temps-dégâts</i> • <i>tous les critères</i>

Tableau 6. *Préférences du décideur*

Quelle que soit la préférence du décideur, nous optimisons simultanément les sept critères. Le fait de prendre les critères par deux ou trois... permet au décideur de donner la priorité à certains par rapport à d'autres, ce qui va permettre d'intensifier les traces de phéromones sur les chemins ayant les meilleures solutions pour ces critères. De plus, les sept critères interviennent simultanément dans la règle de transition et donc dans la construction des solutions.

Soit N_D l'ensemble des solutions non-dominées, $S_{s,t}$ l'ensemble des solutions obtenues par les fourmis de l'itération courante et S_D l'ensemble des solutions dominées. Chacune des solutions obtenues est comparée avec celles appartenant au front de Pareto N_D , les solutions dominées sont extraites du front de Pareto et les solutions non-dominées sont ajoutées au front de Pareto, mettant ainsi à jour la frontière entre les solutions dominées et non-dominées. Chaque nouvelle solution obtenue est comparée avec toutes les solutions contenues dans l'archive Pareto N_D ; les solutions dominées par au moins une des nouvelles solutions sont extraites du front de Pareto, les solutions de $S_{s,t}$ qui dominent au moins une des solutions du front sont ajoutées au front de Pareto.

3.2.1.2 Stratégie d'évaluation non-Pareto : Méthode du gradient

Dans cette stratégie, les sept critères sont évalués simultanément suivant les deux scénarios évoqués précédemment. Cette stratégie a pour objectif de maintenir la meilleure solution $Best_{so_far}$ de toutes les itérations. Une agrégation est effectuée en pondérant chaque critère sur chacun des arcs des chemins trouvés, nous obtenons une évaluation $c_f(P_{st})$ du chemin P_{st} étudié.

$$c_f(P_{st}) = \sum_{l=0}^n \varepsilon_l c^l(P_{st})$$

$c_f(P_{st})$ est le « coût » du chemin trouvé par la fourmi f et ε_l est le poids du critère l défini de la même manière que pour les règles de transition avec la méthode AHP. La meilleure solution de l'itération courante est comparée à $Best_{so_far}$; elle remplace $Best_{so_far}$ si elle est meilleure et devient la nouvelle meilleure solution.

Pour chaque itération
Pour $f=0$ à N_f
Calculer $c_f(P_{st})$
Si $(c_f(P_{st}) < Best_{so_far})$
 $Best_{so_far} \leftarrow c_f(P_{st})$
Sinon
Retourner $Best_{so_far}$
 $best_path \leftarrow P_{st}$

3.3 Mise à jour des traces de phéromones

La mise à jour des traces de phéromones comporte deux parties essentielles : l'évaporation et l'amplification qui sont appliquées simultanément. Pendant la phase d'évaporation, les traces de phéromones sont réduites suivant un pourcentage ou une probabilité donnée. La phase d'amplification consiste à renforcer les traces de phéromones sur les meilleures solutions de la même manière que dans la nature. L'évaporation a pour but d'éviter une convergence trop rapide de l'algorithme et de favoriser la diversification dans la recherche des solutions ; ainsi donc, les phéromones s'évaporent et les fourmis entretiennent la concentration des meilleures traces en empruntant le même chemin un grand nombre de fois. Les mises à jour s'effectuent à la fois localement et globalement.

3.3.1 Mise à jour locale

Les mises à jour locales sont effectuées pendant la phase de construction des solutions. À chaque fois qu'une fourmi sélectionne un arc, les traces de phéromones sur celui-ci sont mises à jour. Cette mise à jour a pour objectif de renforcer ainsi les traces de phéromones sur ledit arc afin de permettre aux fourmis d'emprunter les arcs les plus prometteurs. Elle est définie comme suit :

$$\tau_{ij} \leftarrow (1 - \chi)\tau_{ij} + \chi \cdot \tau_0$$

τ_0 est la valeur initiale des traces de phéromones, χ est le taux d'évaporation locale des traces et τ_{ij} est la quantité de phéromones précédemment présente sur l'arc (i, j) .

3.3.2 Mise à jour globale

La mise à jour globale est effectuée à la fin de chaque itération ; la difficulté ici réside dans le choix de la fourmi qui opérera cette mise à jour. Dans le cas de MOSPACO, la matrice des traces est mise à jour par la meilleure fourmi de l'itération. Dans le cas d'une stratégie du gradient, la meilleure fourmi $Best_{so_far}$ est utilisée pour la mise à jour. Dans une stratégie Pareto, nous considérons que toutes les fourmis appartenant au front de Pareto sont habilitées à effectuer des mises à jour globales ; la fourmi effectuant la mise à jour est donc choisie aléatoirement parmi celles qui appartiennent au front de Pareto. La mise à jour globale renforce les traces de phéromone du meilleur chemin de l'itération. Ce meilleur chemin indique généralement le « plus court » chemin, dans notre cas le chemin avec un moindre impact environnemental pour le scénario écologique ou le chemin à moindre coût et temps pour le scénario industriel. Selon les préférences du décideur, les traces de phéromones correspondant aux critères choisis par le décideur seront renforcées. La mise à jour est donc spécifique en fonction des critères à optimiser, pour l'optimisation coût/temps par exemple, les matrices de phéromones correspondant à ces deux critères seront renforcées.

Le mécanisme de mise à jour globale est mis en place en rajoutant au chemin une quantité de phéromones proportionnelle à la valeur du meilleur chemin obtenu (procédure élitiste). Cette mise à jour est effectuée par l'équation suivante :

$$\tau_{ij}^{lm} \leftarrow \rho \tau_{ij}^{lm} + \Delta \tau_{ij}^{lm}, \quad l = 1 \dots n$$

$\Delta \tau_{ij}^{lm}$ est la quantité de phéromone déposée telle que :

$$\Delta \tau_{ij}^{lm} = \frac{Q}{c^l(\varepsilon + P_{st}^{(f)})}$$

Dans cette formule, ρ est le taux d'évaporation globale tel que $\rho \in [0,1]$. Si $\rho = 1$, cela signifie qu'il n'y a pas d'évaporation des traces et si $\rho = 0$, les fourmis prennent en compte uniquement la quantité de phéromones déposée lors du dernier cycle. Les valeurs que prend le paramètre ρ influencent le comportement des fourmis par rapport à cette dualité entre l'intensification et la diversification. La diversification peut aussi être augmentée soit en diminuant la valeur du poids du facteur α (de sorte que les fourmis deviennent moins sensibles aux traces de phéromones), soit en diminuant le taux d'évaporation ρ de sorte que la phéromone s'évapore plus doucement et les écarts d'une trace à l'autre évoluent plus doucement.

Pour tester l'évolution du paramètre ρ , nous fixons la valeur de α et ensuite nous faisons évoluer celle de ρ pour tester l'influence de l'évolution du paramètre ρ sur la dualité intensification / diversification. Ces tests sont appliqués pour une valeur de ρ allant de 0 à 0.1

avec un pas de 0.01 puis de 0.1 à 1 avec un pas de 0.1. Les fronts de Pareto obtenus pour chacune de ces valeurs sont comparés les uns aux autres, de même une analyse de convergence est réalisée pour chacune de ces configurations.

Pour des valeurs trop faible de ρ , l'évaporation des traces est très importante, de ce fait nous avons trop de diversification et l'intensification des bonnes solutions est faible ; le nombre de solutions du front de Pareto est important, mais un grand pourcentage de solutions est dominé par des solutions trouvées pour des valeurs de ρ élevées. En effet, lorsque nous avons des valeurs de ρ proches de 1, l'évaporation des traces n'est pas importante et par conséquent le phénomène d'intensification est très élevé ; au fur et à mesure que la valeur de ρ tend vers 1, le front de Pareto se renforce autour des mêmes solutions.

Les fronts de Pareto pour des valeurs de ρ allant de 0.01 à 0.5 sont présentés dans la Figure 26 et la Figure 27. Nous constatons que pour $\rho = 0.5$ (points de couleur moutarde) les solutions dominent les solutions ayant un coefficient d'évaporation moins élevé ; par contre, les fronts de Pareto correspondant à ces valeurs sont très diversifiés comme le montre la Figure 26.

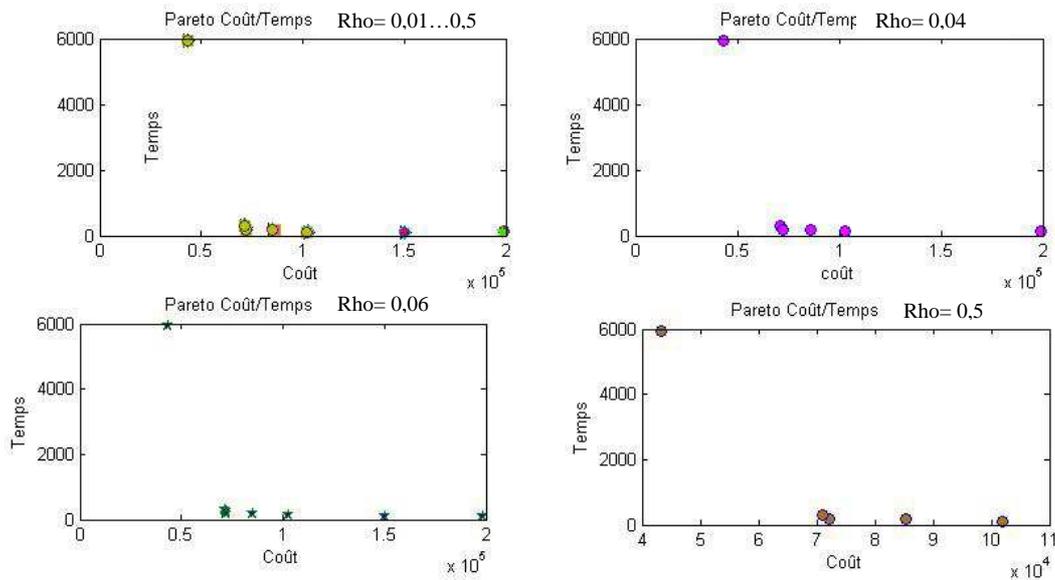


Figure 26. Fronts de Pareto pour $\rho = 0.01$ à 0.5

La Figure 27 présente deux fronts de Pareto, dont le premier représente des valeurs de ρ allant de 0.5 à 1 ; nous constatons que ce front de Pareto est invariant. Nous avons donc une intensification autour des solutions appartenant à ce front. Dans ce cas nous prendrons comme valeur seuil $\rho = 0.4$; c'est la valeur pour laquelle nous avons un équilibre acceptable entre la diversification modérée et l'intensification.

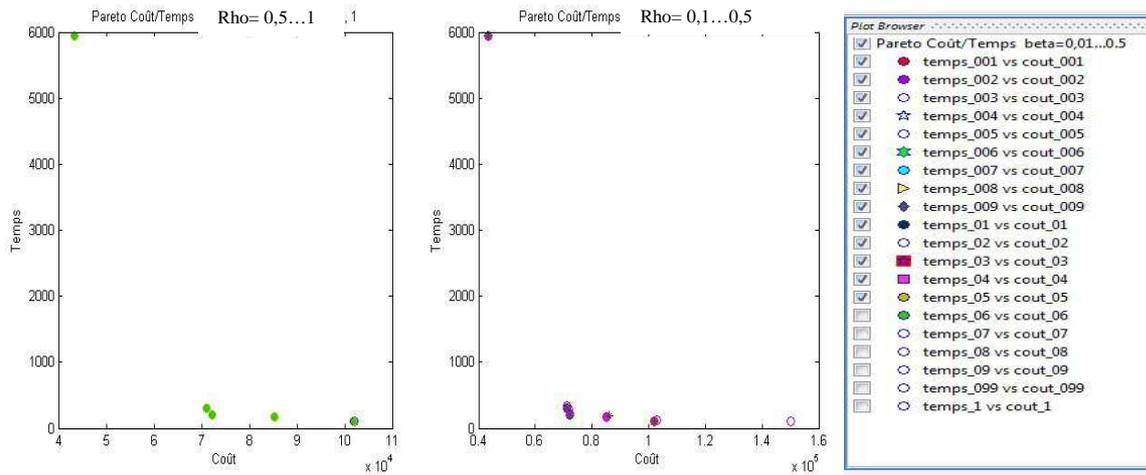


Figure 27. Fronts de Pareto pour $\rho = 0.1$ à 1

En appliquant la même analyse pour les autres préférences possibles, la tendance d'évolution des fronts de Pareto reste la même ; nous avons une diversification importante pour les valeurs de ρ proche de 0 et plus nous tendons vers 1, plus nous avons une intensification importante. Cependant les valeurs seuil de ρ pour lesquelles nous avons un équilibre entre diversification et intensification varient en fonction des critères considérés. Dans notre modèle ρ est adaptatif, c'est-à-dire qu'il change en fonction des préférences du décideur, donc des critères sur lesquels se base la décision. Par exemple, pour une préférence énergie-bruit, les tests ont permis de fixer la valeur de ρ à 0,2. Les fronts de Pareto pour certains ces tests sont présentés en annexe (Annexe 2).

Lorsque les traces de phéromones ne sont pas du tout utilisées, c'est-à-dire quand $\alpha=0$ et $\rho=0$, l'algorithme fonctionne comme un algorithme glouton, les solutions trouvées sont moins bonnes que lorsque les traces de phéromones sont utilisées.

Ainsi, l'ensemble des paramètres doit être choisi de sorte que les fourmis se diversifient autour des bonnes solutions. Lorsque nous augmentons ainsi la capacité exploratoire des fourmis, nous trouvons généralement de meilleures solutions, mais en contrepartie ces solutions sont plus longues à trouver et donc la convergence est plus lente. Dans la Figure 28, nous étudions le seuil de convergence pour plusieurs configurations possibles de ρ pour une préférence coût/temps. Pour une valeur très faible ($\rho=0,01$), pour une valeur maximale ($\rho=1$) et pour la valeur que nous avons choisi pour ρ à l'issue de l'étude des fronts de Pareto ($\rho=0,4$). Pour une valeur de ρ très faible ($\rho=0,01$), nous avons une convergence très lente de l'algorithme, la courbe d'entropie commence à se stabiliser autour de 80 itérations ; ceci traduit une grande diversification de l'algorithme. Par contre lorsque $\rho = 1$, la convergence est très rapide (à partir de 20 itérations, ce qui traduit une trop grande intensification autour des solutions optimales. La configuration qui donne une convergence moyenne et qui assure une diversification apparaît être celle utilisant $\rho = 0,4$, ce qui vérifie les résultats obtenus par l'analyse des fronts de Pareto.

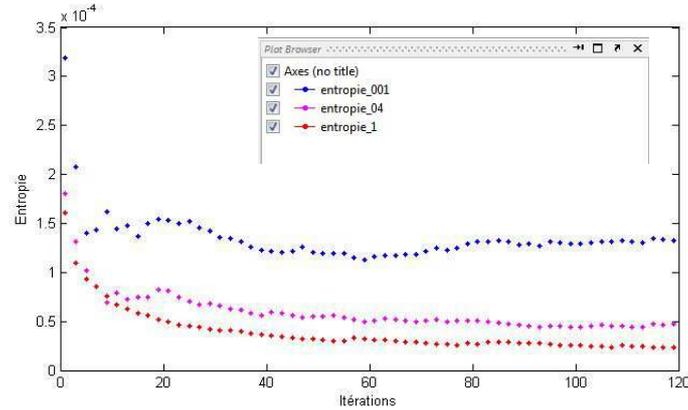


Figure 28. Courbes de convergence pour $\rho = 0,01$; $\rho = 0,4$ et $\rho = 1$ pour Coût/Temp

4. Cadre formel de l'algorithme

Fixer les paramètres de l'algorithme $\alpha, \beta, \chi, \rho, q_0, N_f$ et la condition d'arrêt n_tours , puis charger le réseau à étudier

Tant que le nombre maximal d'essais n'est pas atteint

Initialisation

Initialiser les traces de phéromones à τ_0 sur tous les arcs

Itération=1

Pour toutes les fourmis $f=1, \dots, N_f$

Si $s \rightarrow t$

Placer toutes les fourmis au nœud s

$liste_f \leftarrow s$

Sinon

Si $t \rightarrow s$

Placer toutes les fourmis au nœud t

$liste_f \leftarrow s$

Fin pour

Construction

Tant que la condition d'arrêt n'est pas atteinte

Pour tout nœud $j \in \Gamma_i^+$

Pour tout mode de transport m et pour tout critère $l = 1 \dots n$

Calculer la probabilité $p_{ij}^{f,m}$ pour tous les successeurs $j; j \in \Gamma_i^+$

Choisir le nœud j suivant une règle de transition

$liste_f \leftarrow j$

Mise à jour locale

Fin pour

Fin tant que

Évaluation

Si toutes les fourmis arrivent au nœud destination t

$P_{st} \leftarrow liste_f$

Calculer les vecteurs objectifs associés aux chemins trouvés.

Appliquer les tests de dominance, mettre à jour le front de Pareto

Mise à jour des traces

Appliquer la mise à jour globale

Itération ++.

n_{try} ++

Fin tant que

Figure 29. L'algorithme formel de MOSPACO

La Figure 29 résume le fonctionnement de l'algorithme en faisant ressortir les phases essentielles à savoir la phase d'initialisation, la phase de construction des solutions, les phases d'évaluation des solutions et de mise à jour des traces de phéromones.

Conclusion

Le présent chapitre a permis de mettre en évidence les différentes étapes de l'algorithme MOSPACO. La nature des paramètres utilisés et leurs comportements permettent de prendre en compte la complexité du système étudié.

Nous avons construit deux sens de parcours du graphe de sorte à pouvoir tenir compte des fenêtres temporelles. Nous avons également défini trois règles de transition en tenant compte du nombre de moyens de transport que nous avons, de la particularité des critères et du nombre de transbordements dans le graphe. Pour garantir un algorithme de colonie de fourmis robuste et performant, permettant à la fois d'optimiser les meilleures solutions et de trouver des solutions diverses dans l'espace de recherche nous avons mené des tests sur les différents paramètres à utiliser.

Pour l'évaluation des solutions, nous avons opté pour une méthode d'agrégation (méthode du gradient) et pour une méthode construisant les fronts de Pareto. Dans le chapitre suivant, nous implémenterons l'algorithme développé ici afin d'analyser l'optimalité des solutions obtenues.

Chapitre 4 Implémentation et résultats

Introduction

Afin de valider le modèle théorique et l'algorithme, de colonies de fourmis, présenté au chapitre 3, nous avons développé une application permettant de proposer un système d'aide à la décision. Ce chapitre est donc dédié à l'implémentation de l'algorithme. Pour ce faire, nous avons construit une base de données composée d'un réseau de transport intermodal basée sur une cartographie utilisant des données géographiques réelles en Europe. Nous avons également construit une base de données sur les paramètres d'entrée du modèle notamment les coûts fixes et variables ainsi que les poids des critères obtenus par la méthode AHP.

Comme mentionné plus haut, notre objectif est de construire un système d'aide à la décision pour le choix d'un itinéraire intermodal permettant d'optimiser simultanément un ensemble de sept critères en donnant la préférence à ceux choisis par le décideur.

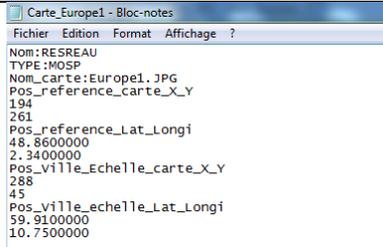
La première partie de ce chapitre portera sur l'explication de la constitution de notre base de données. Dans la deuxième partie, nous analyserons les résultats obtenus lors de l'exécution de l'algorithme. Le résultat de cette exécution est soit une solution optimale soit un ensemble de solutions Pareto-optimales parmi lesquels le décideur devra choisir celle qui convient le mieux à ses exigences. Ces résultats seront ensuite analysés. Par la suite la convergence de l'algorithme sera analysée ainsi que les performances de l'algorithme afin de juger de sa flexibilité et de sa robustesse. Enfin, une comparaison sera effectuée sur l'ensemble des solutions obtenues sur un chemin en tenant compte des priorités du décideur.

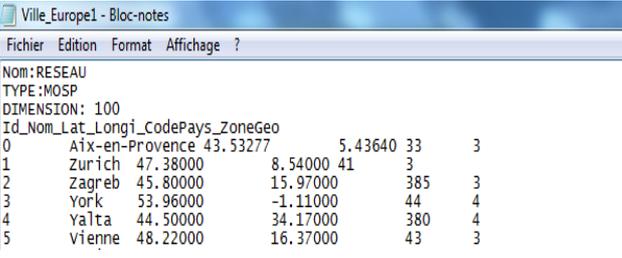
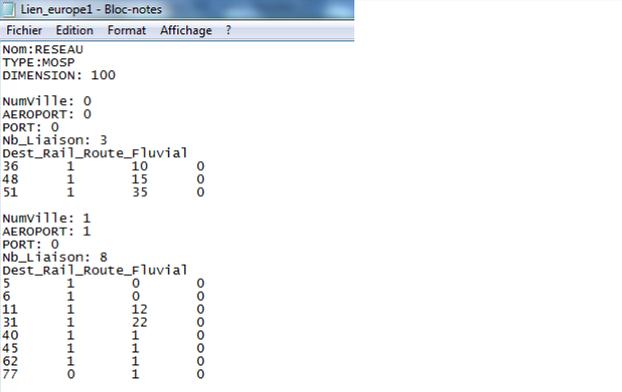
1. Base de données et étude de cas

1.1 La base de données

Nous avons construit une base de données constituée de fichiers textes permettant de stocker toutes les informations dont nous avons besoin à la fois pour les critères, le graphe et l'algorithme.

