



HAL
open science

Une approche d'optimisation basée sur la simulation pour la conception des chaînes logistiques : applications dans les industries automobile et textile

Hongwei Ding

► **To cite this version:**

Hongwei Ding. Une approche d'optimisation basée sur la simulation pour la conception des chaînes logistiques : applications dans les industries automobile et textile. Gestion et management. Université Paul Verlaine - Metz, 2004. Français. NNT : 2004METZ014S . tel-01775954

HAL Id: tel-01775954

<https://hal.univ-lorraine.fr/tel-01775954v1>

Submitted on 24 Apr 2018

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

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



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>

PPN 086 25 85 32

N° ordre :

2004 04 15

S / M 2 04 / 14

THÈSE

Présentée à

L'UNIVERSITE DE METZ

UFR Mathématiques, Informatique, Mécanique

pour obtenir le titre de

DOCTEUR EN SCIENCES

Spécialité
AUTOMATIQUE

par

Hongwei DING

Sujet de la thèse :

**Une approche d'optimisation basée sur la simulation
pour la conception des chaînes logistiques :
Applications dans les industries automobile et textile**

Soutenue le 28 octobre 2004 devant le jury composé de :

Rapporteurs :	Gérard BEL Enver YÜCESAN	Maître de Recherche HDR au ONERA, Toulouse Professeur à l'INSEAD, Fontainebleau
Examineurs :	Alexandre DOLGUI André THOMAS	Professeur à l'Ecole des Mines de Saint Etienne Maître de Conférence HDR à l'ENSTIB/UHP, Nancy
Membre invité :	Julien E. MASCOLO	Project Manager, Centre de recherche de FIAT, Italie
Directeur de thèse :	Xiaolan XIE	Directeur de recherche à l'INRIA
Co-directeur de thèse :	Lyes BENYOUCEF	Chargé de recherche à l'INRIA

Remerciements

J'exprime toute ma gratitude et mes vifs remerciements à mes deux directeurs de thèse M. Xiaolan XIE (directeur de recherche à l'INRIA) et Lyès BENYOUCEF (chargé de recherche à l'INRIA), pour leurs soutiens, encouragements, confiance et disponibilités retrouvés dans ces trois années de recherche. Je garderai un souvenir inoubliable.

Je tiens à remercier les membres du jury pour l'honneur qu'ils m'ont fait de juger cette thèse et pour leurs conseils en vue d'améliorer la qualité de ce travail de recherche.

M. Gérard BEL, Maître de Recherche HDR au ONERA ;

M. Enver YÜCESAN, Professeur à l'INSEAD ;

M. Alexandre DOLGUI, Professeur à l'Ecole des Mines de Saint Etienne ;

M. André THOMAS, Maître de Conférence HDR à l'ENSTIB/UHP ;

M. Julien E. MASCOLO, Project Manager au Centre de recherche de FIAT.

Mes travaux de recherche ont été réalisés au sein de l'équipe MACSI de l'INRIA Lorraine. Je remercie tous les membres de l'équipe MACSI, en particulier sa responsable Mademoiselle Marie-Claude Portmann, pour ses judicieux conseils et sa gentillesse. Mes remerciements vont aussi à Christel et Cathy pour leur disponibilité.

Un grand merci à mes chers amis Jie, Tao, Zhiquan, Bettina, Brigitte, Qiang, Mei, Jean-Claude, Heng, Iyad, Guy, Hong, Weiming et Shuangqing pour leur aide précieuse.

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

*À mes parents,
à ma femme Xiaoyu,
à mes sœurs Hongbo et Xiaoli
et à tous ceux que j'aime.*

Table des matières

Introduction générale.....	1
Chapitre 1 Conception et pilotage des chaînes logistiques.....	3
1.1. Contexte.....	4
1.2. Quelques problématiques dans l'étude des chaînes logistiques	6
1.2.1. Impacts et interactions entre les décisions stratégiques, tactiques et opérationnelles.....	6
1.2.2. Incertitudes tout au long d'une chaîne logistique.....	8
1.2.3. Nécessité de passer de l'optimisation monocritère à l'optimisation multicritères.....	8
1.3. Projet Européen ONE (Optimization methodology for Networked Enterprises)	9
1.3.1. Consortium du projet.....	9
1.3.2. Motivations et objectifs	10
1.3.3. Approche et outil développés	10
1.3.4. Deux applications industrielles	13
1.4. Conclusions	14
Chapitre 2 Etat de l'art	15
2.1. Problème de conception des chaînes logistiques.....	16
2.2. Modèles et approches pour le choix de fournisseurs.....	19
2.2.1. Critères de choix des fournisseurs.....	20
2.2.2. Méthodes existantes	21
2.3. Modèles de programmation mathématique pour la conception de chaînes logistiques.....	22
2.3.1. Modèles de référence.....	22
2.3.2. Localisation des sites d'une chaîne logistique	26
2.3.3. Localisation des sites et gestion de stock	28
2.4. Modèles de simulation pour l'évaluation des chaînes logistiques	29
2.4.1. Modèles généraux de simulation des chaînes logistiques	29
2.4.2. Analyses des chaînes logistiques par simulation.....	31
2.5. Couplage simulation et optimisation pour la conception des chaînes logistiques.....	32
2.6. Conclusions	35
Chapitre 3 Un cadre général pour la modélisation et la simulation des chaînes logistiques.....	37
3.1. Pourquoi la simulation d'une chaîne logistique ?	38
3.2. Modélisation orientée objet des chaînes logistiques	39
3.3. Un environnement pour la simulation par événements discrets des chaînes logistiques.....	40
3.4. Classes de base des chaînes logistiques	42
3.4.1. Fournisseur	44
3.4.2. Usine.....	46
3.4.3. Centre de distribution	48
3.4.4. Client	49

3.4.5.	Connexion de transport	50
3.4.6.	Liaison d'information.....	50
3.4.7.	Entreprise.....	51
3.5.	Règles de pilotage des chaînes logistiques.....	52
3.5.1.	Prise de décision dans une chaîne logistique.....	52
3.5.2.	Règles globales.....	53
3.5.2.1.	Planification du service client 'qui serve qui ?'	54
3.5.2.2.	Affectation des approvisionnements internes.....	54
3.5.2.3.	Affectation des approvisionnements externes	55
3.5.2.4.	Choix des connexions de transport utilisées.....	56
3.5.3.	Règles locales	57
3.5.3.1.	Ordonnancement des ordres de fabrication et livraison	57
3.5.3.2.	Politique de gestion de stock	57
3.5.3.3.	Règles de chargement des moyens de transport.....	58
3.5.3.4.	Règles de départ des moyens de transport.....	58
3.6.	Indicateurs de performances d'une chaîne logistique	59
3.6.1.	Indicateurs financiers	59
3.6.2.	Indicateurs logistiques	60
3.7.	Conclusions	61
Chapitre 4	Conception optimale des chaînes logistiques à l'aide de la simulation.....	63
4.1.	Description du problème étudié	64
4.2.	Approche proposée.....	65
4.2.1.	Structure générale.....	65
4.2.2.	Pseudo algorithme	67
4.2.3.	Données et initialisation	68
4.2.4.	Prise de décision finale en fonction des résultats de l'optimisation.....	68
4.3.	Algorithmes génétiques multicritères.....	70
4.3.1.	Principes de base des algorithmes génétiques	70
4.3.1.1.	Codage.....	72
4.3.1.2.	Sélection	73
4.3.1.3.	Croisement.....	74
4.3.1.4.	Mutation	74
4.3.2.	Caractéristiques des algorithmes génétiques.....	75
4.3.3.	Optimisation multicritères.....	76
4.3.3.1.	Des méthodes classiques	77
4.3.3.2.	Optimalité au sens de Pareto	78
4.3.4.	Principaux algorithmes génétiques multicritères	79
4.4.	Algorithme génétique implémenté	82
4.4.1.	Codage.....	83
4.4.2.	Procédure de vérification et de réparation.....	85
4.4.3.	Opérations et opérateurs génétiques adoptés.....	87
4.4.3.1.	Pseudo algorithme du MOGA implémenté	88
4.4.3.2.	Méthode de classement	89
4.4.3.3.	Opérateur 'crowd-comparison'	90
4.4.3.4.	Sélection élitiste	92
4.5.	Conclusions	93
Chapitre 5	Deux applications industrielles.....	95
5.1.	Conception d'un réseau de production et de distribution en industrie	