- **Réseau de transport** : Les fichiers utilisés pour la construction du réseau de transport tel que les données géographiques, les villes sont présentées ici.

<p>Carte Europe</p> <p>Informations liées au données géographiques dans « informations cartes » avec l'échelle de la carte, les dimensions de la carte... Ces informations sont nécessaires pour le SIG (système d'information géographique).</p>	 <pre> Carte_Europe1 - Bloc-notes Fichier Edition Format Affichage ? Nom: RESREAU TYPE: MOSP Nom_Carte: Europe1.JPG Pos_reference_carte_X_Y 194 261 Pos_reference_Lat_Longi 48.8600000 2.3400000 Pos_ville_echelle_carte_X_Y 288 45 Pos_ville_echelle_Lat_Longi 59.9100000 10.7500000 </pre>
----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

<p>Villes</p> <p>Une interface de construction des villes permet de choisir les villes que l'on souhaite intégrer au réseau. Une fois qu'une ville est sélectionnée, un identifiant lui est affecté. Dans ce fichier nous avons donc pour chaque ville un identifiant, le nom de la ville permettant de calculer les distances routières via Google Maps (accessible dans la plateforme), la latitude et la longitude servant à calculer les distances à vol d'oiseau entre les villes, ainsi que le code du pays qui est l'indicatif du pays auquel appartient la ville, et pour finir la zone géographique à laquelle appartient la ville. Nous avons construit ces zones géographiques en fonction de la base tarifaire, du type d'énergie utilisé... Selon que l'on soit en Europe de l'Ouest (zone 3) ou en Europe de l'Est (zone 4), les facteurs d'émissions de gaz à effet de serre ainsi que les coûts kilométriques sont différents.</p>	 <pre> Nom:RESEAU TYPE:MOSP DIMENSION: 100 Id_Nom_Lat_Longi_CodePays_ZoneGeo 0 Aix-en-Provence 43.53277 5.43640 33 3 1 Zurich 47.38000 8.54000 41 3 2 Zagreb 45.80000 15.97000 385 3 3 York 53.96000 -1.11000 44 4 4 Yalta 44.50000 34.17000 380 4 5 Vienne 48.22000 16.37000 43 3 </pre>
<p>Lien</p> <p>Ce fichier contient pour chaque ville du réseau les liaisons qui existent avec les autres villes. Pour chaque ville, nous regardons si elle possède un aéroport ou un port, si oui elle est accessible à partir de toute autre ville du réseau possédant un port ou un aéroport. Par la suite, nous listons les villes avec lesquelles elle a soit une liaison routière, ferroviaire ou fluviale. Une valeur binaire représente l'existence d'une liaison ou non. Dans le cas du mode routier, si la liaison existe nous notons le flux du trafic sur l'arc considéré.</p>	 <pre> Nom:RESEAU TYPE:MOSP DIMENSION: 100 Numville: 0 AEROPORT: 0 PORT: 0 Nb_Liaison: 3 Dest_Rail_Route_Fluvia 36 1 10 0 48 1 15 0 51 1 35 0 Numville: 1 AEROPORT: 1 PORT: 0 Nb_Liaison: 8 Dest_Rail_Route_Fluvia 5 1 0 0 6 1 0 0 11 1 12 0 31 1 22 0 40 1 1 0 45 1 1 0 62 1 1 0 77 0 1 0 </pre>

- **Dégâts**

<p>Ce fichier concerne la quantité de dégât que peut occasionner le transbordement d’une tonne de marchandises en tonnes. Ces dégâts dépendent de la fragilité des produits à transporter et sont définis pour tous les types de transbordements possibles, par exemple camion vers bateau (CB).</p>	<pre> Degats_europe1 - Bloc-notes Fichier Edition Format Affichage ? Nom:RESEAU TYPE:MOSP DIMENSION: 100 identique:oui Degat:Très fragile CB_CT_CA_CP_AB_AT_AP_TB_TP_BP 0,04 0,03 0,06 0,03 0,03 0,06 0,07 0,05 0,03 0,02 BC_TC_AC_PC_BA_TA_PA_BT_PT_PB 0,05 0,06 0,05 0,04 0,06 0,05 0,06 0,04 0,04 0,03 Degat:Fragile CB_CT_CA_CP_AB_AT_AP_TB_TP_BP 0,02 0,01 0,04 0,01 0,03 0,04 0,05 0,03 0,01 0 BC_TC_AC_PC_BA_TA_PA_BT_PT_PB 0,03 0,04 0,03 0,02 0,04 0,03 0,04 0,02 0,02 0,01 Degat:Peu fragile CB_CT_CA_CP_AB_AT_AP_TB_TP_BP 0 0 0,02 0 0,01 0,02 0,03 0,01 0 0 BC_TC_AC_PC_BA_TA_PA_BT_PT_PB 0,01 0,02 0,01 0 0,02 0,01 0,02 0 0 0 Degat:Pas fragile CB_CT_CA_CP_AB_AT_AP_TB_TP_BP 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 BC_TC_AC_PC_BA_TA_PA_BT_PT_PB 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 </pre>
------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

- **Fenêtres temporelles**

<p>Ce fichier contient pour chaque ville les informations relatives aux heures d’arrivée au plus tôt, heures d’arrivée au plus tard, heures de départ au plus tôt et heures de départ au plus tard. Pour chacune des villes, nous avons le nombre de fenêtres temporelles disponibles. Ces fenêtres temporelles sont définies pour tous les modes de transport.</p>	<pre> FenetreTemporelle_europe1 - Bloc-notes Fichier Edition Format Affichage ? Nom:RESEAU TYPE:MOSP DIMENSION: 100 identique:oui Numville: 0 MTransport:Avion Fenetre temporelle:oui Nb_Fenetre:3 Heure_ArrivePlutot_ArrivePlutard_DepartPlutot_DepartPlutard 05:00:00 05:45:00 06:00:00 06:45:00 10:00:00 10:45:00 11:00:00 11:45:00 20:00:00 20:45:00 21:00:00 21:45:00 MTransport:Train Fenetre temporelle:non MTransport:Camion Fenetre temporelle:oui Nb_Fenetre:5 Heure_ArrivePlutot_ArrivePlutard_DepartPlutot_DepartPlutard 05:00:00 05:45:00 06:00:00 06:45:00 10:00:00 10:45:00 11:00:00 11:45:00 14:00:00 14:45:00 15:00:00 15:45:00 17:00:00 17:45:00 18:00:00 18:45:00 20:00:00 20:45:00 21:00:00 21:45:00 MTransport:Bateau Fenetre temporelle:non MTransport:Penicite Fenetre temporelle:non </pre>
---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

- **Nuisances sonores**

<p>Dans ce fichier, nous définissons la quantité de bruit émise pour chaque arc du réseau. À partir de chaque ville, nous affectons aux liaisons routières et ferroviaires la distance moyenne séparant l’axe de transport et les lieux des impacts, ainsi que le nombre moyen de personnes impactées.</p>	<pre> NuisanceSonore_europe1 - Bloc-notes Fichier Edition Format Affichage ? Nom:RESEAU TYPE:MOSP DIMENSION: 50 Numville: 0 MTransport_Dist_Pers Avion 0,0 Nb_Liaison: 3 NuisanceSonore_ers 36 MTransport_Dist_Pers Rail 20;200 Route 12;100 NuisanceSonore_ers 48 MTransport_Dist_Pers Rail 12;150 Route 12;100 NuisanceSonore_ers 51 MTransport_Dist_Pers Rail 12;150 Route 12;100 </pre>
------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

- **Poids des critères**

<p>Nous avons ici les poids associés à chaque critère pour les deux scénarios étudiés. Les poids des critères ont été au préalable déterminés par une analyse AHP.</p>	<pre> PoidsCritere_europe1 - Bloc-notes Fichier Edition Format Affichage ? Nom:RESEAU TYPE:MOSP DIMENSION: 2 Nom:Ecologique TYPE:Poids des critères Cout_temps_degats_pollution_Energie_Bruit_Accident 0,1274 0,1078 0,0256 0,4409 0,192 0,0529 0,0533 Nom:Industriel TYPE:Poids des critères Cout_temps_degats_pollution_Energie_Bruit_Accident 0,4326 0,3824 0,062 0,021 0,0364 0,0133 0,0522 </pre>
------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

- **Polluants**

<p>Ce fichier concerne les quantités moyennes de gaz à effet de serre émises par tonnes kilométriques. Ces quantités sont définies pour chaque type de gaz et pour chaque zone géographique. Ces valeurs diffèrent d'une zone à l'autre et d'un mode de transport à l'autre.</p>	<pre> Nom: RESEAU TYPE: MOSP DIMENSION: g identique: non Zone 1 CO2_NOX_SO2_MHC_Particule Routier 71 0.542 0.041 0.038 0.013 Ferrovière 18 0.029 0.052 0.020 0.013 Aérien 665 3.216 0.438 0.248 0.014 Fluvial 1 2 3 4 5 Maritime 30 0.5 0.017 0.044 0.014 </pre>
----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

- **Stockage :**

<p>Données relatives au coût ainsi qu'à la durée moyenne de stockage pendant le temps de transit pour une tonne de marchandises. Ces données sont définies pour chaque ville en fonction du type de transbordement que l'on doit réaliser.</p>	<pre> Nom: RESEAU TYPE: MOSP DIMENSION: 100 identique: oui Numville: 0 DureeStockage_Cout Camionvers train_avion_bateau_peniche 15.200:10.56 25:15 0:0 0:0 Trainvers camion_avion_bateau_peniche 12:10 25:15 0:0 0:0 Avionvers camion_train_bateau_peniche 12:10 25:15 0:0 0:0 Bateauvers camion_train_avion_peniche 0:0 0:0 0:0 0:0 penichevers camion_train_avion_bateau 0:0 0:0 0:0 0:0 </pre>
------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

- **Transbordements :**

<p>Données sur la durée moyenne et le coût moyen du transbordement d'une tonne de marchandises à chaque ville du réseau. Ainsi, pour chaque ville nous avons ces données pour chaque type de transbordements que ce soit du camion vers le bateau, du bateau vers le train... Ces coûts et durées sont variables d'une ville à l'autre en fonction notamment de configuration des plateformes multimodales et des distances qui séparent les points de déchargement/chargement. Ils sont également variables d'une zone à l'autre en fonction de la grille tarifaire appliquée.</p>	<pre> Nom: RESEAU TYPE: MOSP DIMENSION: 100 identique: oui Numville: 0 DureeTransbordement_Cout Camionvers train_avion_bateau_peniche 12.188:10.56 25:15 0:0 0:0 Trainvers camion_avion_bateau_peniche 12:10 25:15 0:0 0:0 Avionvers camion_train_bateau_peniche 12:10 25:15 0:0 0:0 Bateauvers camion_train_avion_peniche 0:0 0:0 0:0 0:0 penichevers camion_train_avion_bateau 0:0 0:0 0:0 0:0 </pre>
-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

- **Paramètres liés aux critères**

Ce sont les paramètres relatifs aux différents critères, définis pour chaque zone géographique et chaque mode de transport. Ainsi, pour chacune des zones nous fixons la capacité volumique de chaque mode de transport, la capacité massique, le facteur de consommation d'énergie, le risque moyen d'accident, ainsi que les coûts variables (kilométriques, horaires) et les coefficients de prise en charge des moyens de transport.

```

Zones_europe1 - Bloc-notes
Fichier Edition Format Affichage ?
Nom: RESEAU
TYPE: MOSP
DIMENSION: 9
identique: non

Zone 1
CapV_CapM_Fconso_Bruit_Acc_Cheur_cfix_ckm_coef_Fpollu
Routier
55 30 966 80 15 20 100 0.40 0.5 15
Ferrovie
1500 1800 473 77 0 26.67 200 0.20 1 5
Aerien
200 120 9052 15 0 33.33 300 0.80 1 20
Fluvial
1 2 3 4 5 6 7 8 9 10
Maritime
2000 2500 665 2 0 26.67 200 0.10 0.2 20

```

1.2 Présentation générale de l'outil développé

L'outil développé comprend une interface principale composée de quatre onglets principaux : « Fichier », « Édition », « Optimisation », « Affichage » (Figure 30).



Figure 30. Page d'accueil de l'outil MOSPACO

L'onglet « Fichier » permet de charger le fichier contenant le réseau de transport sur lequel l'on veut travailler. Dans cet onglet, nous choisissons également la base de données afin de permettre une acquisition des données et une introduction des données dans le système. L'onglet « Édition » permet d'ajouter automatiquement des villes dans la base de données en indiquant le code du pays auquel elles appartiennent afin que l'application les associe à leur zone géographique. Dans l'onglet « Optimisation », la partie « paramètres » permet à l'utilisateur de saisir un certain nombre de paramètres indispensable à l'exécution de l'algorithme ; la partie « ANT » quant à elle permet de déclencher l'exécution de l'algorithme avec une possibilité d'arrêter l'exécution. L'onglet « Affichage » permet d'afficher la liste des villes du réseau étudié en affichant pour chaque ville ses successeurs directs et la liste des moyens de transport disponibles. La partie cartographie de cet onglet permet l'affichage du réseau de transport étudié avec toutes les liaisons existantes (Figure 31), ainsi que les chemins trouvés en exécutant l'algorithme et les valeurs des différents critères pour ces chemins. La partie « Arbre de Données » est une hiérarchie de toutes les données utilisées dans l'application (graphe, coordonnées géographiques...). La partie « Graphiques » de cet onglet

permet d'afficher les courbes correspondant aux solutions obtenues ; elle affiche les fronts de Pareto pour toute préférence du décideur.

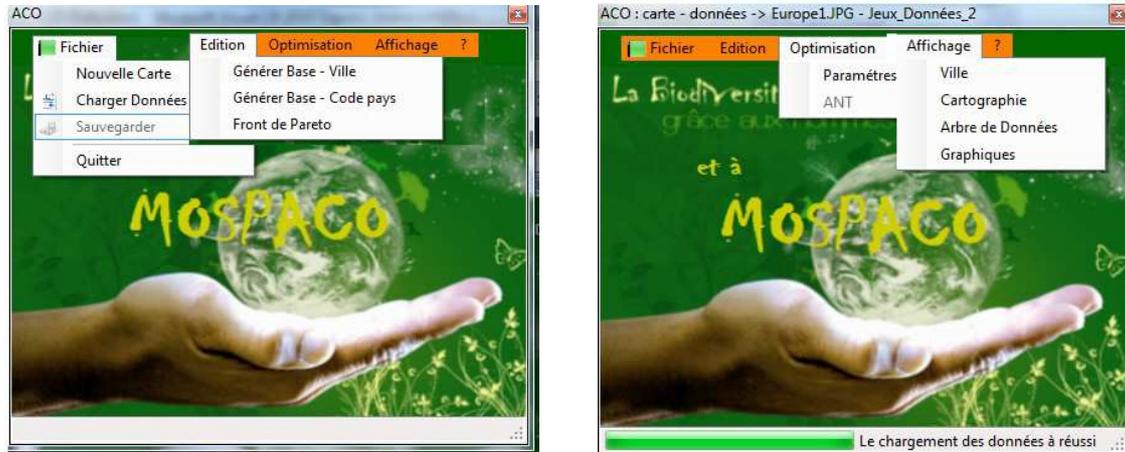


Figure 31. Les onglets de l'outil

1.3 La cartographie

La première étape est la construction de réseau de transport. Pour cela nous avons construit un réseau de transport intermodal en utilisant la carte de l'Europe. Les villes sont localisées en utilisant des données géographiques réelles notamment la longitude et la latitude ; chaque ville appartient à une zone géographique. En effet, les paramètres utilisés dans l'application dépendent de la zone géographique dans laquelle se déroule le transport ; la consommation d'énergie et les émissions de gaz à effet de serre dépendent du type de combustible utilisé pour le transport ; par exemple, plus la part du nucléaire est élevée dans la production d'électricité motrice pour les trains, moins les émissions globales de CO₂ produites par le transport combiné sont importantes. Ainsi, une unité d'électricité pour les chemins de fer tchèques (produite principalement par des centrales alimentées par du combustible fossile) produit des émissions de CO₂ plus de 12 fois supérieures à celles de la même unité utilisée par les chemins de fer français (plus de 80% de l'électricité française étant produite par des centrales nucléaires) (IFEU, 2002).

Par la suite, les moyens de transport reliant les villes les unes aux autres sont construits en utilisant Google Maps, les cartes routières et ferroviaires européennes, les données de la SNCF ainsi que les données sur les voies aériennes et maritimes en Europe. Ces données ont permis de construire le réseau routier présenté sur la Figure 32.

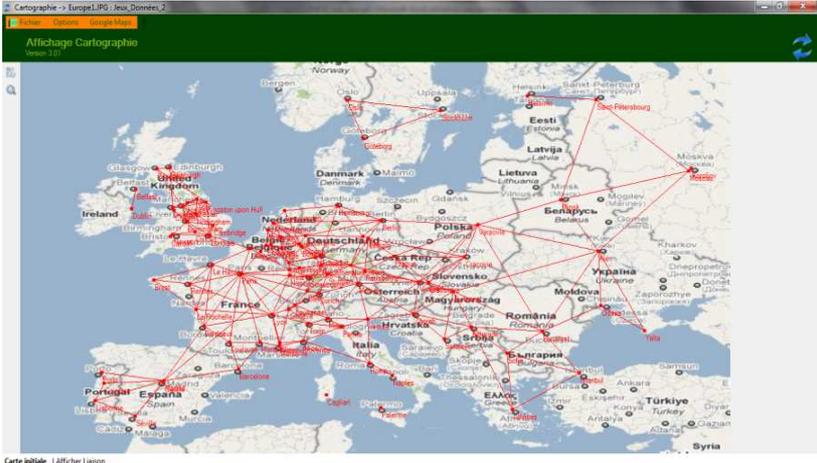


Figure 32. Réseau routier des 100 villes étudiées

La Figure 33 ci-dessous représente le réseau ferroviaire reliant l'ensemble de nos 100 villes. En analysant le réseau, nous nous rendons compte que toutes les villes possédant un accès par le train possèdent également une route facilitant ainsi le ferroutage et le transport combiné rail-route à la différence que les distances de parcours ne sont pas identiques.

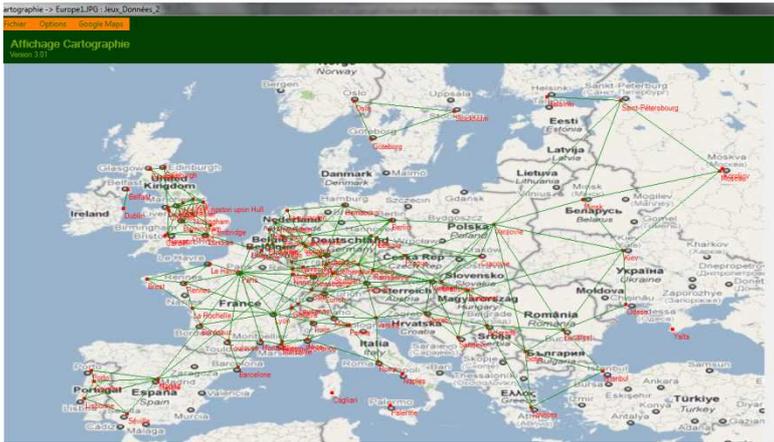


Figure 33. Réseau ferroviaire des 100 villes étudiées

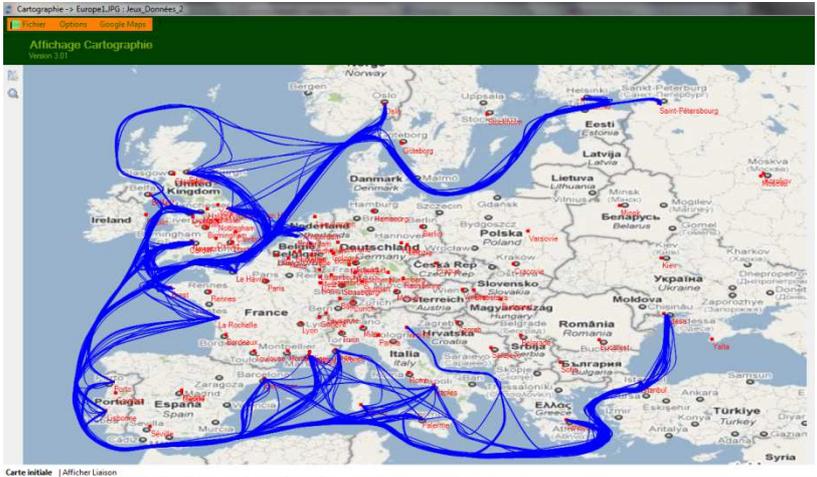


Figure 34. Réseau maritime des 100 villes étudiées

Le réseau maritime est présenté dans la Figure 34 ; toute ville possédant un port est accessible à partir de toute autre ville portuaire ; du moment où elle a un port, elle peut recevoir des bateaux venant de partout. Le réseau aérien est également construit en se basant sur le même principe ; il n'est pas présenté ici du fait de sa densité.