automobile	96
5.1.1. Stratégies Make-to-Stock et Make-to-Order	96
5.1.2. Présentation du problème	98
5.1.3. Analyse par scénarios	99
5.1.3.1. Modèles de simulation.....	99
5.1.3.2. Analyse des scénarios.....	100
5.1.4. Analyse en utilisant l'optimisation via simulation.....	102
5.1.4.1. Définition du problème	102
5.1.4.2. Modèle de simulation	103
5.1.4.3. Modèle d'optimisation	105
5.1.4.4. Analyse des résultats	106
5.2. Choix de fournisseurs en industrie textile	109
5.2.1. Présentation du problème et objectifs	109
5.2.2. Modèle de simulation	111
5.2.3. Modèle d'optimisation	113
5.2.4. Expériences numériques et analyses	114
5.2.5. Vérification de l'approche.....	118
5.2.5.1. Vérification par comparaison	118
5.2.5.2. Comparaison par rapport à la recherche exhaustive.....	120
5.3. Conclusions	121
Conclusions et perspectives	123
Bibliographie.....	125

Liste des figures

Fig. 1.1.	Représentation d'une chaîne logistique.....	5
Fig. 1.2.	Traitement séquentiel des différents types de décisions.....	7
Fig. 1.3.	Traitement simultané des différentes décisions.....	8
Fig. 1.4.	Principales étapes logiques de l'outil ONE.....	11
Fig. 1.5.	Architecture de l'outil ONE.....	11
Fig. 1.6.	Principale interface de l'outil ONE.....	12
Fig. 1.7.	Dialogues fournis par l'outil ONE.....	12
Fig. 1.8.	Structure du réseau de production et de distribution à optimiser proposé par FIAT.....	13
Fig. 1.9.	Les quatre fournisseurs potentiels de HI-TEC.....	14
Fig. 2.1.	Un exemple d'une chaîne logistique représentative.....	23
Fig. 2.2.	Configuration de la chaîne étudiée dans [Pirkul et Jayaraman 1996].....	24
Fig. 3.1.	Présentation des quatre classes fondamentales ainsi que les relations entre elles.....	41
Fig. 3.2.	Représentation de la période de réchauffement.....	42
Fig. 3.3.	Terminologie des classes de basse utilisées.....	43
Fig. 3.4.	Composition d'un modèle d'une chaîne logistique.....	44
Fig. 3.5.	Modèle d'une ligne de production.....	46
Fig. 3.6.	Différents événements observés lors du traitement d'un ordre de fabrication.....	47
Fig. 4.1.	Optimisation basée sur la simulation.....	66
Fig. 4.2.	Croisement en un point.....	74
Fig. 4.3.	Mutation par permutation de trois locus.....	75
Fig. 4.4.	Frontière Pareto.....	79
Fig. 4.5.	Composition du chromosome utilisé.....	83
Fig. 4.6.	Un exemple d'une chaîne logistique.....	86
Fig. 4.7.	Procédure de vérification et réparation du chromosome.....	87
Fig. 4.8.	Procédure de classement utilisée dans NSGA-II.....	90
Fig. 4.9.	Calcul de la distance 'crowding' de la $i^{\text{ième}}$ solution.....	91
Fig. 4.10.	Pseudo algorithme de calcul de la distance 'crowding'.....	91
Fig. 4.11.	Procédure de sélection élitiste utilisée dans NSGA-II.....	92
Fig. 5.1.	Configuration actuelle du réseau dite décentralisée (DDN).....	98
Fig. 5.2.	Configuration alternative du réseau dite centralisée (CDN).....	99
Fig. 5.3.	Comparaison des temps de réponse moyen à une demande client.....	101
Fig. 5.4.	Comparaison des niveaux de stocks moyens.....	102
Fig. 5.5.	Nouveau modèle du réseau de production et de distribution.....	103
Fig. 5.6.	Composition du chromosome utilisé.....	106
Fig. 5.7.	Solutions optimales au sens de Pareto jusqu'à présent.....	107
Fig. 5.8.	Configuration actuelle de la chaîne étudiée.....	109
Fig. 5.9.	Configuration complète de la chaîne étudiée.....	110
Fig. 5.10.	Composition du chromosome utilisé.....	113
Fig. 5.11.	Configuration d'une solution candidate.....	114
Fig. 5.12.	Procédures de l'approche d'optimisation adoptée.....	115
Fig. 5.13.	Frontière des solutions optimales au sens de Pareto jusqu'à présent.....	117
Fig. 5.14.	Solutions avec un pourcentage des demandes satisfaites sans attente entre 97% et 100%.....	119

Fig. 5.15. Solutions avec un pourcentage des demandes satisfaites sans attente entre 80% et 97%	120
Fig. 5.16. Comparaison de la frontière Pareto réelle avec les résultats obtenus par notre approche	121

Liste des tableaux

Tableau 5.1.	Listes des solutions optimales au sens de Pareto	108
Tableau 5.2.	Caractéristiques des fournisseurs candidats	116
Tableau 5.3.	Caractéristiques des connexions de transport.....	116
Tableau 5.4.	Solutions optimales au sens de Pareto.....	118

Introduction générale

Cette thèse s'inscrit dans le cadre du projet Européen ONE (Optimization methodology for Networked Enterprises, Project No. GRD1-2000-25710), financé par la commission européenne. L'objectif de ce projet est de proposer une méthodologie pour l'optimisation et la simulation des chaînes logistiques ainsi que le développement d'un logiciel supportant cette méthodologie. A travers ONE, l'objectif principal de cette thèse est le développement des méthodes d'évaluation de performances et des algorithmes d'optimisation pour la conception des chaînes logistiques ainsi que la validation des méthodes proposées sur des cas d'étude proposés par les partenaires industriels du secteur automobile (FIAT) et du secteur textile (HI-TEC).

Plus précisément, nous proposons une approche d'optimisation multicritères basée sur la simulation pour la conception optimale des chaînes logistiques dans un contexte dynamique et incertain. Cette approche comprend un module d'optimisation basé sur des algorithmes génétiques multicritères et un module de simulation permettant l'évaluation de la chaîne étudiée au cours de l'optimisation. L'optimisation concerne à la fois la configuration de la chaîne logistique et le système de pilotage caractérisé par les règles de pilotage et leurs paramètres de contrôle pour la prise de décision durant la simulation. L'algorithme génétique explore les solutions candidates intéressantes (configuration de la chaîne + règles de pilotage de la chaîne) dont les performances sont évaluées par le simulateur. Dès réception d'une solution candidate, le simulateur génère automatiquement le modèle de simulation correspondant et évalue un ensemble d'indicateurs de performances tels que les coûts, les délais et la consommation moyenne en fuel. En tenant compte des résultats fournis par le simulateur, une évaluation globale en terme de fitness est associée à cette solution candidate. Toutes les solutions candidates, proposées par le module d'optimisation, seront évaluées au fil de l'eau par le simulateur. Le MOGA, utilisé dans le module d'optimisation, a pour objectif de guider la recherche (dans un espace de solutions possibles) vers une solution proche de l'optimum. La paramétrisation du module de simulation prend en compte les incertitudes liées à la demande, à la production, au stockage et à la distribution. Le présent manuscrit est organisé en cinq chapitres comme suite.

Le Chapitre 1 commence par une analyse des difficultés rencontrées par les industriels lors de la conception et le pilotage des chaînes logistiques. Nous insistons sur certaines problématiques liées aux interactions entre les différents niveaux décisionnels, la nécessité de prendre en compte les incertitudes rencontrées tout au long de la chaîne et l'importance

de passer d'une optimisation monocritère axée sur le coût à une optimisation multicritère en introduisant le niveau de service client. Une brève présentation du projet Européen ONE ainsi que deux cas d'étude sont données.

Le Chapitre 2 est dédié à la présentation d'un état de l'art sur le problème de conception des chaînes logistiques. Plus précisément, nous nous intéressons aux problèmes i) du choix de fournisseurs et ii) de conception des réseaux de production et de distribution. Différentes techniques de résolution développées par le passé sont rapportées et critiquées.

Le Chapitre 3 introduit un cadre général pour la modélisation et la simulation des chaînes logistiques. Dans l'ordre, nous présentons i) un environnement de simulation des systèmes à événements discrets ; ii) les différentes classes/composants de base utilisés dans notre approche de modélisation ; iii) les règles de pilotage développées pour la prise de décisions lors de la simulation et iv) les définitions des indicateurs de performance importants de la chaîne.

La description de l'approche d'optimisation basée sur la simulation, développée dans le cadre de cette thèse pour traiter les problèmes de conception des chaînes logistiques, est donnée dans le Chapitre 4. Nous présentons d'une manière formelle le problème étudié et l'approche d'optimisation proposée dans cette thèse. Les aspects importants relatifs aux algorithmes génétiques et à l'optimisation multicritères sont rappelés. Enfin, une description plus détaillée de l'algorithme génétique multicritères implémenté est présentée.

La validation de l'approche développée dans le cadre de cette thèse fait l'objet du Chapitre 5. Deux cas d'études, proposés par deux partenaires du projet ONE de l'industrie automobile et textile, sont présentés. L'objectif du premier cas d'étude est de reconfigurer un réseau de production et de distribution en industrie automobile. Le deuxième cas d'étude est dédié au problème de choix des fournisseurs dans un environnement dynamique et stochastique. L'objectif est de déterminer la meilleure sélection des fournisseurs ainsi que les paramètres de contrôle liés au pilotage de la chaîne.

Nous terminons par quelques remarques et perspectives pour des travaux de recherche futurs sur le problème.

Chapitre 1

Conception et pilotage des chaînes logistiques

L'objectif de ce chapitre est de présenter quelques difficultés rencontrées par les industriels lors de la conception et le pilotage des chaînes logistiques, en particulier les interactions entre les différents niveaux décisionnels (stratégique, tactique et opérationnel), la nécessité de prendre en compte les incertitudes et la dynamique rencontrées tout au long de la chaîne et l'importance de passer d'une optimisation monocritère axée sur le coût à une optimisation multicritère en introduisant le niveau de service client. Nous présentons ensuite brièvement le projet Européen ONE, projet dédié au développement de méthodologies d'optimisation des chaînes logistiques, dans lequel s'inscrit cette thèse.

1.1. Contexte

Dans un contexte économique instable, sous la pression de la globalisation, d'une concurrence croissante, des cycles de vie toujours plus courts des produits et des technologies utilisées et de la complexité croissante des différents systèmes (manufacturiers, informatiques, financiers, etc.), nombreuses sont les entreprises à la recherche de nouvelles formes d'organisation et d'alliance afin de conserver un avantage concurrentiel. Les organisations, qui par le passé se sont senties protégées de la concurrence étrangère à bas prix, constatent maintenant qu'elles doivent non seulement créer de la valeur pour leurs clients, mais garantir des prix inférieurs à ceux proposés par les concurrents sur le marché. Fournir le produit et le service désiré par le client rapidement, moins cher et plus performant que celui proposé dans le marché est de nos jours le souci majeur de chaque entreprise opérant à l'échelle locale et/ou internationale.

Le monde d'hier est caractérisé par des produits standards, des produits de masse, pour une demande du marché généralement prévisible. De nos jours, la situation se situe quasiment à l'opposé. En effet, les clients, plus exigeants, imposent des solutions sur mesure (variété élevée), des demandes incertaines, en petites quantités et avec un degré d'incertitude toujours plus important. Ainsi, un client peut, à tout moment, changer ou annuler sa commande, même si les produits sont en cours de livraison. Comme le constatent les praticiens, la concurrence dans un futur proche ne sera pas entre différentes entreprises mais entre différentes chaînes logistiques 'Supply Chain' [Christopher 1992].

Généralement, une chaîne logistique inclut la transformation et le transport des produits, de la forme de matières premières et composants, passant par les différentes phases de production, d'assemblage, de stock et de distribution, jusqu'à l'obtention des produits finis par les clients. En plus des flux de matières, une chaîne logistique compte deux autres flux respectivement d'informations et financiers. Chaque étape de transformation ou de distribution des produits peut impliquer des entrées venant de plusieurs fournisseurs et des sorties allant vers plusieurs clients intermédiaires, avec également des différents flux d'informations. Une chaîne logistique est dite 'globale' si ses sites sont localisés dans différents pays. Dans ce cas, des aspects relatifs à l'importation et l'exportation comme les taux de change, les taxes douanières, les assurances, les législations doivent être pris en compte. Un exemple d'une chaîne logistique globale est illustré par la figure Fig. 1.1.

L'intérêt accordé à la notion de chaîne logistique résulte d'une vision globale de l'entreprise. Les études montrent que les gains potentiels par une entreprise qui s'intéresse uniquement à sa gestion interne sont très limités si on les compare aux gains potentiels sur toute la chaîne logistique. D'où l'intérêt de dépasser les frontières de l'entreprise et intégrer

tous les partenaires (fournisseurs, centres de distribution, etc.), de manière à ce que les produits demandés soient fabriqués, avec la qualité exigée, et distribués aux bons clients, aux bons moments, en profitant de la synergie des partenaires à travers une gestion globale de la chaîne.

De nombreux cas industriels attestent des bénéfices qu'une entreprise peut tirer lorsqu'elle adopte une vision globale de ses activités. A titre d'exemple, la réorganisation du réseau de production et de distribution de la société Digital Equipment Corporation lui a permis de réaliser des économies considérables de l'ordre de 100 millions de dollars selon [Arntzen *et al.* 1995]. De même, Hewlett Packard (HP) a réduit ses coûts d'approvisionnement de 25% en cherchant une meilleure optimisation de la localisation de ses stocks à travers le monde [Lee *et al.* 1993].

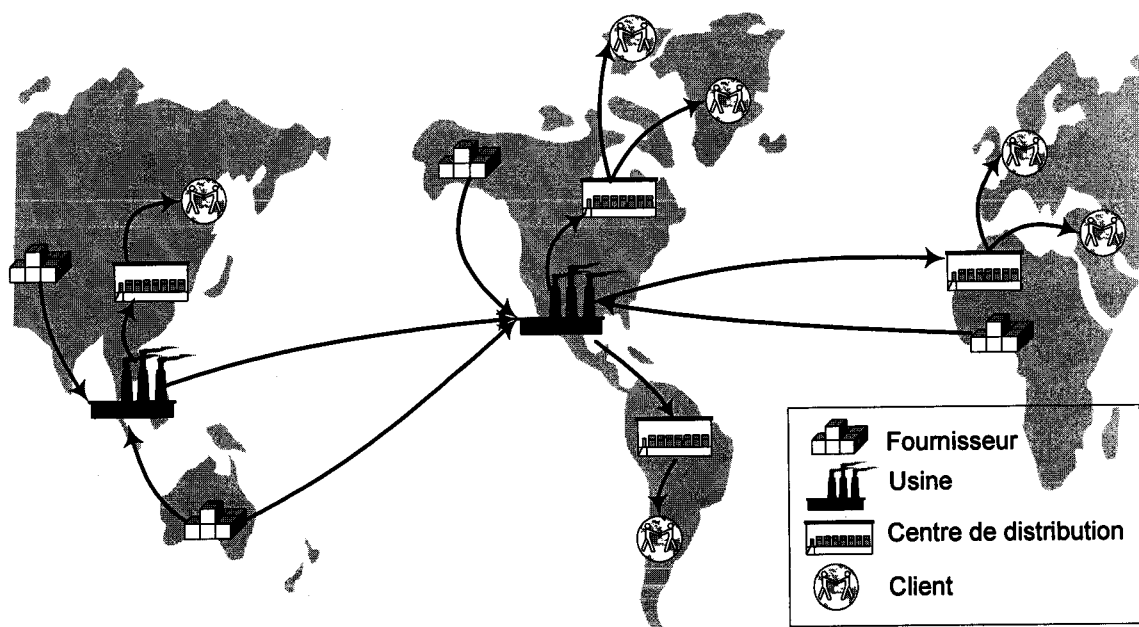


Fig. 1.1. Représentation d'une chaîne logistique

La conception d'une chaîne logistique exige, non seulement des outils performants, mais aussi des compétences et des expériences humaines afin de déterminer : 1) le nombre, la localisation, la capacité, les types d'usines, d'entrepôts, de centres de distribution à utiliser ; 2) l'ensemble des fournisseurs potentiels à sélectionner ; 3) les différents modes de transport à choisir ; 4) les quantités de matières premières et produits finis à acheter, produire, stocker et transporter des fournisseurs aux clients finaux passant par les différentes usines, entrepôts et centres de distribution en utilisant les différents modes de transport. Ce ne sont pas des décisions faciles, surtout à l'échelle internationale, et exigent une étude délicate. Différents problèmes, liés à la gestion des chaînes logistiques, ont été étudiés et les techniques utilisées rapportées dans la littérature. Néanmoins, du fait de la complexité de la modélisation et la résolution, certaines problématiques n'ont pas reçus