Le réseau comprend au total : 4649 arcs, 88 aéroports, 27 ports et 271682 transbordements possibles.

2. L'interface utilisateur

Une interface a été mise en place de sorte que le système d'aide à la décision prenne en compte les besoins de l'utilisateur. L'utilisateur (décideur ou autre) doit fixer un certain nombre de paramètres intrinsèque au modèle ; ces paramètres sont ceux définis pour l'algorithme de colonies de fourmis, mais également ceux relatifs aux critères. Le module dédié à cet objectif est appelé « paramètres » et comprend quatre parties à savoir :

- **Les données globales du problème** : Cette fenêtre (Figure 35) permet de saisir les données propres au problème de transport tel que la quantité de marchandises transportée, le volume, le nombre d'unités à transporter (nombre de container, de cartons, ou de produits vrac...) et le nombre de transbordements autorisés. Elle permet également de spécifier la ville de départ et la ville destination qui sont à choisir dans une liste déroulante contenant toutes les villes du réseau stockées dans la base de données. Dans cette partie le décideur spécifie également l'heure d'arrivée au nœud destination (si nous sommes dans le sens $t \rightarrow s$) ou l'heure de départ souhaitée au nœud source (si nous sommes dans un sens de parcours $s \rightarrow t$).

Figure 35. Saisie des paramètres de transport

- **Les données concernant l'algorithme de colonies de fourmis** : Dans cette partie le décideur entre les paramètres souhaités pour l'exécution de l'algorithme de colonies de fourmis (Figure 36). Ces paramètres sont entre autres le nombre de fourmis de la

colonie, le nombre d'essais, le nombre d'itérations, les quantités de phéromones et les paramètres α , β , ρ , et q_0 . Le choix des paramètres α , β et ρ est guidé ; en effet, les valeurs garantissant un fonctionnement optimal de l'algorithme sont proposées au décideur. En ce qui concerne le paramètre ρ , la valeur fixée dépend de la préférence du décideur.



Figure 36. Saisie des paramètres de MOSPACO

- **Choix des critères à optimiser** : En fonction du scénario choisi par l'utilisateur, il peut dans cette partie entrer ses préférences. Le décideur choisit entre la stratégie gradient ou la stratégie Pareto (Figure 37). Si la stratégie Pareto est sélectionnée, il pourra ensuite choisir la combinaison de critères qu'il souhaite privilégier. La case « Praticité » permet de choisir si l'on prend en compte la contrainte de praticité ou non.

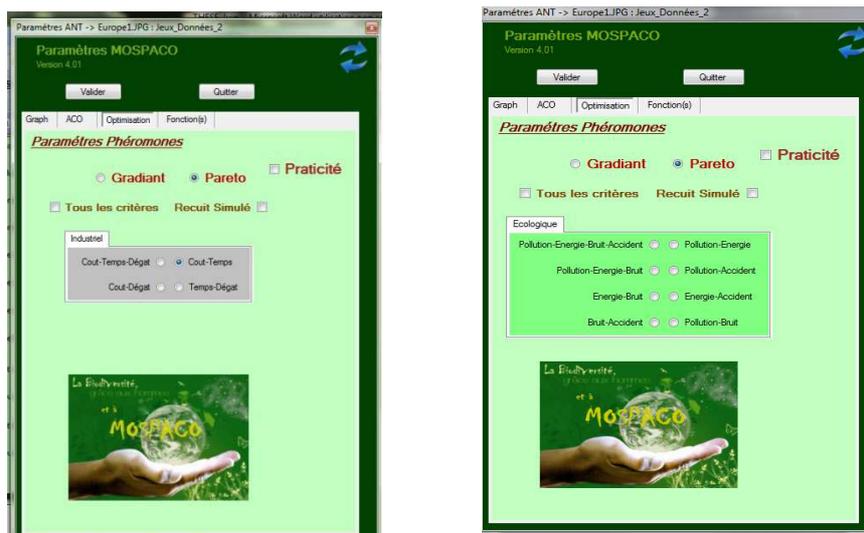


Figure 37. Choix des préférences

- **Les taux de dégâts en fonction de la fragilité** : Cette partie permet d'indiquer en fonction du type de marchandises qu'on transporte, la quantité moyenne de dégâts

occasionnée lors du transbordement d'une tonne de cette marchandise (Figure 38). Cette quantité moyenne va dépendre du type de transbordement que l'on effectue ; c'est-à-dire si l'on passe du train au bateau, du camion à l'avion...



Figure 38. Choix du taux de dégâts

3. Implémentation et résultats

Afin de valider le modèle théorique, une implémentation est réalisée en utilisant Visual C# sur un ordinateur ayant les configurations suivantes : Windows 7-64 bits, Pentium (R) Dual-Core CPU T4300, 2.10 GHz, RAM 4 Go. Pour exécuter l'algorithme, nous avons choisi les données d'entrée suivantes en fonction des tests qui ont été réalisés sur les différents paramètres de l'algorithme :

- **Paramètres de transport** : s : Barcelone, t :Amsterdam, Q : 50 tonnes, sens de parcours : $t \rightarrow s$, heure d'arrivée au plus tard au nœud destination l_t^m : mercredi 14/07/2010 à 8h45 mn. Le nombre maximal de transbordements autorisés : $N_{P_{st}} = 3$.
- **Paramètres MOSPACO** : $\chi=0.1$, $N_f = 100$, et $n_{try}=10$, $q_0=0.4$, $\alpha=2$, $\beta=1$. Compte tenu des tests réalisés sur le paramètre ρ , sa valeur est fixée en fonction des critères de préférence du décideur.
- **Condition d'arrêt** : Nombre maximal de tours $n_{tours} = 100$.

Nous étudierons le comportement de l'algorithme MOSPACO à travers une analyse de convergence et des tests de robustesse pour démontrer les performances de l'algorithme ; les fronts de Pareto obtenus pour chaque préférence du décideur seront analysés pour montrer la capacité de l'algorithme à trouver les meilleurs compromis possible entre les critères évalués.

3.1 Analyse et exploitation des résultats

À la fin de chaque essai, les vecteurs objectifs des chemins trouvés par les fourmis non-perdus sont calculés. Les valeurs obtenues pour chacun des critères sont fonction des valeurs associées aux différents paramètres de ces critères dans notre base de données. Les solutions

obtenues sont comparées les unes aux autres afin de construire les fronts de Pareto, dans le cas d'une stratégie Pareto. Dans ce cas, les solutions non-dominées seront analysées en comparant les solutions les unes aux autres en se basant sur les préférences du décideur. Pour toutes les préférences, les tests sont réalisés en présence de la contrainte de praticité ; pour mieux visualiser l'effet de la contrainte de praticité, nous effectuerons des tests avec et sans praticité sur le coût de transport. Pour une stratégie gradient, la meilleure solution obtenue est analysée.

3.1.1 Scénario écologique

Pour ce scénario, nous étudierons l'habilité de l'algorithme à trouver des chemins éco-efficaces. Nous évaluerons les quantités de gaz à effet de serre des chemins obtenus et les gains en termes de consommation d'énergie, lorsque l'on compare les solutions les unes aux autres. L'impact environnemental et sociétal des chemins obtenus sera également évalué.

- **Pollution-Énergie** $\rho = 0,1$:

Pour une préférence axée sur ces deux critères, le compromis diversification/intensification est obtenu pour une valeur de $\rho = 0,1$. En utilisant cette valeur pour l'exécution de l'algorithme, nous obtenons comme solution non dominée le point présenté sur la Figure 39. Sur cette figure le front de Pareto comporte un seul point ; cela est dû au fait que l'espace des solutions a une forme d'entonnoir. Ceci s'explique d'une part par le fait que pour de courtes distances (solutions proches du front de Pareto), nous avons un rapport de proportionnalité entre les émissions de gaz à effet de serre et la consommation d'énergie. Par ailleurs, notons que les émissions de CO₂ (prépondérantes parmi les gaz étudiés) sont proportionnelles à la consommation d'énergie primaire parce que les émissions de ces gaz sont liées au type de combustible fossile utilisé, et donc au type d'énergie et cela en général quelque soit le mode de transport utilisé. Cette proportionnalité n'est pas vérifiée pour l'énergie électrique. Cependant, nous considérons la somme d'un ensemble de gaz à effet de serre, moins importants que le CO₂ tels que les NO_x et les SO_x qui ne sont pas uniquement liés au type de combustible utilisé, mais également au mode de combustion et à la qualité de la combustion ; ils influencent donc ce rapport de proportionnalité lorsqu'on utilise des modes transport ou qu'on empreinte des itinéraires donnant un fort taux d'émission de ces gaz.

La solution trouvée consiste à aller d'Amsterdam à Barcelone en utilisant un transport combiné train/bateau, donnant l'itinéraire suivant (Figure 39) :

Amsterdam→train→**Louvain**→train→**Bruxelles**→train→**Luxembourg**→train→
Metz→train→**Nancy**→train→**Lyon**→train→**Aix-en-Provence**→train→
Marseille→bateau→**Barcelone**

Le vecteur objectif de ce chemin donne : bruit moyen 111 dBA, pollution 103 kg, risque d'accident 0, consommation d'énergie 2,3 GJ, coût de transport 283528 €, dégâts 1 kg, temps de transport 1183,5 minutes.

Dans notre étude, nous considérons que les trains utilisés sont électriques en Europe de l'Ouest ; les villes présentes dans cet itinéraire étant en Europe de l'Ouest, le moyen de transport privilégié en termes d'émission de gaz à effet de serre et de consommation d'énergie minimale sera donc le train. Concernant la liaison (Marseille-Barcelone), à partir de Marseille les modes de transport en direction de Barcelone étaient le train via Montpellier (pollution 36,29 kg et énergie 0,504 GJ), l'avion (pollution 825 kg et énergie 8,61 GJ), le bateau (pollution 31,57 kg et énergie 0,686 GJ). Dans le cas où les solutions sont incomparables sur les deux critères, l'algorithme va privilégier celle ayant un taux de pollution minimal à cause du poids plus élevé accordé à ce critère pour la règle de transition. De plus, la différence en termes de consommation d'énergie entre les alternatives utilisant le train via Montpellier et le bateau est très faible. Le meilleur compromis possible est donc le bateau pour cet itinéraire.

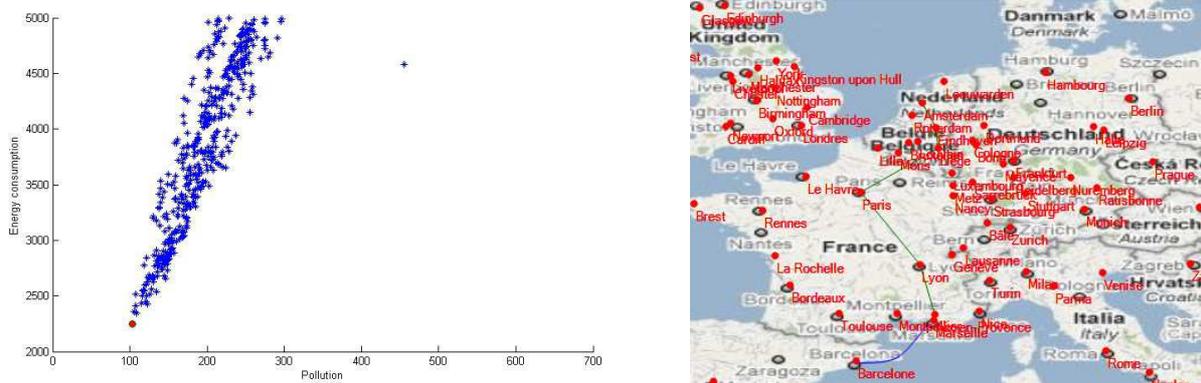


Figure 39. Résultat pour une préférence Pollution/Énergie

- **Pollution-Bruit $\rho = 0,3$:**

Dans ce cas, la valeur retenue est $\rho = 0,3$. Pour un décideur qui choisit de retenir les solutions Pareto-optimales basées sur ces deux critères, l'ensemble des solutions non-dominées trouvées est présenté sur la Figure 40.

Ces solutions peuvent être subdivisées en deux cas. Le premier correspond aux chemins qui d'une part ont des émissions de gaz à effet de serre très faibles, mais des nuisances sonores assez élevées ; dans ce cas la priorité est donnée aux solutions ayant une pollution très basse, mais qui ne dégradent pas énormément la fonction bruit, donc dans notre cas c'est le train. En effet, cela s'explique par le fait que le poids du critère pollution obtenu par la méthode AHP plus élevé que celui des nuisances sonores, ces poids intervenant dans les règles de transition, les fourmis choisiront dans une moindre mesure les solutions ayant une pollution minimale, mais ne dégradant pas énormément le critère nuisances sonores. Un des chemins correspondant à ce cas est :

Amsterdam→bateau→**Rotterdam**→bateau→**Le Havre**→train→**Paris**→train→**Montpellier**→train→**Marseille**→bateau→**Barcelone**

avec comme vecteur objectif : bruit 19 dBA, consommation d'énergie 3,3 GJ, quantité de polluants 144 kg, risque d'accident 0, coût 177169 €, dégâts 2,5 kg, temps 2095,2 minutes.

Le second cas est celui des solutions ayant un taux de bruit égal à zéro, ces dernières font partie du front de Pareto et représentent des chemins utilisant soit le bateau ; ce dernier a un impact sonore quasi nul. Les solutions étant incomparables sur le critère nuisances sonore, le décideur choisira donc celles qui dégradent le moins la fonction pollution. Un des chemins ayant une quantité de gaz à effet de serre minimal consiste à aller d'Amsterdam à Barcelone en utilisant le bateau :

Amsterdam→bateau→Barcelone

avec les performances suivantes : Bruit 0 dBA, consommation d'énergie 7.87 GJ, quantité de polluants 358 kg, risque d'accident 0, coût 43283 €, dégâts 0, temps 5943 minutes. En comparant cette solution à la précédente, nous constatons qu'en matière de nuisance sonore elle est meilleure, cependant le taux de pollution est supérieur au chemin alliant train et bateau, à cause notamment du temps de transport qui est plus long (quasiment le double) en utilisant uniquement le bateau. Dans ce cas les autres critères (temps de transport, coût, dégâts) peuvent également servir de base au choix final du décideur.

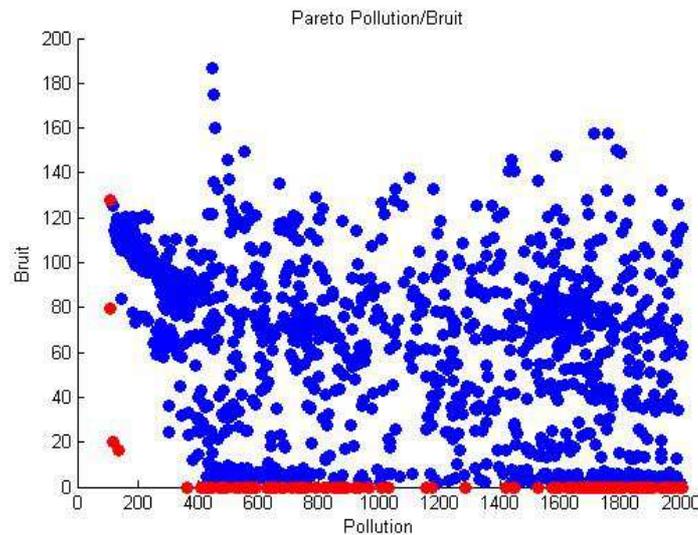


Figure 40. *Front de Pareto Pollution/Bruit*

- *Pollution-Accident* $\rho = 0,5$

L'objectif ici est de trouver l'ensemble des chemins les moins accidentogènes possible tout en garantissant des émissions de gaz à effet de serre minimales. Dans la Figure 41, le front de Pareto obtenu est une droite, en effet les solutions ayant un risque moyen d'accident égal à zéro sont retenues ; ces solutions sont celles qui utilisent un mode transport autre que la route ; le taux d'accidentologie associé aux autres modes de transport est très négligeable. Les solutions étant incomparables du point de vue du risque d'accident, nous allons privilégier pour la décision finale les solutions ayant une quantité de pollution la plus minimale possible. Le chemin ayant un risque d'accident égal à zéro et la quantité de polluants la moins élevée est :

Amsterdam → bateau → Barcelone

Avec les performances suivantes : Bruit 0 dBA, consommation d'énergie 7.87 GJ, quantité de polluants 358 kg, risque d'accident 0, coût 43283 €, dégâts 0, temps 5943 minutes. Une autre alternative est :

**Amsterdam→train→Rotterdam→bateau→Nice→train→Aix-en-Provence→
train→Marseille→bateau→Barcelone**

et les valeurs des critères pour ce chemin sont : bruit 219 dBA, consommation d'énergie 9.87 GJ, gaz à effet de serre 451 kg, risque d'accident 0, coût 169041 €, dégâts 2,5 kg, temps de transport 7341 minutes. Comme dans le cas (pollution/bruit) la décision finale du décideur pourra se faire en tenant compte des valeurs des critères autres que la pollution et le risque d'accident.

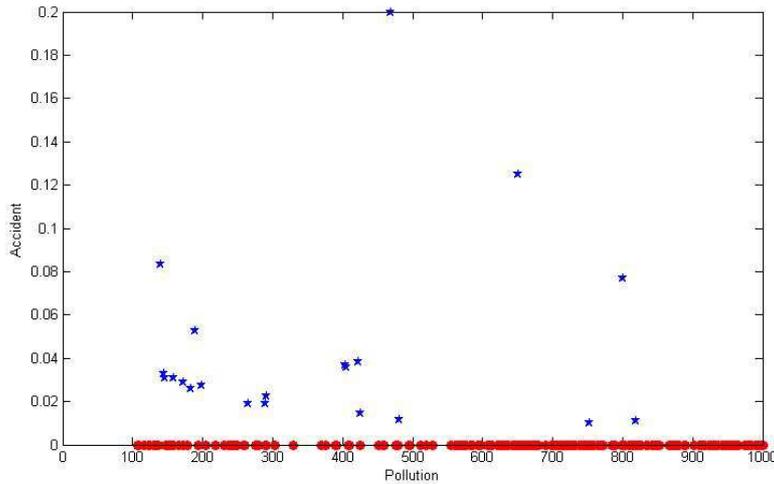


Figure 41. *Front de Pareto Pollution/Accident*

- *Énergie-Bruit* $\rho = 0,2$

Le front de Pareto obtenu est présenté dans la Figure 42. Le nombre de solutions évaluées s'élève à 17000, avec un taux de fourmis perdues de 0%. Les solutions appartenant au front de Pareto sont celles ayant une quantité de bruit très faible ou égale à zéro. Les chemins ayant une quantité de bruit élevée sont ceux qui utilisent soit le train ou le camion, ou une combinaison des deux. L'un de ces chemins est :

**Amsterdam→bateau→Lisbonne→train→Séville→
camion→Getafe→camion→Madrid→train→Barcelone**

avec bruit 6,2 dBA, consommation d'énergie 7 GJ, quantité de polluants 382 kg, risque d'accident 0,4 ; coût 137426 €, dégâts 4 kg, temps 4196,4 minutes. Le train est utilisé sur une partie du tronçon (Madrid-Barcelone) et le camion entre Séville et Madrid ; ce qui permet d'avoir une solution donnant un bruit non nul, mais en garantissant une consommation d'énergie de 7 GJ. Pour cette alternative, le risque d'accident est différent de zéro à cause de l'utilisation du camion de Séville à Madrid ; les dégâts dus aux transbordements sont non-nuls à cause du nombre de transbordements (3 transbordements).

Les alternatives ayant des nuisances sonores égales à zéro correspondent aux combinaisons n'utilisant ni le train, ni le camion. Une des alternatives correspondant à ce cas est :

Amsterdam → bateau → Marseille → bateau → Barcelone

avec bruit 0 dBA, consommation d'énergie 9,3 GJ et quantité de polluants 430 kg, risque d'accident 0, coût 71779 €, dégâts 0 kg, temps 70485 minutes. Nous constatons donc que l'ensemble des solutions trouvé représente un compromis acceptable pour ces deux critères.