l'attention nécessaire. Ci-après, nous citons trois points principaux que nous cherchons à prendre en compte lors de l'étude des chaînes logistiques.

1.2. Quelques problématiques dans l'étude des chaînes logistiques

1.2.1. Impacts et interactions entre les décisions stratégiques, tactiques et opérationnelles

Pour situer les différents problèmes de gestion des chaînes logistiques, les décisions correspondantes sont généralement regroupées en trois niveaux hiérarchiques respectivement stratégique, tactique et opérationnel [Ballou 1999].

En ce qui concerne les décisions stratégiques, il s'agit de la politique à long terme de l'entreprise. Présent sur un horizon de plus de deux ans, ces décisions ont des impacts considérables sur les performances et la durabilité de l'entreprise. La configuration de la chaîne, en particulier la localisation des différents sites (fournisseurs, usines, centres de stockage et de distribution) et le choix des différents modes de transport, est l'une des décisions stratégiques que les entreprises cherchent à optimiser en premier. Cette optimisation, traditionnellement axée sur les coûts, est rendue difficile à cause de l'importance croissante de nouveaux critères de décision tels que la satisfaction du client (délai de livraison, qualité du produit et service, etc.) et la nécessité de prise en compte explicite des différents risques économiques, sociaux et environnementaux.

Pour les décisions tactiques, il s'agit de produire au moindre coût pour satisfaire les demandes prévisibles en s'inscrivant dans le cadre fixé par le plan stratégique de l'entreprise (donc à ressources matérielles et humaines connues). Elles sont présent sur un horizon de moins de 18 mois.

Dans le respect des décisions tactiques et pour faire face à des demandes au jour le jour, des décisions opérationnelles sont présent pour assurer le fonctionnement au quotidien de la chaîne. Parmi ces décisions, on trouve la gestion des stocks, la gestion de la main d'œuvre, la gestion des équipements, l'ordonnancement de la production, etc.

Ces trois classes de décisions de gestion de la chaîne logistique se différencient par au moins trois éléments :

- Par l'horizon de temps considéré. Les décisions opérationnelles sont présent au jour le jour. Les décisions tactiques concernent la planification à moyen terme (<18 mois). Les décisions stratégiques concernent la planification à long terme.

- Par le niveau d'agrégation. Sont présent : les décisions opérationnelles au niveau de l'atelier, les décisions tactiques au niveau de l'usine et les décisions stratégiques au niveau de l'ensemble de l'entreprise.
- Par le niveau de responsabilité. Sont présent : les décisions opérationnelles par les agents de maîtrise, les décisions tactiques par les cadres et les décisions stratégiques par la direction générale de l'entreprise.

Lors de la conception de la chaîne, une question importante se pose : comment peut-t-on s'assurer que les décisions stratégiques soient réellement efficaces aux niveaux tactique et opérationnel ? Des modèles déterministes et stochastiques d'optimisation des chaînes logistiques ont été développés dans la littérature. A cause de la complexité du problème, rares sont les méthodes de résolution qui prennent en compte simultanément les décisions stratégiques, tactiques et opérationnelles ainsi que les aléas et la dynamique de la chaîne (fluctuation des demandes clients, temps de transports incertains, etc.). Ces trois types de décisions sont traités traditionnellement de manières séquentielles : stratégiques puis tactiques puis opérationnelles. La figure Fig. 1.2 illustre cette pratique.

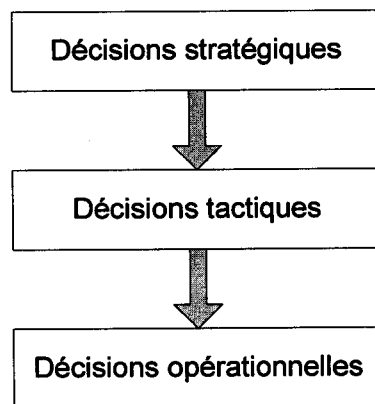


Fig. 1.2. Traitement séquentiel des différents types de décisions

Néanmoins, il est essentiel de prendre en compte de manière transversale la complexité de l'ensemble de la chaîne, des fournisseurs jusqu'aux clients finaux, la diversité des paramètres (prévisions, commandes, gammes, nomenclatures, capacités, niveaux de stocks, etc.), le volume des données et les niveaux de décisions impliqués. Ce que nous proposons dans cette thèse est une approche d'optimisation simultanée des différents niveaux de décisions (Fig. 1.3). La prise des décisions stratégiques (ex. configuration de la chaîne) dépend de leurs impacts sur les performances tactiques et/ou opérationnelles de la chaîne (choix des politiques de gestion de stock, de production, de distribution, etc.). De même, les performances des décisions tactiques et/ou opérationnelles peuvent influencer décisions stratégiques et plus particulièrement la structure de la chaîne lors de sa conception.

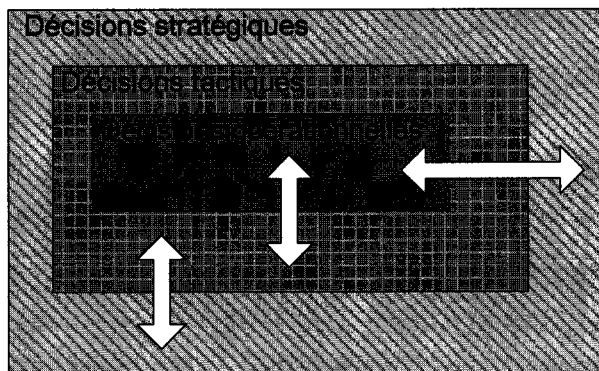


Fig. 1.3. Traitement simultané des différentes décisions

1.2.2. Incertitudes tout au long d'une chaîne logistique

Une chaîne logistique est un système complexe et dynamique. Dans un environnement instable, de nombreuses incertitudes existent tout au long de la chaîne. En effet, les demandes clients, les processus de production, les différentes connexions de transport et les contraintes liées à l'approvisionnement représentent la majeure partie des facteurs qui changent constamment et de manière imprévisible et qui doivent être considérés par le décideur lors de conception de la chaîne. Il est important de remarquer que ces incertitudes évoluent continuellement et leurs impacts sont considérables sur la performance de la chaîne.

A cause de la difficulté de la prise en compte de ces incertitudes lors de l'optimisation des chaînes logistiques, la plupart des modèles et approches proposés dans la littérature sont présentés sous des hypothèses restrictives. Sous ces hypothèses, ces incertitudes sont soit négligées soit considérées de manières trop simplistes. Dans leur article [Vidal et Goetschalckx 1997], les auteurs insistent sur le fait que très peu de modèles existants considèrent les aspects incertains dans l'étude des chaînes. Dans le cadre de ce travail de recherche, l'approche proposée prend en compte les aspects incertains et dynamiques lors de l'optimisation des décisions stratégiques, tactiques et opérationnelles.

1.2.3. Nécessité de passer de l'optimisation monocritère à l'optimisation multicritères

La conception d'une chaîne logistique est un problème de décision multicritères incluant à la fois des critères quantitatifs et qualitatifs. Dans la littérature existante sur la conception des chaînes logistiques, le coût total, incluant toutes les activités de la chaîne, est souvent utilisé comme seul critère de décision à optimiser. L'optimisation seule d'un critère économique n'est plus suffisante dans une économie dominée par les clients avec des préoccupations sociales et environnementales de plus en plus fortes. Le niveau de

service du client final est de nos jours un critère majeur à prendre en compte lors de la conception de la chaîne. Il se présente sous différentes formes : pourcentage des demandes client satisfaites immédiatement et sans attente, délai de réponse aux clients, etc. L'optimisation simultanée du niveau de service et du coût total des activités de la chaîne permet de justifier des décisions importantes que le coût seul ne peut faire. De plus, pour concevoir une chaîne robuste, il est parfois indispensable de trouver un compromis entre des critères dont certains peuvent être en conflit, comme le coût et le délai de livraison.

1.3. Projet Européen ONE (Optimization methodology for Networked Enterprises)

Cette thèse s'inscrit dans le cadre du projet Européen ONE (Optimization methodology for Networked Enterprises 2001-2004, Project No. GRD1-2000-25710). Dans cette section, nous présentons dans l'ordre la composition du consortium de ONE, les motivations et les objectifs du projet, l'approche intégrée et l'outil logiciel développé. L'approche d'optimisation ONE est basée sur la simulation et sera présentée plus en détails dans le chapitre 4. Pour sa validation, deux applications industrielles seront présentées et les résultats obtenus analysés dans le chapitre 5.

1.3.1. Consortium du projet

Piloté par CRF (Centre de recherche de FIAT), le consortium de ONE est composé de huit partenaires des mondes industriel et académique, respectivement :

- Trois partenaires industriels CRF, Renault et HI-TEC. Ces trois partenaires sont principalement chargés de formuler les besoins industriels, de proposer leurs propres cas d'étude et d'accompagner les partenaires académiques dans la recherche de méthodologies d'optimisation et de simulation pour résoudre des problèmes réalistes et représentatifs du monde industriel.
- Une société informatique INTRACOM. Ce partenaire a pour rôle le développement de l'interface graphique de l'outil ONE et l'intégration des différents modules proposés par les autres partenaires à savoir les modules de simulation, d'optimisation et d'analyses statistiques.
- Quatre partenaires du monde académique : l'INRIA, BIBA (Bremen Institute of Industrial Technology and Applied Work Science), le LSE (London School of Economics) et le CNRS. Ces quatre partenaires ont pour rôles la recherche et le développement d'une méthodologie d'optimisation des chaînes logistiques. Plus particulièrement, cette méthodologie s'adresse aux problèmes de conception et de pilotage des chaînes logistiques.

1.3.2. Motivations et objectifs

La rentabilité d'une chaîne logistique à l'échelle nationale ou internationale dépend de plusieurs aspects. Sans être exhaustif, ces aspects concernent les activités relatives à l'approvisionnement, à la production, à la distribution, au marché, aux facteurs macroéconomiques, etc. Pour rester concurrentielle, une entreprise doit non seulement réduire au minimum les coûts associés aux différentes activités tout au long de la chaîne, mais aussi maintenir un meilleur niveau de service client (livrer le bon produit, au bon client, au bon moment et avec la qualité exigée). Les risques et incertitudes liés aux aspects économiques, sociaux et environnementaux doivent être considérés par les décideurs afin de concevoir une chaîne logistique fiable, plus robuste, plus propre et par conséquent rentable.

En considérant ces différents aspects, l'objectif principal de ONE est de développer un outil d'aide à la décision pour supporter les décisions relatives à la conception, au pilotage des chaînes logistiques en utilisant l'optimisation et la simulation. La prise simultanée des critères économiques, sociaux et environnementaux est le défi majeur à relever dans le projet ONE. Par conséquent un outil logiciel a été conçu pour permettre de :

- Modéliser et simuler les aspects dynamiques d'une chaîne logistique, à savoir la variabilité des demandes, les incertitudes liées au transport, etc.
- Modéliser et simuler les principales activités d'une chaîne logistique, à savoir l'approvisionnement, la production, le stockage et la distribution.
- Etendre les approches d'optimisation simples relatives à un seul site vers une optimisation globale de systèmes complexes et dynamiques.
- Faciliter l'acquisition des données et leur validation en utilisant des méthodes statistiques.
- Optimiser différents types de critères comme les coûts, le niveau de service client, l'impact sur l'environnement (diminution de la consommation du fuel utilisé lors du transport des matières), etc.
- Fournir une interface graphique pour faciliter l'utilisation de l'outil.

1.3.3. Approche et outil développés

Lors de l'utilisation de l'outil ONE, il est indispensable de suivre des étapes logiques définies par l'approche proposée. La figure Fig. 1.4 illustre ces étapes.

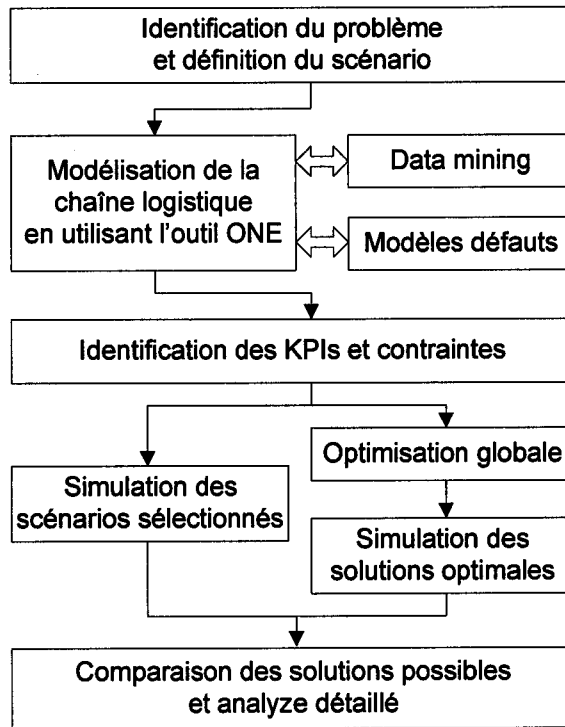


Fig. 1.4. Principales étapes logiques de l'outil ONE

L'architecture de l'outil ONE est illustrée par la figure Fig. 1.5. Trois composantes majeures ont été développées et intégrées, respectivement : 1) un module pour acquérir, analyser et valider les données de la chaîne étudiée, 2) un module pour modéliser et simuler la chaîne et 3) un module pour optimiser des décisions stratégiques, tactiques et opérationnelles définies par le décideur, en utilisant des techniques comme les algorithmes génétiques et la programmation mathématique.