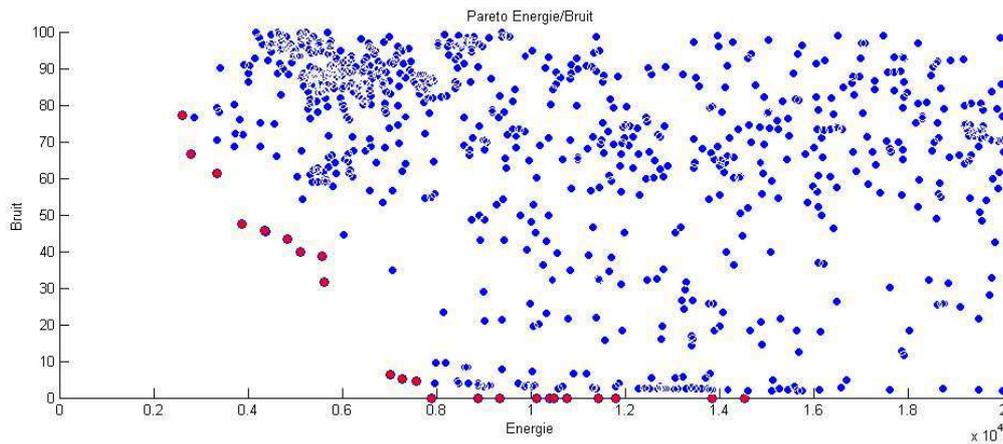


Figure 42. *Front de Pareto Énergie/Bruit*

- *Accident-Bruit* $\rho = 0,3$

Pour une préférence accident bruit, le meilleur compromis possible c'est d'avoir un risque d'accident et un bruit égal à zéro (Figure 43), donc l'usage du bateau. L'itinéraire trouvé par les fourmis correspondant à ce compromis est :

Amsterdam → bateau → Barcelone

avec les performances suivantes : Bruit 0 dBA, consommation d'énergie 7.87 GJ, quantité de polluants 358 kg, risque d'accident 0, coût 43283 €, dégâts 0, temps 5943 minutes. Les autres solutions du front de Pareto sont celles ayant un risque d'accident égal à zéro ; le choix final du décideur sera donc basé sur la quantité moyenne de bruit émis.

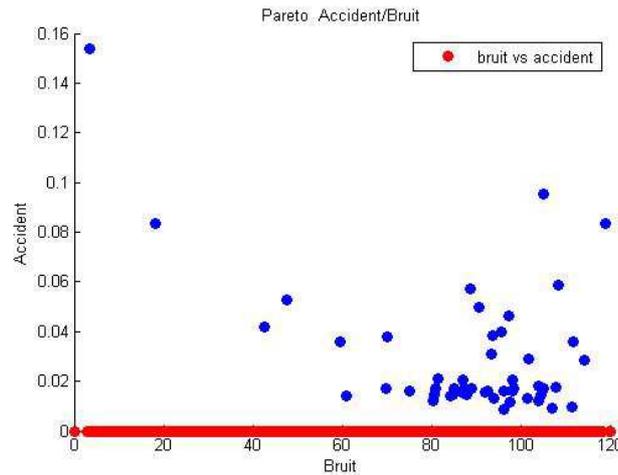


Figure 43. *Front de Pareto Accident/Bruit*

- *Énergie-Accident* : $\rho = 0,1$

Le front de Pareto est une droite avec un risque d'accident égal à zéro et une consommation d'énergie variable (Figure 44). Le choix final du décideur se basé sur la consommation d'énergie correspondant aux itinéraires proposés.

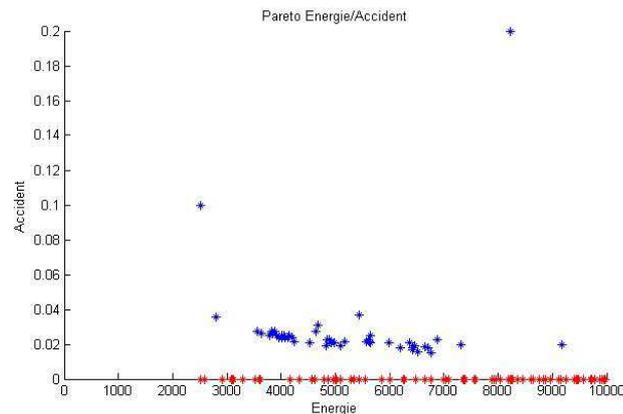


Figure 44. *Front de Pareto Énergie/Accident*

- *Pollution-Énergie-Bruit* : $\rho = 0,4$

Dans le cas de l'optimisation simultanée de ces trois critères, le front de Pareto en 3 dimensions est présenté sur la Figure 45. Les itinéraires trouvés sont ceux garantissant un meilleur compromis pour ces trois critères. Les points présentés en rouge sur la figure représentent les solutions non-dominées. Une des solutions appartenant à ce front est :

Amsterdam→**train**→**Rotterdam**→**bateau**→**Barcelone**

Avec bruit 4 dBA, consommation d'énergie 7.94 GJ, quantité de polluants 365 kg, risque d'accident 0, coût 74926 €, dégâts 1 kg, temps 59661 minutes. Les solutions non-dominées sont meilleures que les autres sur au moins deux critères.

Considérons le chemin dominé suivant :

Amsterdam→train→**Rotterdam**→train→**Eindhoven**→train→**Liège**→train→
Bruxelles→train→**Lille**→avion→**Turin**→train→**Nice**→train→
Aix-en-Provence→train→**Marseille**→bateau→**Barcelone**

avec les performances : bruit 160 dBA, consommation d'énergie 19.4 GJ, quantité de polluants 1.57 tonne, risque d'accident 0, coût 333888 €, dégâts 1 kg, temps 1030,5 minutes. Il est évident que ce chemin est moins avantageux que le précédent en termes de pollution, de nuisances sonores et de consommation d'énergie. Cependant en termes de temps de transport il paraît intéressant, à cause de l'utilisation du bateau sur le premier chemin.

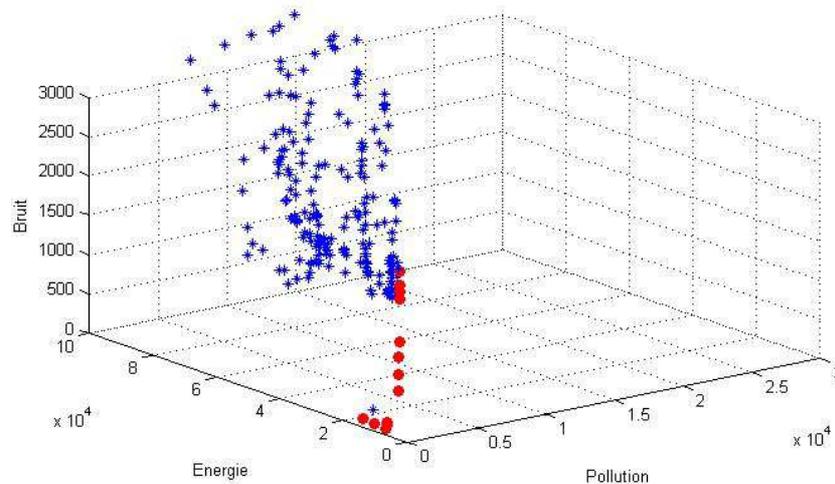


Figure 45. *Front de Pareto Pollution/Énergie/Bruit*

- **Pollution-Énergie-Bruit-Accident** $\rho = 0,3$:

En présence de plus de trois critères, il devient difficile de représenter graphiquement les fronts de Pareto. Des méthodes existent pour représenter approximativement le front de Pareto obtenu pour plus de 3 critères en effectuant des projections sur les axes par regroupement de fonctions objectif. Dans notre cas, nous présenterons ici un aperçu de quelques chemins correspondant à un compromis entre les 4 critères considérés. L'alternative présentée ici (Figure 46) est une combinaison du train et du bateau, associant ainsi les avantages du bateau et du train en termes d'émissions de gaz à effet de serre, et en palliant les consommations d'énergies élevées du bateau par l'usage du train sur une grande partie du parcours. Pour cet itinéraire :

Amsterdam→train→**Rotterdam**→train→**Eindhoven**→train→
Liège→train→**Luxembourg**→train→**Sarrebruck**→train→
Metz→train→**Nancy**→train→**Lyon**→train→
Aix-en-Provence→train→**Marseille**→bateau→**Barcelone**

Nous avons : bruit 128 dBA, consommation d'énergie 2,3 GJ, quantité de polluants 108 kg, risque d'accident 0, cout 342757 €, dégâts 4, temps 1214,1 minutes.

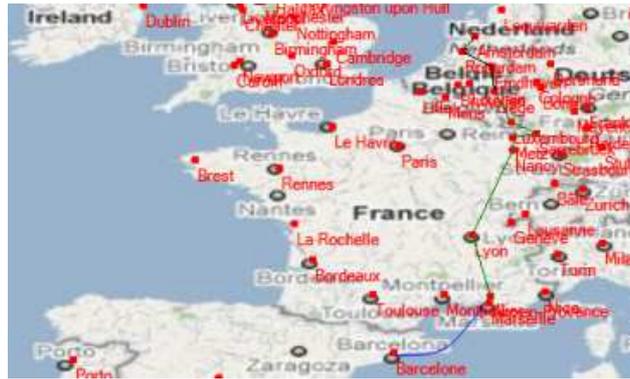


Figure 46. Exemple de chemin trouvé pour Pollution/Énergie/Bruit/Accident

3.1.2 Scénario industriel

- **Coût-Temps $\rho = 0,4$**

Pour une préférence sur ces deux critères, nous analyserons les solutions en termes de compromis entre le coût et le temps. De plus, nous analyserons l'effet de la contrainte de praticité sur le coût de transport.

Le front de Pareto obtenu pour l'optimisation simultanée du coût et du temps de transport pour 40 tonnes de marchandises est présenté sur la Figure 47. Un des chemins appartenant à ce front est :

Amsterdam→avion→Barcelone

Les performances associées à ce chemin sont : bruit 60 dBA, consommation d'énergie 32 GJ, quantité de gaz à effet de serre 2,8 tonnes, risque d'accident 0, coût 115989 €, dégâts 0, temps 110,4 minutes ; pour ce chemin les quantités de gaz effet de serre sont très élevées, par contre en terme de temps de transport cette alternative est plus avantageuse que le bateau ou le train. Une autre alternative est la combinaison route-avion, cette alternative permet d'associer le faible coût dû à l'utilisation du camion sur de courtes distances et le gain de temps par l'usage de l'avion :

Amsterdam→avion→Montpellier→camion→Barcelone

Le temps de transport associé à ce chemin est de 341 minutes et le coût 71337 €.

Ayant 50 tonnes de marchandises à transporter sur une distance Barcelone/Amsterdam de 1237 km (à vol d'oiseau), nous aurons donc une pénalité massique de 1,2 qui sera affectée au camion, et de 1 pour l'avion tandis qu'en matière de distance, une pénalité de 1.2 sera affectée au camion et 1 à l'avion ; cependant, ces pénalités sont faibles parce que la quantité de marchandises transportée n'est pas suffisamment élevée pour que l'effet de cette pénalité soit remarquable.

Nous effectuons donc un autre test avec et sans praticité, mais en utilisant 200 tonnes de marchandises. Les fronts de Pareto obtenus sont présentés sur la Figure 47, les points en rouge sont ceux obtenus sans contrainte de praticité et les points en bleu sont ceux utilisant la praticité. Le premier constat est que le coût maximal en utilisant la praticité est nettement supérieur à celui sans la praticité. La quantité de marchandise étant très grande, les modes de transport à petite et moyenne capacité tels que l'avion ou le camion seront pénalisés tandis que le bateau et le train seront privilégiés. Pour le cas de l'avion, la pénalité est appliquée pour une quantité de marchandise dépassant 120 tonnes, il apparait donc que pour 200 tonnes de marchandises ce mode de transport ne sera pas très pénalisé et donc restera une alternative viable. En effet un des chemins obtenus en appliquant la contrainte de praticité pour ce cas est :

Amsterdam→avion→Montpellier→train→Barcelone

avec bruit 6 dBA, consommation d'Énergie 25,301 GJ, quantité de polluants 2,1 tonnes, risque d'accident 0, cout 97122 €, dégâts 1,5 kg et temps 252,94 minutes.

L'ensemble des chemins obtenus pour les deux cas est présenté dans l'annexe 3 ; le mode routier est écarté de l'ensemble des solutions ; de plus en comparant les mêmes itinéraires avec et sans praticité, nous remarquons que l'alternative soumise à la contrainte de praticité est pénalisée et donc coûte plus cher.

Avec et sans contrainte de praticité pour 50 tonnes

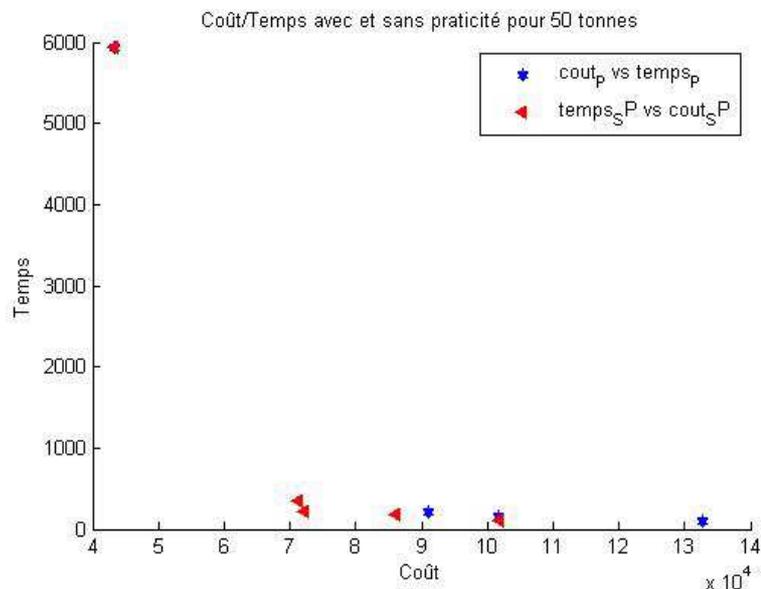


Figure 47. Comparaison des fronts de Pareto Coût/Temps avec praticité (points bleus/étoiles) et sans praticité (points rouges/triangles)

Avec et sans contrainte de praticité pour 200 tonnes

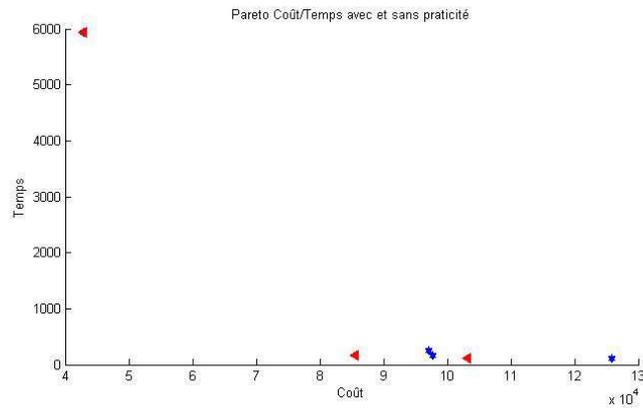


Figure 48. Comparaison des fronts de Pareto Coût/Temps avec (points bleus/étoiles) et sans praticité (points rouges/triangles)

- **Coût-Dégâts $\rho = 0,2$**

Dans ce cas, les solutions privilégiées seront celles ayant une quantité de dégâts très faibles (peu de transbordements) ou nuls (aucun transbordement). Le front de Pareto obtenu pour la préférence Coût/Dégâts montre une droite avec des dégâts nuls (Figure 49), ce qui indique que les chemins choisis sont ceux n'utilisant aucun transbordement, par exemple :

Amsterdam→bateau→Rotterdam→bateau→Barcelone

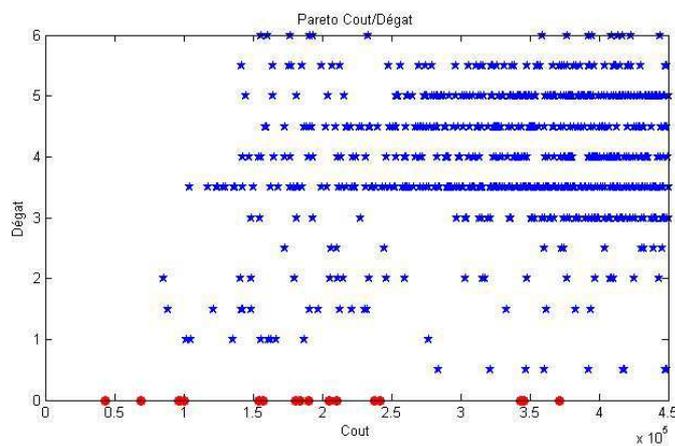


Figure 49. Front de Pareto Coût/Dégâts

- **Temps-Dégâts $\rho = 0,3$**

Comme dans le cas précédent, les solutions privilégiées seront celles ayant une quantité de dégâts très faibles (peu de transbordements) ou nuls (aucun transbordement). Le front de Pareto (Figure 50) indique qu'il y a eu au moins un transbordement. La quantité de dégâts occasionnée varie selon la nature et le nombre de transbordements réalisés. Ici la quantité de dégâts enregistrée est de 1,5 kg ce qui correspond au chemin suivant :

Amsterdam→avion→Montpellier→train→Barcelone.

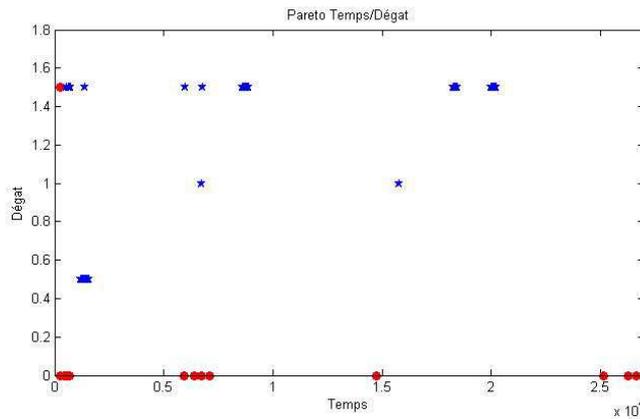


Figure 50. *Front de Pareto Temps/Dégâts*

3.2 Analyse comparative des résultats pour un cas de transport longue distance : Saint-Pétersbourg vers Séville

Une série de tests est réalisée pour le cas d'un transport de 50 tonnes de marchandises entre *Saint-Pétersbourg et Séville*. Le Tableau 7 synthétise les résultats obtenus pour différentes préférences du décideur ; les chemins les plus intéressants du point de vue de l'itinéraire trouvé et des valeurs trouvées pour les différents critères seront présentés.

En analysant ces résultats, nous constatons que les chemins utilisant le train (arcs verts) sur une grande distance ont une quantité de bruit élevée tandis que ceux utilisant le bateau ont des nuisances sonores quasi nulles. Par ailleurs, fort est de constater que les solutions utilisant l'avion (arcs noirs) sont intéressantes uniquement sur le plan du temps de transport, les quantités de gaz à effet de serre et la consommation d'énergie étant très élevées pour ces solutions, cela conduit à la conclusion qu'en l'absence de contraintes temporelles, il est préférable d'éviter ce mode de transport (si les solutions alternatives respectent les contraintes de praticité). Les itinéraires utilisant le bateau (arc bleu) ont un temps de transport considérable, cependant elles restent intéressantes du point de vue écologique et sociétal. Les solutions utilisant le camion (arc rouge) sont celles optimisant le coût de transport.

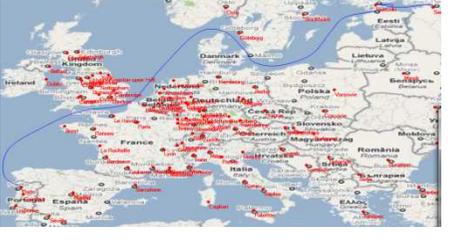
Pour les préférences où l'on a une multitude de solutions, représentant souvent celles ayant des ordonnées nulles (front de Pareto sous forme de droites), on ne considèrera que les 10 premières solutions c'est-à-dire celles qui donnent un meilleur résultat pour les critères non nul (les abscisses) ; par exemple pour une préférence pollution/accident, on ne considèrera que les 10 meilleures solutions pour la pollution. Le tableau permet de se rendre compte des variations de solutions d'une préférence à l'autre.