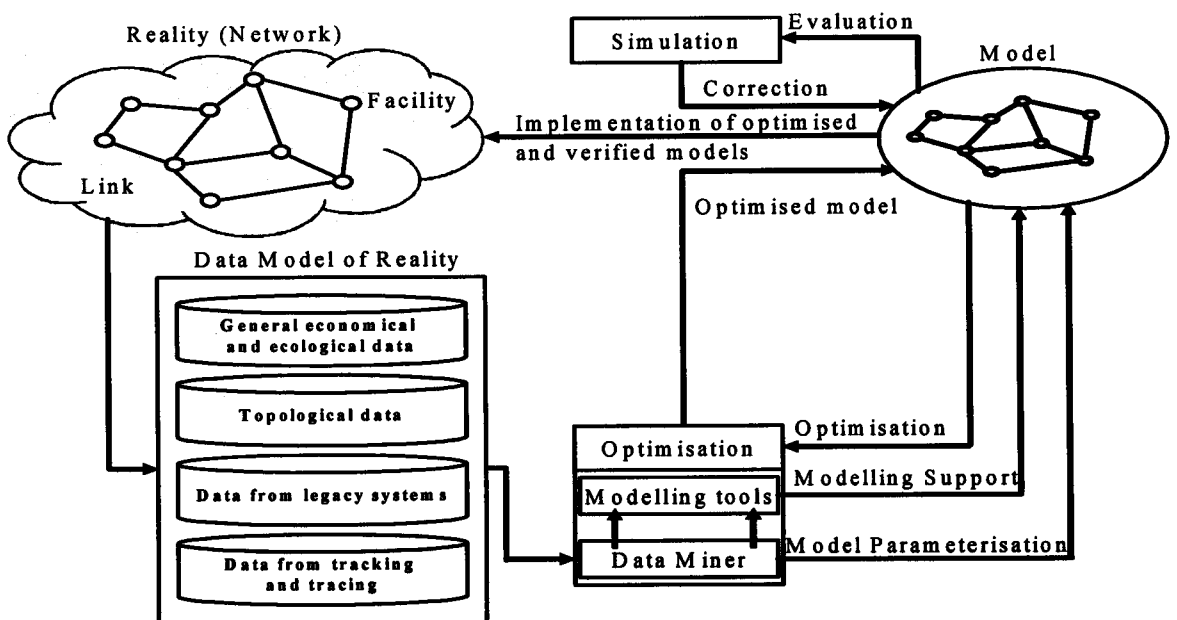


Fig. 1.5. Architecture de l'outil ONE

Tous ces modules ont été développés et intégrés dans un outil avec des interfaces graphiques. L'interface principale de l'outil ONE est illustrée par la figure Fig. 1.6. La Fig. 1.7 montre des dialogues entre le décideur et l'outil afin d'introduire les paramètres nécessaires relatifs à la structure et aux différentes activités de la chaîne, de construire les modèles d'optimisation et de simulation et de contrôler les processus d'optimisation et de simulation.



Fig. 1.6. Principale interface de l'outil ONE

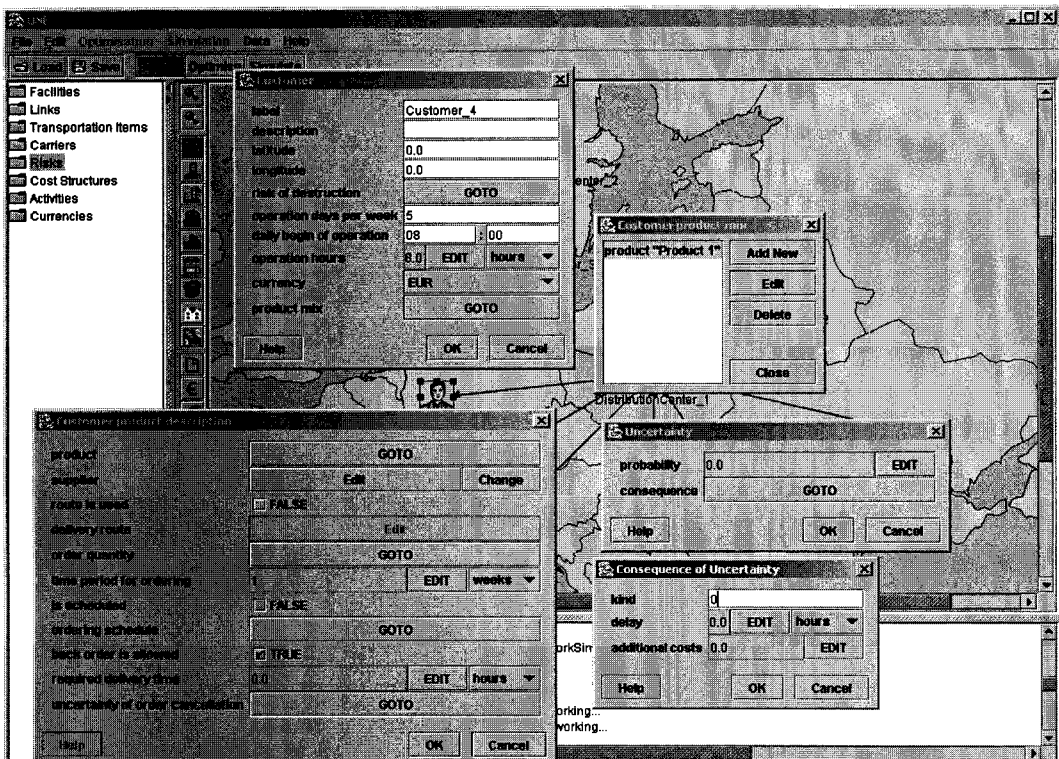


Fig. 1.7. Dialogues fournis par l'outil ONE

1.3.4. Deux applications industrielles

Dans le cadre du projet ONE, deux cas d'étude ont été proposés par nos partenaires industriels respectivement CRF et HI-TEC. Ces deux cas d'étude ont pour objectifs de : i) montrer la complexité rencontrée par les industriels lors de la prise de décisions relatives à la reconfiguration d'une partie de leur chaîne actuelle ou à la conception et au pilotage d'une nouvelle chaîne logistique ; ii) valider l'approche et l'outil proposés dans ONE. Le chapitre 5 présente en détails ces deux cas d'étude.

Le premier cas d'étude est dédié à la reconfiguration d'une partie du réseau de production et de distribution de FIAT. Les objectifs de ce cas d'étude sont multiples : i) l'amélioration de la configuration du réseau, ii) la détermination, pour les différents centres de distribution, des politiques de stockage les plus adaptées, iii) la meilleure affectation de production entre les différentes usines, iv) la stratégie de transport la plus efficace. La figure Fig.1.8 illustre la structure du réseau considéré.

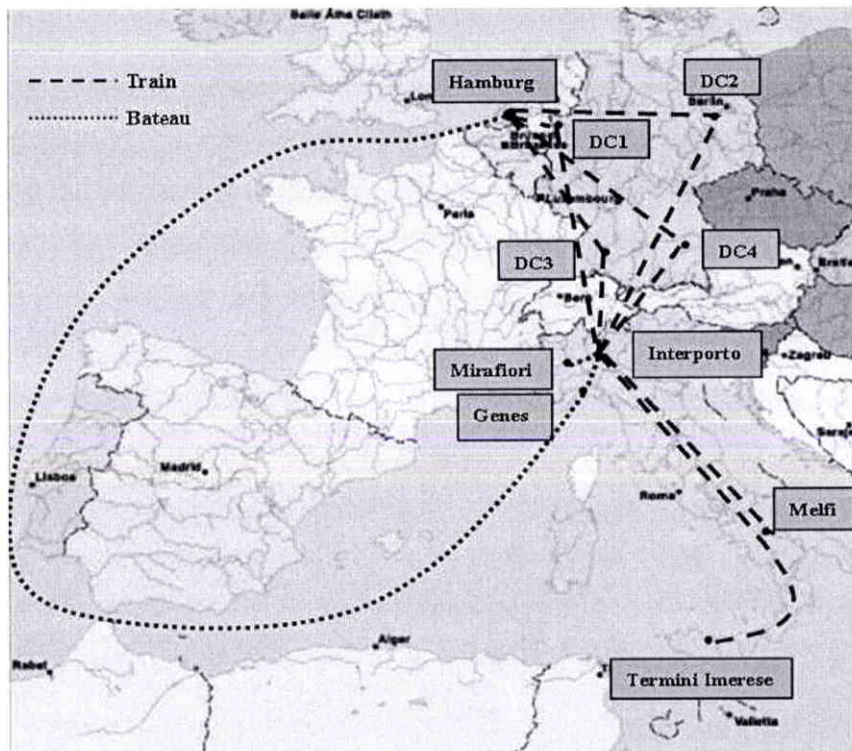


Fig. 1.8. Structure du réseau de production et de distribution à optimiser proposé par FIAT

Le deuxième cas d'étude traite du problème de sélection de fournisseurs parmi un ensemble de fournisseurs potentiels. Plus précisément, il s'agit de la détermination d'un ensemble de fournisseurs ainsi que les différents modes de transport afin de minimiser le coût total de l'ensemble d'activités de la chaîne et d'optimiser le niveau de service client (i.e. taux des demandes clients satisfaites immédiatement et sans attente). La figure Fig. 1.9 montre les quatre fournisseurs considérés par HI-TEC.