	Préférences	Nombre de solutions	Chemins proposés	Valeurs des critères
Scénario Écologique	Pollution/Énergie	1		Coût (€) 576572 Temps (mn) 3200 Dégâts (g) 2,5 Pollution (kg) 337 Énergie (GJ) 7 Accident 0 Bruit (dBA) 111,7
	Pollution/Accident	16500		Coût (€) 423510 Temps (mn) 10475,7 Dégâts (g) 4 Pollution (kg) 679 Énergie (GJ) 14,8 Accident 0 Bruit (dBA) 17
				Coût (€) 793648 Temps (mn) 3768,3 Dégâts (g) 4 Pollution (kg) 11762 Énergie (GJ) 141,3 Accident 0 Bruit (dBA) 65
				Coût (€) 395306 Temps (mn) 716,6 Dégâts (g) 1,5 Pollution (kg) 11737 Énergie (GJ) 141,6 Accident 0 Bruit (dBA) 28

Pollution/Bruit	18		Coût (€) 139784 Temps (mn) 7254,6 Dégâts (g) 2 Pollution (kg) 511 Énergie (GJ) 10,5 Accident 0,39 Bruit (dBA) 5,6
			Coût (€) 90259 Temps (mn) 766,02 Dégâts (g) 1,5 Pollution (kg) 6383 Énergie (GJ) 841,1 Accident 0 Bruit (dBA) 4
			Coût (€) 110075 Temps (mn) 6918 Dégâts (g) 1,5 Pollution (kg) 436 Énergie (GJ) 9,6 Accident 0 Bruit (dBA) 19
Énergie/Bruit	14		Coût (€) 78816 Temps (mn) 7158,3 Dégâts (g) 1,5 Pollution (kg) 442 Énergie (GJ) 9,7 Accident 0 Bruit (dBA) 7,6

	Énergie/Bruit		 	<table border="0"> <tr><td>Coût (€)</td><td>129306</td></tr> <tr><td>Temps (mn)</td><td>952,2</td></tr> <tr><td>Dégâts (g)</td><td>2</td></tr> <tr><td>Pollution (kg)</td><td>6257</td></tr> <tr><td>Énergie (GJ)</td><td>82,1</td></tr> <tr><td>Accident</td><td>0</td></tr> <tr><td>Bruit (dBA)</td><td>11</td></tr> </table> <table border="0"> <tr><td>Coût (€)</td><td>189224</td></tr> <tr><td>Temps (mn)</td><td>2177,7</td></tr> <tr><td>Dégâts (g)</td><td>2,5</td></tr> <tr><td>Pollution (kg)</td><td>5994</td></tr> <tr><td>Énergie (GJ)</td><td>79</td></tr> <tr><td>Accident</td><td>0</td></tr> <tr><td>Bruit (dBA)</td><td>20</td></tr> </table>	Coût (€)	129306	Temps (mn)	952,2	Dégâts (g)	2	Pollution (kg)	6257	Énergie (GJ)	82,1	Accident	0	Bruit (dBA)	11	Coût (€)	189224	Temps (mn)	2177,7	Dégâts (g)	2,5	Pollution (kg)	5994	Énergie (GJ)	79	Accident	0	Bruit (dBA)	20
Coût (€)	129306																															
Temps (mn)	952,2																															
Dégâts (g)	2																															
Pollution (kg)	6257																															
Énergie (GJ)	82,1																															
Accident	0																															
Bruit (dBA)	11																															
Coût (€)	189224																															
Temps (mn)	2177,7																															
Dégâts (g)	2,5																															
Pollution (kg)	5994																															
Énergie (GJ)	79																															
Accident	0																															
Bruit (dBA)	20																															
	Énergie/Accident	17000	 	<table border="0"> <tr><td>Coût (€)</td><td>423510</td></tr> <tr><td>Temps (mn)</td><td>10475,7</td></tr> <tr><td>Dégâts (g)</td><td>4</td></tr> <tr><td>Pollution (kg)</td><td>679</td></tr> <tr><td>Énergie (GJ)</td><td>148,2</td></tr> <tr><td>Accident</td><td>0</td></tr> <tr><td>Bruit (dBA)</td><td>62</td></tr> </table> <table border="0"> <tr><td>Coût (€)</td><td>315324</td></tr> <tr><td>Temps (mn)</td><td>7951,2</td></tr> <tr><td>Dégâts (g)</td><td>4</td></tr> <tr><td>Pollution (kg)</td><td>525</td></tr> <tr><td>Énergie (GJ)</td><td>11,5</td></tr> <tr><td>Accident</td><td>0</td></tr> <tr><td>Bruit (dBA)</td><td>32</td></tr> </table>	Coût (€)	423510	Temps (mn)	10475,7	Dégâts (g)	4	Pollution (kg)	679	Énergie (GJ)	148,2	Accident	0	Bruit (dBA)	62	Coût (€)	315324	Temps (mn)	7951,2	Dégâts (g)	4	Pollution (kg)	525	Énergie (GJ)	11,5	Accident	0	Bruit (dBA)	32
Coût (€)	423510																															
Temps (mn)	10475,7																															
Dégâts (g)	4																															
Pollution (kg)	679																															
Énergie (GJ)	148,2																															
Accident	0																															
Bruit (dBA)	62																															
Coût (€)	315324																															
Temps (mn)	7951,2																															
Dégâts (g)	4																															
Pollution (kg)	525																															
Énergie (GJ)	11,5																															
Accident	0																															
Bruit (dBA)	32																															

	Énergie/Accident			<p>Coût (€) 395306 Temps (mn) 716,6 Dégâts (g) 1,5 Pollution (kg) 11737 Énergie (GJ) 141,6 Accident 0 Bruit (dBA) 25</p>
	Accident/Bruit	5236	  	<p>Coût (€) 572113 Temps (mn) 3213,8 Dégâts (g) 3,5 Pollution (kg) 12430 Énergie (GJ) 149,8 Accident 0 Bruit (dBA) 30</p> <p>Coût (€) 395306 Temps (mn) 716,7 Dégâts (g) 1,5 Pollution (kg) 11737 Énergie (GJ) 141,6 Accident 0 Bruit (dBA) 25</p> <p>Coût (€) 1355059 Temps (mn) 7419 Dégâts (g) 5,5 Pollution (kg) 3049 Énergie (GJ) 35 Accident 0 Bruit (dBA) 150</p>

	Pollution/Énergie/Bruit	11	  	<table border="0"> <tr><td>Coût (€)</td><td>130288</td></tr> <tr><td>Temps (mn)</td><td>7563,3</td></tr> <tr><td>Dégâts (g)</td><td>1,5</td></tr> <tr><td>Pollution (kg)</td><td>467</td></tr> <tr><td>Énergie (GJ)</td><td>10,2</td></tr> <tr><td>Accident</td><td>0</td></tr> <tr><td>Bruit (dBA)</td><td>5</td></tr> <tr><td colspan="2"> </td></tr> <tr><td>Coût (€)</td><td>166962</td></tr> <tr><td>Temps (mn)</td><td>7067,1</td></tr> <tr><td>Dégâts (g)</td><td>1,5</td></tr> <tr><td>Pollution (kg)</td><td>456</td></tr> <tr><td>Énergie (GJ)</td><td>9,7</td></tr> <tr><td>Accident</td><td>0</td></tr> <tr><td>Bruit (dBA)</td><td>15</td></tr> <tr><td colspan="2"> </td></tr> <tr><td>Coût (€)</td><td>1355059</td></tr> <tr><td>Temps (mn)</td><td>7419</td></tr> <tr><td>Dégâts (g)</td><td>5,5</td></tr> <tr><td>Pollution (kg)</td><td>3049</td></tr> <tr><td>Énergie (GJ)</td><td>35</td></tr> <tr><td>Accident</td><td>0</td></tr> <tr><td>Bruit (dBA)</td><td>150</td></tr> </table>	Coût (€)	130288	Temps (mn)	7563,3	Dégâts (g)	1,5	Pollution (kg)	467	Énergie (GJ)	10,2	Accident	0	Bruit (dBA)	5			Coût (€)	166962	Temps (mn)	7067,1	Dégâts (g)	1,5	Pollution (kg)	456	Énergie (GJ)	9,7	Accident	0	Bruit (dBA)	15			Coût (€)	1355059	Temps (mn)	7419	Dégâts (g)	5,5	Pollution (kg)	3049	Énergie (GJ)	35	Accident	0	Bruit (dBA)	150
Coût (€)	130288																																																	
Temps (mn)	7563,3																																																	
Dégâts (g)	1,5																																																	
Pollution (kg)	467																																																	
Énergie (GJ)	10,2																																																	
Accident	0																																																	
Bruit (dBA)	5																																																	
Coût (€)	166962																																																	
Temps (mn)	7067,1																																																	
Dégâts (g)	1,5																																																	
Pollution (kg)	456																																																	
Énergie (GJ)	9,7																																																	
Accident	0																																																	
Bruit (dBA)	15																																																	
Coût (€)	1355059																																																	
Temps (mn)	7419																																																	
Dégâts (g)	5,5																																																	
Pollution (kg)	3049																																																	
Énergie (GJ)	35																																																	
Accident	0																																																	
Bruit (dBA)	150																																																	
	Pollution/Énergie/Bruit/Accident	201		<table border="0"> <tr><td>Coût (€)</td><td>725852</td></tr> <tr><td>Temps (mn)</td><td>5342,4</td></tr> <tr><td>Dégâts (g)</td><td>4</td></tr> <tr><td>Pollution (kg)</td><td>1032</td></tr> <tr><td>Énergie (GJ)</td><td>18,9</td></tr> <tr><td>Accident</td><td>0</td></tr> <tr><td>Bruit (dBA)</td><td>68</td></tr> </table>	Coût (€)	725852	Temps (mn)	5342,4	Dégâts (g)	4	Pollution (kg)	1032	Énergie (GJ)	18,9	Accident	0	Bruit (dBA)	68																																
Coût (€)	725852																																																	
Temps (mn)	5342,4																																																	
Dégâts (g)	4																																																	
Pollution (kg)	1032																																																	
Énergie (GJ)	18,9																																																	
Accident	0																																																	
Bruit (dBA)	68																																																	

	Pollution/Énergie/Bruit/Accident		 	<p>Coût (€) 321960 Temps (mn) 2498,1 Dégâts (g) 3,5 Pollution (kg) 4875 Énergie (GJ) 64,7 Accident 0 Bruit (dBA) 133</p> <p>Coût (€) 366107 Temps (mn) 31131,6 Dégâts (g) 1,5 Pollution (kg) 1922 Énergie (GJ) 41,6 Accident 0 Bruit (dBA) 19</p>
Scénario Industriel	Coût/Temps	1		<p>Coût (€) 64805 Temps (mn) 306 Dégâts (g) 0 Pollution (kg) 6800 Énergie (GJ) 89 Accident 0 Bruit (dBA) 6</p>
	Coût/Dégâts	369		<p>Coût (€) 117598 Temps (mn) 7902,8 Dégâts (g) 1 Pollution (kg) 553 Énergie (GJ) 11,3 Accident 0,25 Bruit (dBA) 3</p>

	Coût/Dégâts			Coût (€) 65572 Temps (mn) 7316,2 Dégâts (g) 1 Pollution (kg) 518 Énergie (GJ) 10,5 Accident 0,25 Bruit (dBA) 3
	Temps/Dégâts	677	 	Coût (€) 64805 Temps (mn) 306 Dégâts (g) 0 Pollution (kg) 6800 Énergie (GJ) 89 Accident 0 Bruit (dBA) 6 Coût (€) 1150276 Temps (mn) 829,4 Dégâts (g) 0 Pollution (kg) 22137 Énergie (GJ) 242 Accident 0 Bruit (dBA) 96
	Coût/Temps/Dégâts	28		Coût (€) 64805 Temps (mn) 306 Dégâts (g) 0 Pollution (kg) 6800 Énergie (GJ) 89 Accident 0 Bruit (dBA) 6

Tableau 7. Tableau comparatif des résultats pour Saint-Petersbourg - Séville

3.3 La stratégie gradient

Le résultat de la méthode du gradient est une solution unique représentant le meilleur compromis possible entre les sept critères pour chaque scénario. Dans cette stratégie, aucune préférence n'est accordée à un critère par rapport à un autre.

Le résultat obtenu pour les deux scénarios est présenté dans la Figure 51. La meilleure alternative trouvée pour un meilleur compromis entre les sept critères à la fois pour le scénario industriel et le scénario écologique est d'aller directement d'Amsterdam à Barcelone en utilisant le bateau. L'itinéraire trouvé est

Amsterdam → bateau → Barcelone

Avec bruit 0 dBA, consommation d'énergie 7.9 GJ, pollution 358 kg, risque d'accident 0, coût 43283 €, dégâts 0 kg, temps 5943 minutes.

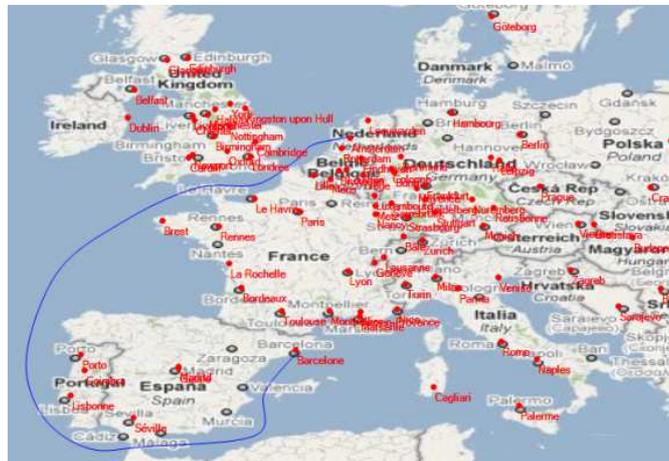


Figure 51. *Chemin obtenu pour la stratégie gradient*

Cette alternative présente clairement des avantages en termes d'émissions de gaz à effet de serre, de risques d'accident et d'émission de bruit. Pour cette stratégie, le meilleur compromis est le bateau. Ceci peut être expliqué par le fait que le bateau a moins d'impacts sur l'environnement et la société. Par ailleurs, la capacité du bateau est très importante, permettant ainsi de réduire les pénalités et donc le coût total du transport. Néanmoins, le temps de transport lié au bateau à reste toujours élevé.

4. Analyse des performances de l'algorithme

L'analyse des performances d'un algorithme multiobjectif n'est pas une tâche facile. Dans le cas de l'optimisation mono-objectif, la qualité de l'algorithme peut être facilement évaluée selon la valeur optimale obtenue selon qu'il s'agisse d'un optimum local ou d'un optimum global. Dans le cas où un front de Pareto est construit, il est difficile d'en évaluer l'optimalité, dans le sens où les solutions obtenues sont multiples et toutes potentiellement intéressantes. Quelques approches de mesures des performances d'un front de Pareto ont été proposées dans

la littérature. L'analyse des performances de l'algorithme fait à la fois appelle à l'analyse de l'optimalité des solutions obtenues ainsi qu'à l'analyse des fronts de Pareto obtenus.

Pour les besoins de notre étude, nous analyserons la convergence et la robustesse de l'algorithme proposé.

4.1 Analyse de convergence

Afin de prouver la convergence de l'algorithme MOSPACO, nous vérifions que toute la colonie évolue vers un résultat consensuel, et donc que les solutions efficaces ne sont pas les résultats de fourmis chanceuses ou ne sont pas obtenues par pur hasard, mais qu'elles sont bel et bien le résultat d'une intelligence collective au sein de la colonie.

Pour ce faire, nous utiliserons l'entropie de Shannon (Shannon, 1948) pour mesurer la distribution de la règle de transition aux différents nœuds. L'entropie de Shannon est une mesure de l'incertitude liée à un système aléatoire. Plus l'entropie est faible, plus l'incertitude l'est aussi. Au début de l'algorithme, les traces de phéromones sont égales sur tous les arcs, le choix des fourmis est donc aléatoire ; ce qui s'explique par une entropie élevée (Figure 52 et Figure 53). Nous définissons une entropie de sélection du nœud E_i^m définie pour chaque nœud i du réseau et chaque mode de transport m tel que :

$$E_i^m = - \sum_{j \in \Gamma_i} p_{ij}^{fm} \ln p_{ij}^{fm}$$

Cette fonction d'entropie évalue la probabilité de choisir le nœud j à partir du nœud i en utilisant le mode de transport m . Le nombre maximal d'itérations retenu pour l'étude de convergence est 100, donc $n_{tours} = 100$.

Par la suite, nous calculons l'entropie moyenne \bar{E} pour toutes les valeurs de la probabilité de transition. Les résultats obtenus au bout des 100 itérations pour les préférences Énergie/Bruit et Coût/Tempo sont présentés respectivement sur les figures 53 et 54 ; ces figures montrent l'évolution de l'entropie moyenne au fil des itérations

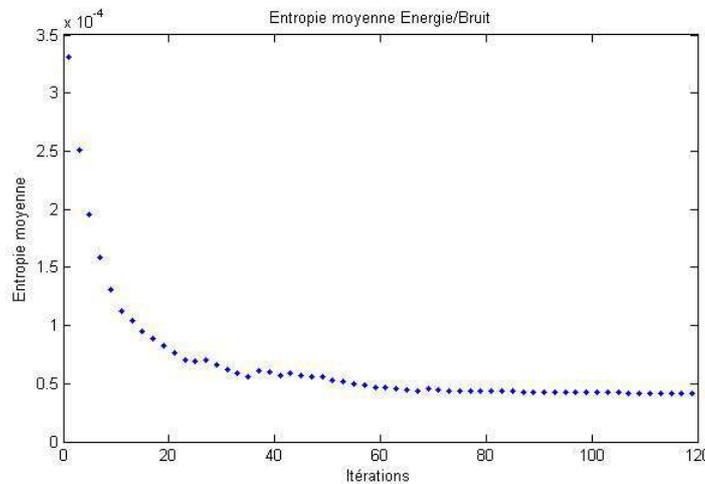


Figure 52. Évolution de l'entropie moyenne pour Énergie/Bruit

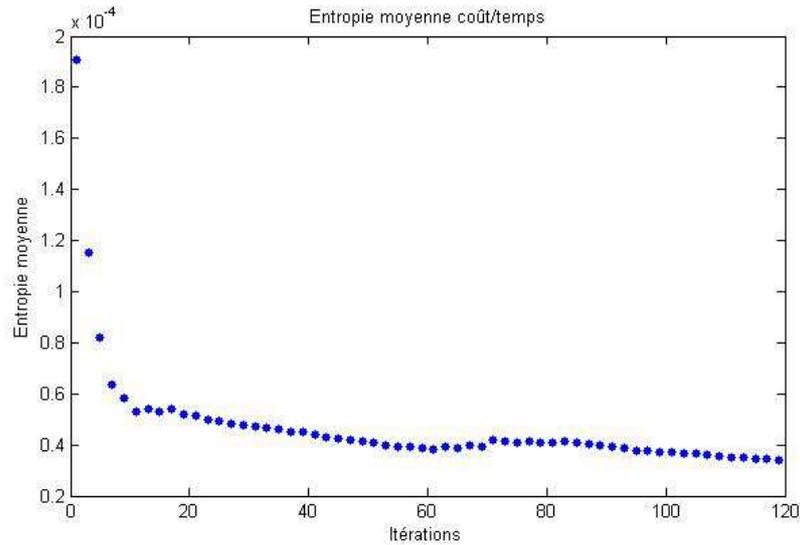


Figure 53. Évolution de l'entropie moyenne pour Coût/Temps

La valeur de \bar{E} tend vers $0,5 \times 10^{-4}$ environ pour les deux préférences. Nous constatons que plus le nombre d'itération augmente plus la fonction d'entropie se stabilise. Dans le cas Énergie/Bruit la stabilisation est constatée au bout de 45 itérations et au bout de 30 itérations pour Coût/Temps.

Cela signifie que l'évolution de l'algorithme devient mature ; le chemin non-dominé ayant la plus grande probabilité de sélection se démarque et les probabilités de sélection deviennent stables. L'algorithme MOSPACO converge donc vers une solution correspondant dans chaque cas au chemin dominant, sur lequel les traces de phéromones sont renforcées. Le renforcement des traces de phéromones sur les chemins non-dominés est ainsi prouvé. Au début de l'exécution (itérations 1-20), l'entropie moyenne est variable, ce qui traduit un choix pseudo-aléatoire, voire aléatoire effectué par les fourmis. Au fur et à mesure que le nombre d'itérations augmente, les chemins choisis par les fourmis sont de plus en plus les mêmes, et les probabilités de sélection des dits-chemins augmentent. La séquence d'entropie est convergente, ce qui prouve que la probabilité de choisir les chemins non-dominés augmente au fil des itérations. Cette étude permet ainsi de démontrer que les fourmis de la colonie convergent vers les mêmes solutions et suivent les pistes de phéromones.

La convergence obtenue pour chaque préférence a été réalisée en utilisant une valeur de ρ garantissant une convergence optimale de l'algorithme pour chaque cas.

4.2 Robustesse de l'algorithme

En statistiques, la robustesse est définie comme étant la capacité d'un estimateur à ne pas être modifié par une petite modification dans les données ou dans les paramètres du modèle choisi pour l'estimation. En ingénierie, la robustesse d'un système se définit comme la « stabilité de sa performance » tandis qu'en optimisation robuste, la robustesse concerne des situations où différents scénarios sur les données sont considérés et où l'objectif est de déterminer une solution qui reste "bonne" quel que soit le scénario considéré.

Dans notre cas, la robustesse est similaire à la définition en ingénierie ; c'est la capacité de l'algorithme à avoir une performance stable et donc de trouver les meilleures solutions possible (le meilleur front de Pareto), en l'exécutant plusieurs fois sous les mêmes contraintes et la même configuration. Afin de mesurer la robustesse de MOSPACO, nous lançons une série de 20 essais, puis nous calculerons les écarts-types et les moyennes des valeurs obtenues à chaque lancement de l'algorithme. L'écart-type est un indicateur de dispersion de l'algorithme.

Des analyses statistiques sur les données recueillies sont ensuite effectuées pour déterminer l'écart-type et la moyenne des valeurs obtenues pour chaque série de tests. Dans les tableaux 8 et 9, nous présentons les résultats issus d'une série de tests réalisés pour les préférences Coût/Temps et Énergie/Bruit.