Fig. 1.9. Les quatre fournisseurs potentiels de HI-TEC

1.4. Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons décrit certaines problématiques rencontrées par les industriels lors de la conception et au pilotage des chaînes logistiques. Nous avons montré les interactions entre les différents niveaux décisionnels (stratégique, tactique et opérationnel), la nécessité de prendre en compte les incertitudes et la dynamique rencontrées tout au long de la chaîne et enfin l'importance de passer d'une optimisation monocritère axée sur le coût à une optimisation multicritère en introduisant le niveau de service client. Nous avons aussi donné une brève présentation du projet Européen ONE, projet dédié au développement de méthodologies d'optimisation des chaînes logistiques.

Chapitre 2

Etat de l'art

Nous présentons dans ce chapitre un état de l'art sur le problème de la conception des chaînes logistiques et les différentes techniques développées par le passé pour la résolution du problème. La section 2.1 introduit le problème de la conception des chaînes logistiques. La section 2.2 est dédiée au problème de choix de fournisseurs avec un accent particulier sur les critères de choix et les approches d'optimisation utilisées. La section 2.3 présente les modèles les plus courants dans la littérature, les modèles de programmation mathématique, pour la conception des chaînes logistiques ainsi que les méthodes de résolution. La section 2.4 présente les travaux sur l'utilisation de la simulation pour l'évaluation de la performance des chaînes logistiques. L'approche d'optimisation basée sur la simulation est introduite dans la section 2.5, avec quelques modèles proposés dans la littérature.

2.1. Problème de conception des chaînes logistiques

Les entreprises sont de plus en plus nombreuses à la recherche d'une meilleure structure de leurs chaînes logistiques pour s'adapter à un marché instable. Cette instabilité est observée tant du côté des clients (demandes variables avec des fluctuations importantes) que du côté des fournisseurs des matières premières et de produits semi-finis (coûts instables, délais aléatoires, etc.). Dans ce contexte, le premier souci majeur, pour un décideur, est la recherche de la meilleure configuration de sa chaîne logistique adaptée à l'évolution de son environnement. Ainsi, le décideur a besoin de déterminer le nombre de fournisseurs, usines et centres de distribution à mettre en place, leurs localisations, les différents moyens de transport (camion, train, bateau, avion) et enfin la stratégie de pilotage à mettre en place.

La conception d'une chaîne logistique concerne généralement plusieurs phases allant de l'approvisionnement, la production à la distribution. Pour l'activité d'approvisionnement, le décideur a besoin d'identifier les fournisseurs potentiels à choisir pour alimenter les différentes usines en matières premières, en composants et en produits semi-finis. Pour l'activité de production, il a à déterminer les meilleures localisations de ses usines pour assurer les performances et la rentabilité des activités de production. Pour obtenir une chaîne de la distribution efficace, le décideur doit déterminer le nombre et la localisation de ses différents centres de distribution. Une fois le choix des différents fournisseurs, usines et centres de distribution établi, il est indispensable de trouver la meilleure structure de connexion reliant ces sites. Ainsi, le décideur détermine les différentes connexions et moyens de transport (camion, train, avion et bateau) à utiliser pour assurer la connectivité des différents sites. Cette conception sera faite dans le respect des contraintes économiques, sociales et environnementales tout en minimisant les coûts, maximisant la satisfaction des clients, réduisant au minimum l'impact sur l'environnement (consommation du fuel lors du transport par exemple), etc.

La conception d'une chaîne logistique nécessite la prise de décisions stratégiques avec des impacts majeurs à long terme sur la performance totale de la chaîne. Ces problèmes de conception sont complexes par leur nature et par leurs enjeux économiques, organisationnels et sociales. Pour cela, la conception des chaînes logistiques a reçu, ces dernières années, une attention plus particulière des industriels et de la communauté scientifique. Avant d'aborder les modèles et approches dédiés spécifiquement pour les problèmes de choix de fournisseurs, de localisation des sites de production et de distribution, etc., nous présentons ci-après quelques travaux de l'état de l'art sur la modélisation et l'analyse des chaînes logistiques.

Dans [Aikens 1985], l'auteur donne un état de l'art sur les différents modèles proposés avant 1985 traitants du problème de localisation de sites d'une chaîne logistique. L'auteur présente d'abord une série de modèles mathématiques relatifs au problème de configuration des réseaux de distribution allant du modèle simple sans contrainte de capacité aux modèles multiproduits, multi-niveaux avec des contraintes de capacité. Il présente également un modèle dynamique faisant intervenir plusieurs périodes de temps et un modèle stochastique permettant de prendre en compte l'incertitude de la demande client. Pour l'ensemble de ces modèles, l'objectif est la maximisation du coût total engendré tout au long de la chaîne. L'auteur conclue qu'il est très important d'aborder les modèles multiproduits multi-niveaux avec la prise en compte de l'aspect dynamique de la chaîne.

[Verter et Dincer 1992] passent en revue les travaux de recherche réalisés avant 1992 et dédiés aux problèmes de conception des chaînes logistiques globales. Les auteurs insistent sur l'importance de la coordination de tous les acteurs de la chaîne. Cette revue est composée de deux parties : i) un état de l'art sur les modèles de localisation dits 'classiques' ; ii) un état de l'art sur les modèles dédiés plus particulièrement à la conception des systèmes de production et de distribution. Selon les auteurs, les modèles de localisation 'classiques' négligent les contraintes de la capacité et les contraintes technologiques. Ils soulignent l'importance de l'introduction des décisions sur la sélection de technologies à utiliser dans le modèle stratégique. Pour les travaux sur la conception des systèmes de production et de distribution, les auteurs constatent l'absence de la considération des incertitudes liées au prix, au taux d'échange, etc., dans la plupart des modèles existants.

[Geoffrion et Powers 1995] s'intéressent à l'évolution, au cours des vingt dernières années avant 1995, des modèles et approches dédiés aux problèmes de la conception des réseaux de distribution. Ils identifient un certain nombre d'éléments qui ont contribué, d'une manière significative, à cette évolution. A titre d'exemples, l'évolution de la fonction logistique (approvisionnement, production, distribution, etc.), des systèmes informatiques, des algorithmes développés, des outils de gestion des données et de l'utilisation de logiciels en entreprise. Pour ces problèmes d'optimisation, les auteurs remarquent que les modèles de grandes tailles sont extrêmement difficiles à résoudre sans l'utilisation de la méthode de décomposition Benders ou la méthode de factorisation. Comme perspectives, les auteurs constatent que le service client reste un des aspects les fondamentaux dans la conception, les différentes taxes liées aux activités d'importation et d'exportation ont un impact considérable sur la performance des chaînes logistiques à l'échelle internationale.

[Slats *et al.* 1995] décrivent les caractéristiques importantes d'un modèle de référence pour les chaînes logistiques, avec un accent particulier sur les nouvelles technologies d'information et de communication comme EDI (Electronic Data Interchange) et PDI

(Product Data Interchange) utilisées dans les chaînes modernes. Les auteurs attestent que les techniques, comme la programmation linéaire, les heuristiques et la simulation, sont essentielles pour la conception d'une chaîne. Ils remarquent la difficulté des modèles de la programmation mathématique de prendre en compte l'incertitude sous toutes ses formes. Pour cela, la plupart des modèles analytiques existants imposent des contraintes restrictives afin de réduire la complexité du problème. Enfin, les auteurs proposent un environnement expérimental, dit 'laboratoire logistique', comprenant un ensemble de modèles de chaînes logistiques et des outils d'aide à la décision utilisant la programmation mathématique, quelques heuristiques spécifiques et la simulation.

[Vidal et Goetschalckx 1997] présentent un état de l'art sur les différents modèles pour la planification stratégique des systèmes de production et de distribution. Ils mettent en évidence les principales caractéristiques de ces modèles, à savoir la fonction objective à optimiser, les contraintes et les méthodes mises en œuvre pour la résolution, etc. Les auteurs soulignent l'importance de la prise en compte d'un certain nombre d'éléments caractérisant l'aspect international de la chaîne, à savoir le taux d'échange et la taxe douanier. Ils montrent certains manques des modèles existants et l'importance de développer des modèles plus réalistes et les méthodes de résolution de ces modèles. A titre d'exemple, les contraintes liées aux gammes des produits devraient être introduites d'une manière formelle et consistante.