- **Énergie / Bruit**

Lancement	Moyenne		Écart-type	
	Bruit	Énergie	Bruit	Énergie
1	3.5079	2.4695e+004	8.0005	2.4905e+004
2	11.2154	1.2036e+004	30.9758	6.5895e+003
3	20.1661	1.1736e+004	38.0303	1.0320e+004
4	12.3772	1.6683e+004	24.1610	1.3885e+004
5	5.2697	2.3694e+004	19.2923	1.4097e+004
6	13.8004	1.5663e+004	30.9895	1.1815e+004
7	10.7998	1.0370e+004	22.3294	6.6463e+003
8	8.8565	1.7325e+004	26.7251	1.3784e+004
9	13.0781	1.5268e+004	27.1529	1.1726e+004
10	16.5471	1.4085e+004	24.5702	1.2734e+004
11	4.9245	1.6058e+004	14.4909	1.2330e+004
12	4.5199	2.5471e+004	17.7356	1.3976e+004
13	10.3955	1.7000e+004	25.6922	1.3000e+004
14	15.6414	1.0941e+004	30.3064	9.1048e+003
15	18.3526	1.4727e+004	34.7870	1.2198e+004
16	9.2565	1.8675e+004	21.3270	1.3801e+004
17	17.5633	1.4757e+004	33.8794	1.2972e+004
18	4.5199	2.5471e+004	17.7356	1.3976e+004
19	28.4436	5.9826e+003	30.4656	2.6181e+003
20	18.3526	1.4727e+004	34.7870	1.2198e+004

Tableau 8. Écart-type et moyennes pour Énergie/bruit

Les moyennes et les écart-type observés sont variables d'un lancement à l'autre. Nous n'observons aucune tendance centrale. En effet pour chaque critère nous avons les valeurs suivantes :

-**Énergie** : l'écart-type varie de 2.6181e+003 à 2.4905e+004 soit une différence de $\pm 2.2286 + 004$ et la moyenne de 5.9826e+003 à 2.5471e+004 soit une différence de $\pm 1.9488e + 004$.

-**Bruit** : l'écart-type varie de 8.0005 à 38.0303 soit une différence de $\pm 30,0298$ et la moyenne de 3.5079 à 28.4436 soit une différence de $\pm 24,9357$.

Les écarts-types et les différences entre les moyennes sont très grands. Ces résultats démontrent que pour ces deux critères, l'algorithme est fortement perturbé et les résultats trouvés ne présentent aucune tendance ; ce qui signifie que la robustesse de l'algorithme pour ces deux critères est très faible. Nous observons un manque de précision dans le fonctionnement de l'algorithme. Cela est dû au fait que pour les critères bruit, accident et dégâts les valeurs sont très souvent nulles, ce qui induit l'utilisation de la troisième règle de transition qui est aléatoire. Une des conséquences de l'utilisation de cette règle est l'augmentation du temps de convergence donc le temps de calcul. Pour atténuer le caractère aléatoire de cette règle, nous pouvons par exemple hybrider l'algorithme avec une méthode de voisinage qui choisira les solutions autour du front de Pareto.

- **Coût/Temps**

L'analyse de la robustesse de l'algorithme pour cette préférence est présentée dans le Tableau 9, les résultats donnent :

Lancement	Moyenne		Écart-type	
	Coût	Temps	Coût	Temps
1	7.4758e+004	1.3418e+003	2.1570e+004	2.5731e+003
2	7.4760e+004	1.3418e+003	2.1573e+004	2.5730e+003
3	7.4506e+004	1.1797e+003	1.9424e+004	2.3349e+003
4	7.5061e+004	1.3599e+003	2.1752e+004	2.5634e+003
5	7.5010e+004	1.3590e+003	2.1672e+004	2.5640e+003
6	7.5192e+004	1.3623e+003	2.1957e+004	2.5619e+003
7	7.4337e+004	1.1766e+003	1.9290e+004	2.3366e+003
8	7.4896e+004	1.3569e+003	2.1668e+004	2.5651e+003
9	7.5038e+004	1.3595e+003	2.1716e+004	2.5636e+003
10	7.4354e+004	1.1769e+003	1.9319e+004	2.3364e+003
11	7.4924e+004	1.3448e+003	2.1657e+004	2.5713e+003
12	7.5012e+004	1.3590e+003	2.1675e+004	2.5639e+003
13	7.4825e+004	1.3556e+003	2.1557e+004	2.5659e+003
14	7.4657e+004	1.1824e+003	1.9683e+004	2.3334e+003
15	7.5010e+004	1.3590e+003	2.1672e+004	2.5640e+003
16	7.5038e+004	1.3595e+003	2.1716e+004	2.5636e+003
17	7.5061e+004	1.3599e+003	2.1752e+004	2.5634e+003
18	7.4896e+004	1.3569e+003	2.1668e+004	2.5651e+003
19	7.5038e+004	1.3595e+003	2.1716e+004	2.5636e+003
20	7.4354e+004	1.1769e+003	1.9319e+004	2.3364e+003

Tableau 9. Ecart-type et moyennes pour Coût/Temps

Coût : l'écart-type varie de 1.9290e+004 à 2.1957e+004 soit une différence de $\pm 0.2667e + 004$ et la moyenne de 7.4337e+004 à 7.5192e+004 soit une différence de $\pm 0.0855e + 004$.

Temps : l'écart-type varie de 2.3334e+003 à 2.5731e+003 soit une différence de $\pm 0.239e + 003$ et la moyenne de 1.1766e+003 à 1.3599e+003 soit une différence de $\pm 0.183e + 003$.

Les résultats obtenus pour ces deux critères montrent en revanche un écart-type bien plus faible. À chaque lancement, nous obtenons sensiblement les mêmes résultats, ce qui traduit

une robustesse et une précision de l'algorithme sur ces deux critères. Les moyennes obtenues pour chaque critère ont le même *ordre de grandeur* ; ce qui traduit une bonne dispersion des solutions sur le front de Pareto.

5. Conclusion

Les résultats trouvés par l'algorithme donnent les solutions représentant un compromis entre les critères étudiés. Nos résultats démontrent qu'en fonction des préférences du décideur, MOSPACO est capable de trouver un bon compromis de chemins possible.

La nature des fronts de Pareto obtenus dépend fortement des critères à optimiser. Les solutions appartenant au front de Pareto sont compatibles avec les objectifs. En effet, l'optimisation des critères écologiques privilégie les chemins avec des moyens de mode de transport éco-efficients tels que le rail et le bateau, tandis que l'optimisation des critères économiques privilégie les itinéraires utilisant des moyens de transport plutôt rapide (avion) ou économique (train, camion), ou toute autre combinaison de mode de transport permettant d'optimiser ces critères. Toutefois, les alternatives retenues dépendent fortement des données de transports tels que la quantité de marchandises transportée et la distance entre le nœud source et le nœud destination.

En comparant les solutions obtenues pour le scénario écologique et pour le scénario industriel nous obtenons un gain en émission de gaz à effet de serre pouvant atteindre 2 tonnes d'une alternative à l'autre, et une réduction de la consommation d'énergie de 23 GJ.

Cependant, pour certains critères, le nombre de solutions non-dominées est très élevé, rendant difficile le choix final du décideur ; ceci est l'une des limites de l'approche Pareto. Pour pallier à cette limite, dans notre approche le décideur peut visualiser pour chaque solution les valeurs de tous les critères qui y sont associés.

Les résultats de la méthode du gradient représentent un compromis entre les sept critères étudiés. Cependant, la stratégie du gradient empêche la diversification et ne laisse pas le choix au décideur de privilégier un critère par rapport à un autre. Les solutions obtenues tendent vers un optimum local.

La robustesse de l'algorithme dépend des préférences du décideur. Toutefois, une grande partie des algorithmes de colonie de fourmis est complétée par une optimisation locale dans le but d'améliorer les résultats et d'atteindre plus facilement l'équilibre intensification/diversification. Dans notre algorithme, il n'y a pas de recherche locale proprement dite, mais la mise en place d'une procédure qui permet de filtrer le choix des nœuds candidats. En effet, pour chaque fourmi, le retour en arrière n'est pas autorisé, permettant à chaque fois aux fourmis de choisir des solutions proches de la destination. De plus, l'ajout de la contrainte de transbordement contraint les fourmis lorsqu'elles ont atteint le nombre maximal de transbordements à chercher les chemins utilisant le dernier mode de transport utilisé ou à être perdues.

Le temps total d'exécution de l'algorithme varie d'une préférence à l'autre ; cela est dû à la différence de convergence d'une préférence à l'autre. Le temps d'exécution moyen pour 100 itérations en 10 essais est de 1 heure. Selon les préférences, nous avons par exemple 2,41 h pour une préférence Bruit/Accident, 57 minutes pour Coût/Temps, 23 minutes pour la méthode du gradient. Le temps mis par les meilleures fourmis pour trouver un chemin non-dominé est de 53 secondes maximum.

Conclusion et perspectives

Cette dernière partie représente une synthèse du travail réalisé. Après avoir résumé les différents apports scientifiques, nous aborderons aussi leurs limites, puis nous terminerons par des perspectives de recherches qui s'ouvrent à l'issue de ces travaux.

Conclusion

La conjoncture économique actuelle et les prises de conscience environnementales obligent les entreprises à reconsidérer l'organisation de leur chaîne logistique, dans le but de favoriser les modes de transport respectueux de l'environnement et d'assurer une meilleure coordination des flux afin de réduire les impacts environnementaux et sociétaux.

Dans notre nouvelle approche, la réduction des impacts environnementaux et sociétaux du transport intermodal est intégrée dans la planification tactique des expéditions de marchandises dans de tels systèmes. Nous avons présenté un modèle de choix d'itinéraire dans un réseau intermodal. L'objectif du modèle d'optimisation proposé ici est de promouvoir davantage les modes de transport éco-efficients et de proposer une alternative pour la construction de systèmes logistiques répondant aux exigences du développement durable.

C'est dans cette optique que nous avons mis en place un modèle du plus court chemin multiobjectif ayant pour objectif d'aider au choix d'un « plus court chemin » dans un réseau intermodal. Dans notre cas, « plus court chemin » signifie un chemin avec moins d'impacts environnementaux et sociétaux et garantissant des critères économiques (coût, temps, dégâts) satisfaisants. Nous avons ainsi fourni un système d'aide à la décision pour les décideurs politiques ou les opérateurs logistiques qui souhaitent réduire leurs impacts sur l'environnement lors du choix d'itinéraire et pour la planification de leurs expéditions. Le système permet de se baser sur un certain nombre de données d'entrée (quantités de marchandises, réseau de transport...) pour fournir un itinéraire répondant aux exigences du décideur.

L'application présentée peut être utilisée pour évaluer et calculer les impacts environnementaux et sociétaux des systèmes de transport. Elle permet ainsi donc d'assurer la mise en œuvre de bonnes pratiques au sein des chaînes logistiques durables. Pour les décideurs politiques, cet outil permet de planifier les déplacements au sein des territoires tout en favorisant l'utilisation de modes de transport respectueux de l'environnement et du cadre de vie, en favorisant par la même occasion la décongestion des axes de circulation.

Les contributions de cette thèse concernent :

- **L'intégration des critères environnementaux et sociétaux dans la planification d'itinéraires intermodaux** : au début de cette thèse et jusqu'à présent les modèles permettant d'internaliser les impacts des systèmes de transport se focalisent uniquement sur la réduction de l'empreinte carbone du transport routier d'une part et d'autre part sur la planification du transport intermodal pour les systèmes de transport en commun urbain ; les autres impacts cités dans cette thèse sont abordés de façon isolée et ne sont pas pris en compte dans la planification des déplacements intermodaux. Nous avons donc proposé un nouveau modèle permettant de prendre en

compte en plus de l’empreinte carbone, des critères permettant de limiter les impacts sociétaux que sont les risques d’accident, les nuisances sonores et la consommation d’énergie entre autres, en mettant l’accent sur les types de combustibles utilisés dans les différentes zones étudiées. Cela permet de réduire l’impact global du système de transport en se basant sur la particularité de chaque mode de transport et sur la complémentarité de ceux-ci. Notre approche contribue à rendre la chaîne logistique « plus verte », en ce sens où les solutions obtenues permettent une réduction des impacts de gaz à effet de serre pouvant aller jusqu’à 2 tonnes et un gain en consommation d’énergie pouvant atteindre 24.04 GJ en comparant les solutions obtenues pour le scénario industriel et celles obtenues pour le scénario écologique.

- La **proposition d’une modélisation multicritère** : il permet de quantifier et de mesurer les impacts environnementaux et sociétaux au travers de quatre critères, de calculer les coûts de transport ainsi que le temps de transport dans un réseau intermodal en tenant compte des transbordements et des fenêtres temporelles. Ce modèle se veut global parce qu’il permet d’optimiser à la fois le taux de remplissage des moyens de transport et de prendre en compte la praticité des différents modes de transport.
- La **mise en place d’un problème de plus court chemin multiobjectif intermodal** : les modèles de plus court multiobjectif proposés jusque-là, dans la littérature, sont basés sur l’optimisation de tout au plus trois critères. Le modèle proposé dans le cadre de cette thèse permet de tenir compte des particularités du transport intermodal (changements de modes de transport, gestion des transbordements) et de prendre en compte les sept critères du modèle théorique.
- La mise en place d’une **nouvelle variante de l’algorithme de colonies de fourmis multiobjectif** : dans cet algorithme nous avons modifié l’algorithme original de colonies afin de prendre en compte le caractère intermodal du réseau étudié et le caractère multiobjectif du problème. Ainsi, nous avons proposé une nouvelle définition des traces de phéromones et de la visibilité ; nous avons également défini de nouvelles règles de transition en fonction des besoins de notre problème. L’évaluation des solutions est réalisée en utilisant une stratégie Pareto par des tests de dominance et une méthode du gradient. Les résultats obtenus sont cohérents par rapport au modèle théorique défini et permettent d’offrir des solutions respectant les contraintes du problème.

Cependant, l’approche proposée dans le cadre de ces travaux présente des limites et des insuffisances sur certains points. En effet, la modélisation du système de transport n’intègre pas la localisation des plateformes multimodales ainsi que la gestion des marchandises dans celles-ci ; le cas de transport de marchandises de différents types et le cas où les marchandises ont des destinations différentes ne sont pas traités.

De plus, concernant l’algorithme et son fonctionnement, les résultats obtenus pour certaines préférences sont en très grand nombre (plus de 100 solutions) ; l’avantage dans ce cas est que toutes les solutions Pareto-optimales de l’espace de recherche sont proposées au décideur.

Cependant, le risque dans ce cas est que le décideur se sente « perdu » du fait du trop grand nombre de données à gérer et du grand nombre de paramètres à fixer ; si le décideur n'est pas un expert, le choix final peut se révéler très cornélien. D'autre part, dans le cas où on a plus de trois critères, la représentation du front de Pareto devient difficile et les tests de dominances sont moins précis, ce qui conduit à des solutions qui, bien que conformes aux critères fixés sont non-viables ou paraissent aberrantes.

Pour finir, les résultats obtenus pour certains critères tels que le risque d'accident manquent de précision (plusieurs solutions ayant un risque d'accident nul) ; cela est dû au manque de données sur certains arcs du réseau. Le manque de données précises sur la congestion n'a pas permis de vérifier la pertinence de la modélisation du dit problème.

Perspectives de recherche

Les limites relevées à l'issue de cette étude ouvrent des perspectives de recherche tant au niveau de la modélisation théorique des critères qu'au niveau du fonctionnement de l'algorithme proposé.

Le modèle : Une des perspectives d'amélioration serait de pouvoir modéliser et intégrer plus de critères dans le modèle, notamment les autres critères de la roue de l'impact (Figure 10) tels que les critères sociaux (satisfaction des parties prenantes, contribution au développement humain, les conditions de travail...) et la part d'occupation des eaux de surface et du sol. La modélisation des impacts sociaux nécessite des études réalisées avec des sociologues afin de déterminer des données statistiques qui serviront de base au modèle. Ces impacts pourraient être optimisés en utilisant des mesures qualitatives impliquant la logique floue (règles floues, pondération des critères avec AHP flou...). Une autre perspective est la prise en compte de la disponibilité des moyens de transport lors des transbordements et l'intégration d'un système utilisant des marchandises de différents types et ayant des destinations différentes.

Concernant le problème de transport, des données sont nécessaires pour tester la prise en compte de la congestion dans le modèle. Le modèle défini ici étant statique, nous pourrions intégrer dans le modèle la gestion en temps réel du problème à l'aide des données réelles du trafic pour avoir un système beaucoup plus dynamique. Cela permettrait par exemple de basculer d'un mode de transport vers un autre en cas d'aléas (embouteillages, accidents, catastrophes naturelles...) et d'envisager le ferroutage dans certains cas.

L'algorithme : Des perspectives pour améliorer l'algorithme proposé ici et les algorithmes de colonies de fourmis multiobjectifs de façon générale sont à prévoir.

Pour notre cas, nous constatons que lorsque l'on choisit certaines préférences, on obtient un trop grand nombre de solutions, rendant la tâche difficile au décideur pour choisir le résultat final. Une des alternatives proposées pour réduire ce nombre de solutions et de mettre en place un système expert afin de ne garder que les solutions les plus pertinentes. Une autre solution est la mise en place d'un système interactif permettant d'agir sur l'algorithme lui-même afin de privilégier certaines solutions par rapport à d'autres. Ce système aura pour objectif de permettre au décideur d'agir à priori ou à posteriori sur l'algorithme et notamment

sur les tests de dominance. Le décideur choisirait parmi les solutions appartenant au front de Pareto, les objectifs qu'il souhaite améliorer d'une part et d'autre part, il pourrait modifier les paramètres pour voir à chaque fois si les solutions obtenues sont meilleures ou non.

Afin de mieux filtrer les solutions, il serait intéressant de mettre en place une procédure de recherche locale afin d'améliorer le fonctionnement de l'algorithme, par exemple par la réduction de l'espace des solutions en fonction des solutions appartenant au front de Pareto ; dans ce cas, on fixerait une borne inférieure et une borne supérieure dans l'espace de recherche en fonction des meilleures solutions obtenues pour la préférence choisie.

La deuxième possibilité serait, de mettre en place une procédure d'amélioration locale semblable à celle présentée dans (Lacomme et *al.*, 2003) cette méthode s'est révélée, efficace pour les algorithmes génétiques ; elle consiste à améliorer les chemins trouvés par les fourmis en déplaçant les arêtes ou en les remplaçant par d'autres arêtes donnant de meilleurs résultats ; dans notre cas cette procédure serait à réadapter pour tenir compte du transport intermodal et du caractère multiobjectif du problème étudié. La troisième possibilité serait l'hybridation de l'algorithme avec un algorithme type « A* » ou « A star » en choisissant à chaque étape de la construction l'arc le plus proche possible du nœud destination.

Concernant les algorithmes de colonies de fourmis multiobjectifs, afin de diversifier l'espace de recherche et permettre aux fourmis d'évaluer plus d'alternatives, une approche permettant d'utiliser plusieurs colonies pourrait être envisagée. Dans ce cas, il faudrait partitionner le graphe en régions dans lesquelles les fourmis effectueraient les recherches afin de créer des sous-ensembles optimaux que l'on croiserait pour trouver des chemins optimaux.

Pour finir, l'algorithme présenté ici pourrait être comparé aux algorithmes existants afin d'en évaluer les performances. Cependant, la comparaison avec des algorithmes existants est difficile du fait de la particularité du problème et de l'inexistence de benchmarks pour des applications des algorithmes de colonies de fourmis aux problèmes de plus court chemin multiobjectif pour le transport intermodal ; nous avons ainsi défini une nouvelle classe de modèle, le modèle de plus court chemin multiobjectif multimodal utilisant les algorithmes de colonies de fourmis. Par ailleurs, des algorithmes à correction d'étiquettes tels que ceux proposés par Ziliaskopoulos (Ziliaskopoulos et Wardell, 2000) permettent d'optimiser deux objectifs dans un contexte de transport intermodal. Nous pourrions appliquer cet algorithme à notre modèle et comparer les résultats obtenus ainsi que leurs performances respectives. Toutefois, cela nécessiterait de réadapter notre modèle, la difficulté qui se pose est que pour ce type de modèles, il faut définir tous les chemins possibles dans notre graphe.

Bibliographie

A

ADEME, (2006), « Les transports de marchandises : Quels impacts ? Quelles actions ? »

Ahn K., Rakha H., (2008), “The effects of route choice decisions on vehicle energy consumption and emissions”, *Transportation Research Part D*, Vol.13, pp. 151–167.

Air France-KLM, (2006-2007), Rapport développement durable.

Alaya I., Solnon C., Ghedira K., (2007). “Ant Colony Optimization for Multi-Objective Optimization Problems”, *Proceedings of the 19th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence*, pp. 450-457.

Andersson H., Hoff A., Christiansen M., Hasle G., Løkketangen A., (2010). “Industrial aspects and literature survey: Combined inventory management and routing”, *Computers & Operations Research*, Vol.37, pp. 1515–1536.

Androutsopoulos K. N., Zografos K. G., (2008). “Solving the k-shortest path problem with time windows in a time varying network”, *Operations Research Letters*, Vol.36, pp.692-695.

Androutsopoulos K. N., Zografos K. G., (2009). “Solving the multi-criteria time-dependent routing and scheduling problem in a multimodal fixed scheduled network”, *European Journal of Operational Research*, Vol. 192, pp. 18–28.

Angus D., Woodward C., (2009). “Multiple objective ant colony optimization”, *Swarm Intelligence*, Vol. 3, N° 1, pp. 69-85.

B

Barán B., Schaerer M., (2003). “A multiobjective ant colony system for vehicle routing problem with time windows”, *In Proceedings of the 21st IASTED international conference on applied informatics*, pp. 97–102. Calgary: ACTA Press.

Bauer A., Bullnheimer B., Hartl R.F., Strauß C., (1999). “An Ant Colony Optimization Approach for the Single Machine Total Tardiness Problem”, *In CEC99: Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation*.

Beamon B. M., (1998). “Supply Chain Design and Analysis: Models and Methods”, *International Journal of Production Economics*, Vol. 55, No. 3, pp. 281-294.

Beamon B. M., (1999). “Designing the Green Supply Chain”, *Logistics Information Management*, Vol.12, N°4, pp. 332-342.

Beamon B. M., (2008). “Sustainability and the Future of Supply Chain Management”, *Operations and supply chain management*, Vol. 1, N° 1, pp. 4-18.

Bellman R.E., (1958). “On a routing problem”, *Quarterly of Applied Mathematics*, Vol. 16, pp. 87–90.

Bunse K., Vodicka M., Schönsleben P., Brühlhart M., Ernst F. O., (2011). “Integrating energy efficiency performance in production management e gap analysis between industrial needs and scientific literature”, *Journal of Cleaner Production*, Vol. 19, pp. 667-679.

C

Caramia M., Guerriero F., (2009). “A Heuristic approach to long-haul freight transportation with multiple objective functions”, *Omega*, Vol. 37, N°3, pp.600-614.

Caramia M., Dell’Olmo P., (2008). “Multi-objective Management in Freight Logistics : Increasing Capacity, Service Level and Safety with Optimization Algorithms” ISBN 978-1-84800-381-1, doi 10.1007/978-1-84800-382-8.

Cardoso P., Jesus M., Marquez A., (2003). MONACO – « Multi-Objective Network Optimisation Based on an ACO », Proc. X Encuentros de Geometria Computacional, Seville, Spain, June 16-17.

Carter C. R., Kale R., Grimm C. M., (2000). “Environmental purchasing and firm performance: an empirical investigation”, *Transportation Research Part E*, Vol. 36, pp. 219-228.

CEMT (2007), Transports et émissions de CO₂ : quels progrès ?, ISBN 92-821-2379-0.

Chang T., (2008). “Best routes selection in international intermodal networks”, *Computers & Operations Research*, Vol. 35, pp. 2877–2891.

Chen C., (2005). “Incorporating green purchasing into the frame of ISO 14000”, *Journal of Cleaner Production*, Vol.13, pp.927-933.

Climaco J.C.N., Martins E.Q.V., (1981). “On the determination of the nondominated paths in a multiobjective network problem”, Proceedings of V Symposium uber Operations Research, Koln, (1980), in *Methods in Operations Research*, Anton Hain, Königstein, Vol. 40, pp. 255-258.

Climaco J.C.N., Martins E.Q.V., (1982). “A bicriterion shortest path algorithm”, *European Journal of Operational Research*, Vol. 11, pp. 399–404.

Colvile R. N., Hutchinson E. J., Mindell J. S., Warren R. F., (2001). “The transport sector as a source of air pollution”, *Atmospheric Environment*, Vol. 35, N° 9, pp. 1537-1565.

Les dossiers de l'observatoire transports / Europe, Dossier n°7- Le transport intermodal en Europe, Conseil National des Transports, Juin 2005.

Coutinho-Rodrigues J.M., Climaco J.C.N., Current J.R., (1999). "An interactive bi objective shortest path approach: searching for unsupported non-dominated solutions", *Computers & Operations Research*, Vol. 26, pp.789-798.

Crainic T. G., Kim K. H., (2007). "Chapter 8. Intermodal Transportation Review Article", *Handbooks in Operations Research and Management Science*, Vol. 14, pp. 467-537.

Croom S., Romano P., Giannakis M., (2000). "Supply chain management: an analytical framework for critical literature review", *European Journal of Purchasing & Supply Management*, Vol.6, N°1, pp. 67-83.

Cruz J., Matsypura D., (2009). Supply chain networks with corporate social responsibility through integrated environmental decision-making. *International Journal of Production Research*, Vol. 47, N° 3, pp. 621– 648

Current J. R., Reville C. S., Cohon J. L., (1990). "An interactive approach to identify the best compromise solution for two objective shortest path problems", *Computers & Operations Research*, Vol. 17, N°2, pp. 197-198.

D

Daganzo C. F., (2005). "Logistics Systems Analysis", 4th ed., Springer-Verlag, ISBN-10: 0387540695.

Dijkstra E.W., (1959). "A note on two problems in connection with graphs", *Numerische Mathematik*, Vol. 1, pp. 269–271.

Doerner K., Gutjahr W.J., Hartl R.F., Strauss C., Stummer C., (2001¹). "Ant Colony Optimization in Multiobjective Portfolio Selection", *Proceedings of the 4th Metaheuristics International Conference*, Porto, pp.243-248.

Doerner K., Hartl R.F., Reimann M., (2001²). "Cooperative Ant Colonies for optimizing resource allocation in transportation", In E.J.W. Boers, J. Gottlieb, P.L. Lanzi, R.E. Smith, S. Cagnoni, E. Hart, G.R. Raidl, H. Tijink (eds.), *Applications of Evolutionary Computing: EvoWorkshops*, Berlin, pp. 70-79.

Doerner K., Hartl R.F., Teimann M., (2003). "Are COMPETants more competent for problem solving?-The case of full truckload transportation", *Central European Journal of Operations Research*, Vol. 2, pp. 115–141.

Doerner K., Gutjahr W. J., Hartl R. F., Strauss C., Stummer C., (2004). "Pareto Ant Colony Optimization: A metaheuristic approach to multiobjective portfolio selection", Kluwer Academic Publishers, *Annals of Operations Research*, Vol. 131, pp. 79–99.

Donati A.V., Montemanni R., Casagrande N., Rizzoli A. E., Gambardella L. M., (2008). “Time dependent vehicle routing problem with a multi ant colony system”, *European Journal of Operational Research*, Vol.185, pp. 1174–1191.

Dorigo M., Maniezzo V., Colorni A., (1991) “The Ant System: An Autocatalytic Optimizing Process”, Technical Report No. 91-016 Revised, Politecnico di Milano, Italy.

Dorigo M., Gambardella L., (1996). “A Study of some properties of Ant-Q” *In Proceedings of PPSN IV– Fourth International Conference on Parallel Problem Solving from Nature*, pp. 656–665.

Dorigo M., Maniezzo V., Colorni A., (1996). “The Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents”, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics–Part B*, Vol.26, No.1, pp.1-13.

Dorigo M., Gambardella L., (1997) Ant colony system: A cooperative learning approach to the travelling salesman problem, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol.1, N°1, pp.53–66.

Dorigo M., Blum C., (2005). “Ant colony optimization theory: A survey”, *Theoretical Computer Science*, Vol. 344, pp. 243 – 278.

Dorigo M., Krzysztof S., (2006). “An Introduction to Ant Colony Optimization”, *IRIDIA Technical Report Series*.

Dréo J., Pétrowski A., Siarry P., Taillard E., (2003). “Métaheuristiques pour l'optimisation difficile”. Editeur : Eyrolles.

Dullaert W., Maes B., Cernimmen B., Witlox F., (2005). “An evolutionary algorithm for order splitting with multiple transport alternatives”, *Expert Systems with Applications*, Vol. 28, pp.201-208.

Economic Commission for Europe (UN/ECE) terminologie en transports combinés, the European Conference of Ministers of Transport (ECMT) and the European Commission (EC) **UNITED NATIONS** New York and Geneva, 2001.
<http://www.internationaltransportforum.org/Home.html>

E

Ehrgott M., Gandibleux X., (2000). “A survey and annotated bibliography of multiobjective combinatorial optimization”, *Operation Research Spektrum*, Vol. 22, pp. 425–460.

Ehrgott M., Ruzika S., (2005). “Improved ε -Constraint Method for Multiobjective Programming”, *Journal of optimization theory and applications*, Vol. 138, N°3, pp. 375-396.

El korchi A., Millet D., (2011). “Designing a sustainable reverse logistics channel: the 18 generic structures framework”, *Journal of Cleaner Production*, Vol. 19, pp. 588–597.

F

Fija1 T., (2007). “An environmental assessment method for cleaner production technologies”, *Journal of Cleaner Production*, Vol. 15, pp. 914-919.

Flachsbart P. G., (1999). “Human exposure to carbon monoxide from mobile sources”, *Chemosphere - Global Change Science*, Vol. 1, N° 1-3, pp. 301-329.

Ford L.R, Fulkerson D.R, (1962). “Flows in networks”, Princeton, New Jersey, USA.

Forkenbrock D. J., (1999). “External costs of intercity truck freight transportation”, *Transportation Research Part A*, Vol.33, pp.505-526.

G

Gabrel V., Vanderpooten D., (2002). “Enumeration and interactive selection of efficient paths in a multiple criteria graph for scheduling an earth observing satellite”, *European Journal of Operational Research*, Vol.139, pp. 533–542.

Gagné C., Gravel M., Price W., (2001). “Scheduling a single machine with sequence dependent setup time using ant colony optimization”, Faculté des sciences de l’administration, Université Laval Québec (Québec) Canada, ISBN – 2-89524-123-6.

Gagné C., Gravel M., Price WL., (2004). “Optimisation multi-objectifs à l'aide d'un algorithme de colonie de fourmis”, *Information Systems and Operational Research (INFOR)*, Vol. 42, N° 1, pp. 23-42.

Gambardella L. M., Dorigo M., (1995). “Ant-Q: A Reinforcement Learning approach to the traveling salesman problem”, Université Libre De Bruxelles.

Gambardella L., Taillard E., Agazzi G., (1999). “MACS-VRPTW: A multiple ant colony system for vehicle routing problems with time windows”, in: D. Corne, M. Dorigo, F. Glover (Eds.), *New Ideas in Optimization*, McGraw-Hill, pp.73–76.

Gandibleux X., Beugnies F., Randriamasy S., (2006). “Martins’ algorithm revisited for multi-objective shortest path problems with a MaxMin cost function”, *A Quarterly Journal of Operations Research*, Vol. 4, No 1, pp. 47-59.

García-Martínez C., Cordon O., Herrera F., (2007). “A taxonomy and an empirical analysis of multiple objective ant colony optimization algorithms for the bi-criteria TSP”, *European Journal of Operational Research*, Vol. 180, pp. 116–148

Giannakis M., Louis M., (2011). "A multi-agent based framework for supply chain risk management", *Journal of Purchasing & Supply Management*, Vol. 17, pp. 23–31.

Gravel M., Price W. L., Gagné C., (2002). "Scheduling continuous casting of aluminum using a multiple objective ant colony optimization metaheuristic", *European Journal of Operational Research*, Vol. 1, pp. 218–229.

Guerriero F., Musmanno R., (2001). "Label Correcting Methods to Solve Multicriteria Shortest Path Problems", *Journal of Optimization Theory and Applications*: Vol.111, N°. 3, pp.589-613.

Guntsch M.G., Middendorf M., (2003). "Solving multi-criteria optimization problems with population-based ACO", *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 2632/2003, pp. 464-478.

H

Hansen, P., (1980). "Bicriterion Path Problems, Multiple-Criteria Decision Making: Theory and Applications", Edited by G. Fandel and T. Gal, Springer Verlag, Heidelberg, Germany, pp. 109–127.

Harris I., Naim M. and Mumford C., (2007). "A review of infrastructure modelling for Green Logistics", *Proceedings of the Logistics Research Network Annual Conference*, 5th - 7th September 2007, pp 694-699.

Harris I., Naim M., Palmer A., Potter A., Mumford C., (2011). "Assessing the impact of cost optimization based on infrastructure modelling on CO₂ emissions", *Int. J. Production Economics*, Vol. 131, pp. 313–321. doi:10.1016/j.ijpe.2010.03.005.

He F., Qi H., Fan Q., (2007). "An Evolutionary Algorithm for the Multi-objective Shortest Path Problem", *Advances in Intelligent Systems Research, International Conference on Intelligent Systems and Knowledge Engineering (ISKE 2007)*.

Heikkilä J, (2002). "From supply to demand chain management: efficiency and customer satisfaction", *Journal of Operations Management*, Vol.20, pp. 747–767.

Henig M., (1986). "The shortest path problem with two objective functions", *European Journal of Operational Research*, Vol. 25, pp. 281–291.

Hicks C., Heidrich O., McGovern T., Donnelly T., (2004). "A functional model of supply chains and waste", *Int. J. Production Economics*, Vol. 89, pp. 165–174.

Ho W., Xu X., Dey P. K., (2010). "Multi-criteria decision making approaches for supplier evaluation and selection: A literature review", *European Journal of Operational Research*, Vol. 202, pp.16–24.

Hsua C., Hsieh Y., (2007). "Routing, ship size, and sailing frequency decision-making for a maritime hub-and-spoke container network", *Mathematical and Computer Modelling*, Vol. 45, pp. 899–916.

Hugo A., Pistikopoulos E., (2005). "Environmentally conscious long-range planning and design of supply chain networks", *Journal of Cleaner Production*, Vol. 13, N° 15, pp. 1428-1448.

I-J

IFEU, (2002). Etude scientifique- Analyse comparative de la consommation d'énergie et des émissions de CO entre le transport routier et le transport combiné rail/route.

Iredi S., Merkle D., Middendorf M., (2001). "Bi-criterion optimization with multi colony ant algorithms", *Lecture Notes in Computer Science (LNCS)*, Vol. 1993/2001, pp. 359–372.

Janic M., (2007). "Modelling the full costs of an intermodal and road freight transport network", *Transportation Research Part D*, Vol. 12, pp. 33-44.

K

Kainumaa Y., Tawara N., (2006). "A multiple attribute utility theory approach to lean and green supply chain management", *International Journal of Production Economics*, Vol.101, pp.99–108.

Kara B.Y., Verter V., (2004). "Designing a road network for hazardous materials transportation", *Transportation Science*, Vol.38, N°2, pp. 188–196.

Karlsson R., Luttrupp C., (2006). "EcoDesign: what's happening? An overview of the subject area of EcoDesign and of the papers in this special issue", *Journal of Cleaner Production*, Vol. 14, pp. 1291 – 1298.

Khoo H. H., Bainbridge I., Spedding T.A., Taplin D.M., (2001). "Creating a green supply chain", *Greener Management International*, Vol. 35, pp. 71-88.

Klassen R., Johnson P.F., (2004). "The green supply chain". In Westbrook, R. & New, S. (Eds.). *Understanding Supply Chains - Concepts, Critiques and Futures*, pp. 229 -251.

Knörr W., Reuter C., (2005). "EcoTransIT: Ecological Transport Information Tool-Environmental Methodology and Data", Heidelberg, July 2005.

Kostreva M.M., Wiecek M.M., (1993). "Time dependency in multiple objective dynamic programming", *Journal of Mathematical Analysis and Applications*, Vol. 173, N° 1, pp. 289–307.

L

Lacomme P., Prins C., Sevaux M., (2003). “Algorithmes de graphes”, 2e édition, Eyrolles ISBN : 2-212-11385-4.

Lacomme P., Prins C., Tanguy A., (2003). “Optimisation par colonies de fourmis pour les tournées sur arcs”, 4^e Conférence Francophone de MODélisation et SIMulation, MOSIM’03 – du 23 au 25 avril 2003 - Toulouse (France).

Lee H. B., Cho N. W., Hong Y. S., (2010). “A hierarchical end-of-life decision model for determining the economic levels of remanufacturing and disassembly under environmental regulations”, *Journal of Cleaner Production*, Vol. 18, pp.1276-1283.

Levinson D.M., Gillen D., Kanafani D., (1998). “The social cost of intercity transportation: a review and comparison of air and highway”, *Transport Reviews*, Vol. 18, pp. 15-24.

Li S., Lin B., (2006). “Assessing information sharing and information quality in supply chain management”, *Decision Support Systems*, Vol. 42, pp.1641–1656.

Lindsey R., Verhoef E. T., (1999). “Congestion Modelling”, *Handbook in transport Vol.1*, Chapter 21.

López-Ibáñez M., (2004). *Multi-objective ant colony optimization*, Master’s thesis, Darmstadt University of Technology.

Lozano A., Storchi G., (2001). “Shortest viable path algorithm in multimodal networks”, *Transportation Research Part A*, Vol.35, pp.225-241.

Lozano A., Storchi G., (2002). “Shortest viable hyperpath in multimodal networks”, *Transportation Research Part B*, Vol. 36, pp. 853–874.

Luttropp C., Lagerstedt J., (2006) “EcoDesign and The Ten Golden Rules: generic advice for merging environmental aspects into product development”, *Journal of Cleaner Production*, Vol. 14, pp.1396 – 1408.

M

Mariano C.E., Morales E., (1999). “MOAQ: An Ant-Q algorithm for multiple objective optimization problems”, in: W. Banzhaf, J. Daida, A.E. Eiben, M.H. Garzon, V. Hnavar, M. Jakiela, R.E. Smith (Eds.), *Proc. of the Genetic and Evolutionary Computing Conference (GECCO 99)*, San Francisco, California, USA, July, pp. 894–901.

MARPOL 73/78, Convention internationale de 1973 pour la prévention de la pollution par les navires.

Martins E.Q.V., (1984). “On a multicriteria shortest path algorithm”, *European Journal of Research*, Vol.16, N° 2, pp.236-245.

Martins E.Q.V., Pascoal M.M.B., Dos Santos J.L.E., “The K Shortest path Problem”, June 1998.

Martins E.Q.V., Pascoal M.M.B., Dos Santos J.L.E., “Labelling algorithms for ranking shortest path”, October 1999.

Martins E., Santos J., (1999). “The labeling algorithm for the multiobjective shortest path problem”, *Departamento de Matematica, Universidade de Coimbra, Portugal, Tech. Rep. TR-99/005*.

McMullen P.R., (2001). “An ant colony optimization approach to addressing a JIT sequencing problem with multiple objectives”, *Artificial Intelligence in Engineering*, Vol. 15, N° 3, pp. 309-317.

Melo M.T., Nickel S., Saldanha-da-Gama F., (2009). “Facility location and supply chain management – A review”, *European Journal of Operational Research*, Vol.196, pp. 401–412.

Min H., Jayaraman V., Srivastava R., (1998). “Combined location-routing problems: a synthesis and future research directions”, *European Journal of Operational Research*, Vol.108, pp. 1–15.

Mitchell M., (1998) “An Introduction to Genetic Algorithms”, *First MIT Press paperback edition, Massachusetts Institute of Technology*, ISBN 0–262–13316–4 (HB), 0–262–63185–7 (PB).

Modesti P., Sciomachen A., (1998). “A utility measure for finding multiobjective shortest paths in urban multimodal transportation networks”, *European Journal of Operational Research*, Vol.111, pp.495-508.

Morais S., Mata T. M., Martins A. A., Pinto G. A., Costa C. A.V., (2010). “Simulation and life cycle assessment of process design alternatives for biodiesel production from waste vegetable oils”, *Journal of Cleaner Production*, Vol. 18, pp. 1251-1259.

N-O

Newell G.F., (1999). “Delays caused by a queue at a freeway exit ramp”, *Transportation Research Part B*, Vol. 33, pp.337-350.

Nguyen S., Pallottino S., (1986). “Hyperpaths and shortest hyperpaths”. In: *Simeone, B. (Ed.), Combinatorial Optimization. Lecture Notes in Mathematics*. Springer, Berlin, pp. 258–271.

OECD and the international transport forum, Transport outlook 2008 focusing on CO₂ emissions from road vehicles, *discussion paper N°2008-13*, May 2008.

Otsubo H., Rapoport A., “Vickrey’s model of traffic congestion discretized”, *Transportation Research Part B*, Vol.42, pp.873–889, 2008.

P

Pangilinan J.M. A., Janssens G. K., “Evolutionary Algorithms for the Multiobjective Shortest Path Problem”, *International Journal of Computer and Information Science and Engineering*, Vol.1, N°1, 2007.

Perotto E., Canziani R., Marchesi R., Butelli P., (2008). “Environmental performance, indicators and measurement uncertainty in EMS context: a case study”, *Journal of Cleaner Production*, Vol.16, pp. 517-530.

Piecyk M., McKinnon A., (2007). “Internalising the External Costs of Road Freight Transport in the UK”. Logistics Research Centre, School of Management and Languages. Heriot-Watt University, Edinburgh, UK, Obtained through the Internet: <http://www.greenlogistics.org>.

Piecyk M.I., McKinnon A.C., (2010). “Forecasting the carbon footprint of road freight transport in 2020”, *International Journal of Production Economics*, Vol.128, N° 1, pp. 31-42.

Pigou, A.C., (1920). “The Economics of Welfare”, Macmillan, London.

Q-R

Qu L., Chen Y.F., (2008). “A Hybrid MCDM Method for Route Selection of Multimodal Transportation Network”. In: Sun, F., Zhang, J., Tan, Y., Cao, J., Yu, W. (eds.): *Advances in Neural Networks*. Lecture Notes in Computer Science, Vol. 5263. Springer, Berlin / Heidelberg, pp.374-383.

Ricci A., Black I., (2005). “Measuring the Marginal Social Cost of Transport”, *Research in Transportation Economics*, Vol.14, pp. 245–285.

Rondinelli D., Berry M., (2000). “Multimodal Transportation, Logistics, and the Environment: Managing Interactions in a Global Economy”, *European Management Journal*, Vol. 18, pp.398–410.

S

El Saadany A.M.A., Jaber M.Y., (2010); “A production/remanufacture model with returns’ subassemblies managed differently”, *International Journal of Production Economics*, doi:10.1016/j.ijpe.2010.08.014.

Sarkis J., 2003. “A strategic decision framework for green supply chain management”, *Journal of Cleaner Production*, Vol.11, pp. 397–409.

Sarkis J., Zhu Q., Lai K., (2011). “An organizational theoretic review of green supply chain management literature”, *International Journal of Production Economics*, doi:10.1016/j.ijpe.2010.11.010.

Sawadogo M., Anciaux D., (2010). “Reducing the environmental impacts of intermodal transportation: a multi-criteria analysis based on ELECTRE and AHP methods”, *Proceedings of the 3rd International Conference on Information Systems, Logistics and Supply Chain Creating value through green supply chains ILS 2010 –Casablanca (Morocco)*, April 14-16.

Sawadogo M., Anciaux D., (2011). “Intermodal transportation within the green supply chain: an approach based on ELECTRE method”, *International Journal of Business Performance and Supply Chain Modeling*, Vol. 3, No. 1, pp.43–65.

Schreyer C., Schneider C., Maibach M., Rothengatter W., Doll C., (2005). “External Cost of Transport”, INFRAS.

Shannon C. E., (1948). “A mathematical theory of communication”, *Bell System Technical Journal*, vol. 27, pp. 379-423 et 623-656.

Shiftan Y., Kaplan S., Hakkert S., (2003). “Scenario building as a tool for planning a sustainable transportation system”, *Transportation Research Part D*, Vol. 8, pp. 323–342.

Skriver A.J.V., Andersen, K.A., (2000). “A label correcting approach for solving bicriterion shortest-path problems”, *Computers & Operations Research*, Vol. 27, pp. 507-524.

Spangenberg J. H., Fuad-Luke A., Blincoe K., (2010). “Design for Sustainability (DfS): the interface of sustainable production and consumption”, *Journal of Cleaner Production*, Vol. 18, pp. 1485-1493.

Srivastava S. K., (2007). “Green supply-chain management: A state-of-the-art literature review”, *International Journal of Management Reviews*, Vol. 9, N° 1, pp. 53–80.

Stützle T., Hoos H. H., (2000). “MAX – MIN Ant system”, *Future Generation Computer Systems*, Vol.16, N° 8, pp. 889–914.

T

T'Kindt V., Billaut J.C., (2005). “Multicriteria scheduling, theory, models and algorithms”, Springer- Verlag, Berlin, Heidelberg.

The Ashden Trust, *How Vehicle Pollution Affects Our Health*, (1994).

Toubol A., (2007). “Transport intermodal”, *Techniques de l'ingénieur*, AG8160, Date de publication : 10 avr. 2007.

Transport White Paper, (2006). Final Communication from the commission to the council and the European parliament: Keep Europe moving - Sustainable mobility for our continent. Mid-term review of the European Commission's 2001. June, 22th 2006, Brussels.

U-V-W

Ülengin F., Özgür K., Şule Ö., Ülengin B., Aktaş E., (2010). "A problem-structuring model for analyzing transportation–environment relationships", *European Journal of Operational Research* 200, pp. 844–859.

United States Environmental Protection Agency, Air and Radiation- Emission Facts, EPA420-F-99-040, November 1999.

Vincke P., (1974). "Problèmes Multicritères", *Cahiers du Centre d'Etudes de Recherche Opérationnelle*, Vol. 16, pp. 425–439.

Wang F., Lai X., Shi N., (2011). "A multi-objective optimization for green supply chain network design", *Decision Support Systems*, Vol. 51, pp. 262–269.

Y-Z

Yang H., Meng Q., (1998). "Departure time, route choice and congestion toll in a queuing network with elastic demand", *Transportation Research Part B*, Vol. 32, N^o. 4, pp. 247-260.

Young A., Kielkiewicz-Young G., (2001). "Sustainable supply network management", *Corporate Environmental Strategy*, Vol. 8, N^o 3, pp.260-268.

Zhang H.C., Kuo T.C., Lu H., Huang S.H., (1997). "Environmentally conscious design and manufacturing: a state-of-the-art survey", *Journal of Manufacturing Systems*, Vol. 16, pp. 352-371.

Ziliaskopoulos A., Wardell W., (2000). "An intermodal optimum path algorithm for multimodal networks with dynamic arc travel times and switching delays", *European Journal of Operational Research*, Vol. 125, pp.486-502.

Annexes

Annexe 1 : Les matrices de jugement- Poids des critères à l'aide de la méthode AHP

- *Jugement qualitatif : échelle de SAATY*

Intensités	Définition
1	également important
3	légèrement plus important
5	fortement plus important
7	très fortement plus important
9	absolument plus important
2, 4, 6, 8	valeurs intermédiaires
1.1 à 1.9	pour éléments proches

Figure 54. Échelle de 1 à 9 de Saaty

- *Les matrices de jugement pour chaque scénario*

Les matrices de jugements sont obtenues en effectuant une comparaison par paire des différents critères pour chaque niveau de la hiérarchie, en utilisant l'échelle de 1 à 9 de Saaty. Pour le scénario industriel, les critères coût et temps sont plus importants que les autres critères, tandis que pour le scénario écologique la priorité est donnée à la pollution et à la consommation d'énergie.

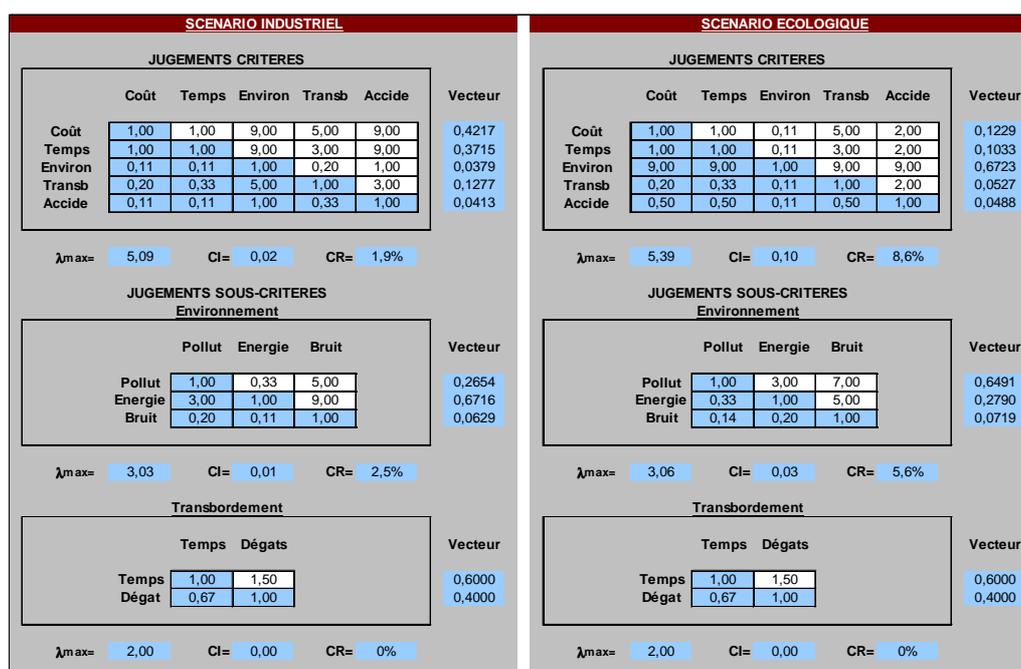


Figure 55. Matrices de jugement

JUGEMENTS GAZ POLLUANTS						
	CO2	NOx	SO2	NMHC	Dust	Vecteur
CO2	1,00	3,00	5,00	7,00	7,00	0,5140
NOx	0,33	1,00	3,00	5,00	5,00	0,2580
SO2	0,20	0,33	1,00	3,00	3,00	0,1223
NMHC	0,14	0,20	0,33	1,00	1,00	0,0529
Dust	0,14	0,20	0,33	1,00	1,00	0,0529
$\lambda_{max} =$		5,14	CI =	0,03	CR =	3,0%

Figure 56. Matrices de jugement pour les sous-critères de la pollution

Pour les différents polluants, les émissions de CO₂ ont un poids plus important que ceux des autres critères.

Annexe 2 : Exemples de front de Pareto pour les meilleures configurations de ρ pour Énergie/Bruit

La Figure 57 représente les fronts de Pareto obtenus pour des valeurs de $\rho=0,1$; $\rho=0,2$; $\rho=0,3$. L'analyse des résultats obtenus pour cette préférence montre que l'on a un équilibre intensification/diversification à partir de $\rho=0,2$ (Figure 58) et les fronts de Pareto obtenus pour des valeurs supérieures de ρ sont identiques à celui obtenu pour $\rho=0,2$. Pour notre étude, nous avons retenu la valeur de $\rho=0,2$.

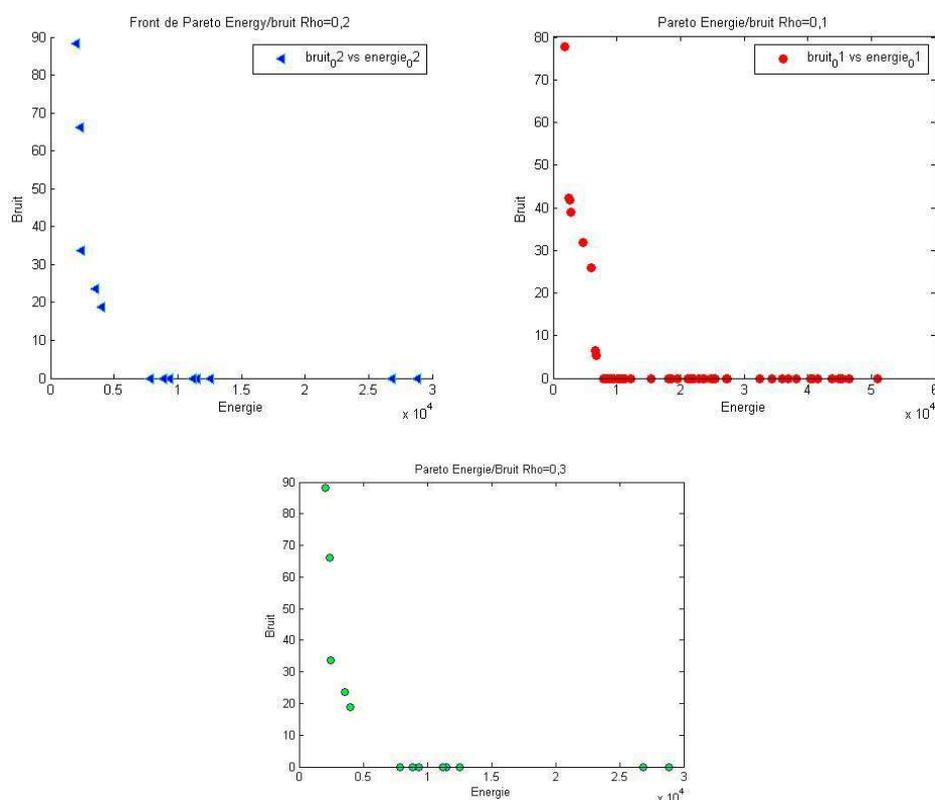


Figure 57 : Front de Pareto obtenus pour $\rho=0,1$; $\rho=0,2$; $\rho=0,3$

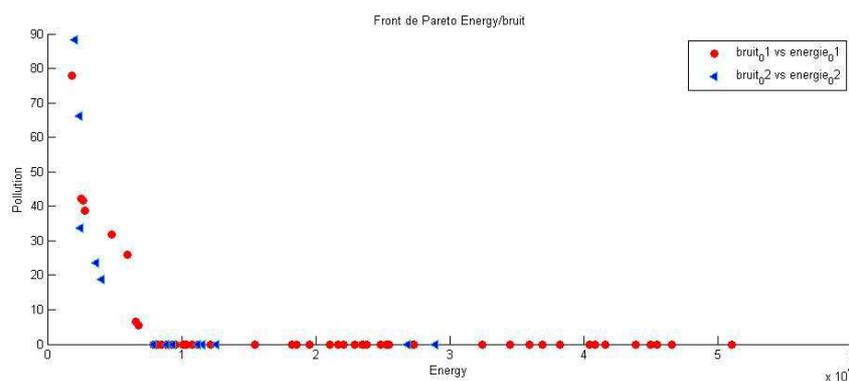


Figure 58. Exemples de front de Pareto pour les meilleures configurations de ρ pour Énergie/Bruit

Annexe 3 : Format de sortie des données et données comparatives Coût/temps avec et sans praticité

Les résultats ci-dessous représentent les solutions obtenues en appliquant la contrainte de praticité et sans la contrainte de praticité. On constate que pour un même itinéraire, l'ajout de cette contrainte augmente le coût de transport pour des itinéraires utilisant des modes de transport pénalisés tels que l'avion ; cela se vérifie aisément en comparant la **solution 2 avec praticité** et la **solution 3 sans praticité**. Pour les itinéraires utilisant le bateau par exemple, avec ou sans praticité, le coût de transport est le même, cela est dû au fait que ce mode transport n'est pas pénalisé (pénalité=1).

Les résultats présentés ici permettent également de voir le format de sortie des données du problème ; ainsi pour chaque itinéraire, on a les valeurs obtenues pour les différents critères, le temps mis par la fourmi pour trouver le chemin et l'itinéraire trouvé. Concernant le dernier point, l'heure d'arrivée souhaitée étant le 14/07/2010 08:45:00, l'heure de départ est déterminée en fonction de la succession de moyens de transport utilisée et des temps de transbordements. Ainsi le chemin de la solution 2 signifie :

Amsterdam Ferroviaire 14/07/2010 06:00:20 (**Départ de Amsterdam à 14/07/2010 06:00:20 en train vers Eindhoven**)

Eindhoven Aérien 14/07/2010 07:06:56 14/07/2010 07:15:56 (**Arrivée à Eindhoven le 14/07/2010 07:06:56 et départ de Eindhoven en avion à 14/07/2010 07:15:56**)

Barcelone 14/07/2010 08:45:00 (**Arrivée à Barcelone à la date prévue 14/07/2010 08:45:00**)

<i>Coût/Temps avec contrainte de praticité</i>	<i>Coût/Temps sans contrainte de praticité</i>
<p>Solution 1</p> <p>Bruit 0 Consommation d'Énergie 7796,6 Quantité de polluants 358 Risque d'accident 0 Cout 42838 Dégâts 0 Temps 5943</p> <p><i>Temps mis par la fourmi 0,0130008</i></p> <p>Amsterdam bateau 10/07/2010 05:42:00 Barcelone 14/07/2010 08:45:00</p>	<p>Solution 1</p> <p>Bruit 0 Consommation d'Énergie 7796,6 Quantité de polluants 358 Risque d'accident 0 Cout 42838 Dégât 0 Temps 5943</p> <p><i>Temps mis par la fourmi 0,034002</i></p> <p>Amsterdam bateau 10/07/2010 05:42:00 Barcelone 14/07/2010 08:45:00</p>
<p>Solution 2</p> <p>Bruit 74 Consommation d'Energie 29320,71 Quantite de polluants 2350 Risque d'accident 0 Cout 97725 Dégât 8 Temps 164,65715</p> <p><i>Temps mis par la fourmi 0,0770044</i></p> <p>Amsterdam train 14/07/2010 06:00:20 Eindhoven avion 14/07/2010 07:06:56 14/07/2010 07:15:56 Barcelone 14/07/2010 08:45:00</p>	<p>Solution 2</p> <p>Bruit 46 Consommation d'Énergie 32251,08 Quantité de polluants 2760 Risque d'accident 0 Cout 103237 Dégât 0 Temps 108,4285666666667</p> <p><i>Temps mis par la fourmi 0,1100063</i></p> <p>Amsterdam avion 14/07/2010 06:56:34 Lyon avion 14/07/2010 07:59:34 14/07/2010 07:59:34 Barcelone 14/07/2010 08:45:00</p>
<p>Solution 3</p> <p>Bruit 48 Consommation d'Énergie 25301,07 Quantité de polluants 2059 Risque d'accident 0 Cout 97122 Dégât 6 Temps 252,94285</p> <p><i>Temps mis par la fourmi 0,0630036</i></p> <p>Amsterdam avion 14/07/2010 04:32:03 Montpellier train 14/07/2010 05:55:48 14/07/2010 06:05:48 Barcelone 14/07/2010 08:45:00</p>	<p>Solution 3</p> <p>Bruit 74 Consommation d'Énergie 29320,71 Quantité de polluants 2350 Risque d'accident 0 Cout 85522 Dégât 8 Temps 164,65715</p> <p><i>Temps mis par la fourmi 0,0660038</i></p> <p>Amsterdam train 14/07/2010 06:00:20 Eindhoven avion 14/07/2010 07:06:56 14/07/2010 07:15:56 Barcelone 14/07/2010 08:45:00</p>

Coût/Temps avec contrainte de praticité**Solution 4**

Bruit 97
Consommation d'Énergie 32123,6
Quantité de polluants 2751
Risque d'accident 0
Cout 125924
Dégât 0
Temps 108

Temps mis par la fourmi 0,0790045

Amsterdam avion 14/07/2010 06:57:00

Lille avion 14/07/2010 07:16:42 14/07/2010 07:16:42

Barcelone 14/07/2010 08:45:00

Annexe 4 : Les publications acceptées et actes de conférences

Revue

Sawadogo, M. and Anciaux, D. (2011) 'Intermodal transportation within the green supply chain: an approach based on ELECTRE method', *Int. J. Business Performance and Supply Chain Modelling*, Vol. 3, No. 1, pp.43–65.

Sawadogo, M. and Anciaux, D. "Sustainable supply chain by intermodal itinerary planning: a multiobjective ant colony approach", *Int. J. Agile Systems and Management*, **Accepted manuscript**.

Conférences nationales et internationales

Sawadogo, M. and Anciaux, D. (2009). "Intermodal transportation within the green supply chain: An approach based on the ELECTRE method", *Computers & Industrial Engineering (CIE)*. International Conference on Industrial Engineering, 6-9 July 2009, p.839 – 844.

Marie SAWADOGO, Didier ANCIAUX, Transport intermodal au sein de la chaîne logistique verte : approche comparative AHP et ELECTRE, 6ème Conférence Internationale « Conception et Production Intégrées », CPI'2009, 19-21 octobre 2009 à Fès (Maroc).

D. ANCIAUX, M. SAWADOGO. Intermodal transport within the green supply chains: an approach based on AHP method, *Conférence Internationale du Génie Industriel, (CIGI09)*, Tarbes, Juin 2009, France.

Marie SAWADOGO, Didier ANCIAUX, "Reducing the environmental impacts of intermodal transportation: a multi-criteria analysis based on ELECTRE and AHP methods", *Proceedings of the 3rd International Conference on Information Systems, Logistics and Supply Chain Creating value through green supply chains ILS 2010 – Casablanca (Morocco)*, April 14-16.

Sawadogo, M. and Anciaux, D. "Modèle de plus court chemin multiobjectif pour le transport intermodal au sein de la chaîne logistique verte", *Proceedings of the 8th ENIM IFAC International Conference of Modeling and Simulation - MOSIM'10 - 10 au 12 mai 2010 - Hammamet – Tunisie*, Lavoisier ISBN : 978-2-7430-1330-1, pp. 392-401.

Sawadogo, M. and Anciaux, D. « *Optimisation multiobjectif par colonies de fourmis pour le transport intermodal au sein de la chaîne logistique verte* », 12e congrès annuel de la ROADEF - Saint-Etienne - 2 au 4 Mars 2011 Volume I - Page 215.

Sawadogo, M. and Anciaux, D. « *Réduction des impacts environnementaux et sociétaux du transport intermodal par le choix de chemins et de mode de transport* », 12e congrès annuel de la ROADEF - Saint-Etienne - 2 au 4 Mars 2011 Volume I - Page 229.

Sawadogo, M. and Anciaux, D. « *Aide au choix d'un chemin intermodal au sein de la chaîne logistique verte par la méthode AHP* », 12e congrès annuel de la ROADEF - Saint-Etienne - 2 au 4 Mars 2011 Volume II - Page 717.

Sawadogo, M, Anciaux, D., Roy D. *Sustainable Intermodal Freight by route choice with practicality constraints*, Association for European Transport and contributors 2011, European Transport Conference, 10 -12 October 2011, Glasgow, Scotland, UK.

Marie SAWADOGO, Didier ANCIAUX, Approche comparative AHP et algorithme de colonies de fourmis (ACO) pour la gestion durable de la chaîne logistique, 7ème Conférence Internationale « Conception et Production Intégrées », CPI'2011, 19-21 octobre 2011 à Oujda (Maroc).