S'intéressant plus particulièrement à la définition et à l'évaluation des mesures de performance, [Beamon 1998] propose une revue détaillée des modèles existants relatifs à la conception et à l'analyse des réseaux logistiques. L'auteur identifie aussi des perspectives concernant i) le développement de nouvelles mesures de performance plus appropriées à la chaîne considérée et ii) la réalisation d'une étude approfondie de l'impact de l'incertitude sur les mesures de performance de la chaîne.

Dans [Sarmiento et Nagi 1999], les auteurs présentent une revue des approches intégrées des chaînes logistiques considérant l'ensemble des décisions (localisation de sites, approvisionnement, distribution, stockage, production, etc.) dans un seul modèle d'optimisation. Ils focalisent sur les travaux prenant explicitement en compte des processus de transport dans la chaîne étudiée. Selon leur revue, les problèmes liés à la conception des systèmes de production et de distribution sont classés en trois catégories : les modèles 'distribution-stockage', les modèles 'stockage-routage' et les modèles 'production-stockage-distribution-stockage'. Les auteurs constatent que les approches intégrées permettent une vision globale et consistante des différents processus de distribution existants dans les chaînes logistiques.

Dans [Schmidt et Wilhelm 2000], les auteurs présentent un état de l'art sur les

approches de modélisation et d'optimisation des chaînes logistiques à l'échelle internationale. Suivant la nature des décisions (stratégiques, tactiques et opérationnelles), les auteurs rapportent les travaux de recherche sur la modélisation et proposent un modèle mathématique de référence. Ils insistent sur le fait que les décisions des différents niveaux interagissent les unes avec les autres. Les décisions du niveau supérieur imposent des contraintes structurelles conditionnant ainsi la performance de la chaîne aux niveaux inférieurs.

Récemment, dans un rapport technique [Snyder 2004], l'auteur présente un bilan sur des modèles de localisation existants tenant explicitement compte de l'incertitude sous différentes formes. L'auteur identifie deux catégories de problèmes appelés respectivement 'problème de localisation stochastique' et 'problème de localisation robuste'. Pour résoudre les problèmes de localisation stochastique, la plupart des modèles proposés ont pour objectif soit la minimisation du coût total soit la maximisation du profit espéré. D'autres modèles utilisent une approche probabiliste avec l'objectif de la maximisation de la probabilité que la solution finale soit de 'bonne' qualité. Ces modèles sont résolus soit par des algorithmes dédiés, soit par la programmation stochastique générale. Notons que lors de l'utilisation de la programmation stochastique, il faut choisir les variables à traiter dans la première phase et les variables à traiter dans la deuxième phase. Ainsi, les variables structurelles liées à la localisation des sites sont généralement optimisées dans la première phase et les variables liées au pilotage de la chaîne sont traitées dans la deuxième phase. Les modèles de localisation robuste sont utilisés en absence d'information sur la distribution des paramètres incertains. Dans ce cas, des mesures de robustesses sont nécessaires pour évaluer de la qualité de la solution trouvée. Les deux mesures de robustesses les plus utilisées sont le coût 'minimax' et le regret 'minimax' qui sont deux mesures étroitement liées et présentées en détails dans [Mausser et Laguna 1998].

Remarquons que la littérature sur la conception de chaînes logistiques est très riche. Il nous est impossible de lister tous les travaux en relation avec cette problématique. Compte tenu des deux études de cas considérées dans le projet ONE, nous mettons un accent particulier sur les travaux de recherche réalisés sur i) le problème de choix de fournisseurs, ii) les modèles de programmation mathématique, les modèles de simulation et les modèles hybrides couplant optimisation et simulation développés pour la conception des chaînes logistiques.

2.2. Modèles et approches pour le choix de fournisseurs

Le problème du choix de fournisseurs est l'une des décisions stratégiques qui ont un impact considérable sur la performance de l'entreprise. Avec les évolutions des systèmes

manufacturiers telles que l'apparition des stratégies de production comme le juste-à-temps (JIT), cette décision devient plus en plus critique. Pour le décideur, le problème de choix de fournisseurs consiste à déterminer le nombre de fournisseur et le portefeuille de fournisseurs à retenir.

2.2.1. Critères de choix des fournisseurs

Avant de proposer une méthode d'optimisation, il faut d'abord définir les critères de choix pour l'évaluation des performances de fournisseurs lors le processus de sélection.

Pour le problème de choix des fournisseurs, [Dickson 1966] est la référence par excellence pour avoir introduit les définitions des critères pertinents. Dans son étude, Dickson établi un classement de 23 critères selon leur importance dans le choix de fournisseurs. Ce classement est basé sur un questionnaire et les réponses de 273 responsables de service d'achat d'entreprises dans l'ensemble des Etat Unies d'Amériques et du Canada. A l'époque, les quatre critères les plus importants étaient dans l'ordre : la 'qualité' du produit, la performance de la livraison, la performance passée du fournisseur et la politique de 'garantie'.

Une revue détaillée est donnée par [Weber *et al.* 1991], couvrant 74 articles sur choix de fournisseurs. Les auteurs observent que les aspects liés au 'prix', à la 'livraison', à la 'qualité' et à la 'capacité de production' sont les critères les plus souvent considérés dans la littérature. Au total, les 23 critères présentés dans l'étude de Dickson couvrent encore la plupart des critères utilisés de nos jours. Cependant, leurs importances changent suivant le contexte industriel considéré. Notamment le prix est aujourd'hui un critère clé dans un marché concurrentiel et instable [Quayle 1998].

Dans son article, [Ellram 1990] présente une étude des aspects importants à considérer dans le choix de fournisseurs. Il décrit en détails trois critères principaux : i) l'état technologique du fournisseur ; ii) l'état financier du fournisseur et iii) la stratégie et la culture organisationnelle du fournisseur. Pour chacun de ces trois critères principaux, l'auteur identifie plusieurs sous-critères importants.

Dans un article récent, [Barbarosoglu et Yazgac 1997] regroupent les critères du choix de fournisseurs en trois catégories : i) la capacité technique et l'état financier du fournisseur ; ii) l'historique des performances du fournisseur et iii) le système qualité du fournisseur. Comme dans [Ellram 1990], les auteurs présentent des sous-critères de choix pour chacun des trois principaux critères.

2.2.2. Méthodes existantes

Le problème du choix de fournisseurs est complexe à cause de nombreux critères à considérer lors du processus de décision. Pour traiter ce problème, de nombreuses méthodes de décision ont été proposées dans la littérature. Selon [Jayaraman *et al.* 1999], ces méthodes peuvent être classées en trois catégories : les méthodes orientées coût, les méthodes catégorielles et les méthodes basées sur les poids d'importance. Pour cette dernière catégorie, la méthode AHP (Analytical Hierarchy Process) est la plus utilisée [Korpela et Tuominen 1996]. Dans la suite, nous nous limitons à quelques références importantes relatives à l'utilisation de la méthode AHP et de la programmation mathématique.

L'approche AHP est une méthode systématique et générique pour la prise de décision [Saaty 1980]. Elle est conçue selon trois principes de base : le décomposition, le jugement comparatif et la synthèse de priorités. [Dyer et Forman 1992] présentent une vue d'ensemble sur l'application de la méthode AHP pour les décisions par groupe. Pour le problème du choix de fournisseurs, [Narasimhan 1983] est le premier auteur à utiliser la méthode AHP comme la technique de décision. Dans son travail de recherche, les importances des différents critères sont mesurées en utilisant des poids calculés par une comparaison paire par paire des différents critères.

[Barbarosoglu et Yazgac 1997] proposent un modèle de décision général pour le choix de fournisseurs en utilisant la méthode AHP. Ce modèle de décision a été appliqué sur un cas d'étude de l'industrie mécanique (fabrication de moteurs). En combinant la méthode AHP et la programmation linéaire, dans [Ghodsypour et O'Brien 1998], les auteurs développent un système de décisions pour le choix de fournisseurs.

Malgré les nombreux avantages que présente la méthode AHP, certains handicaps majeurs apparaissent lors de son application dans un contexte incertain et dynamique. Plus précisément, la méthode AHP ne peut pas tenir compte des aspects comme les risques et les incertitudes, importants pour une évaluation plus réaliste du choix. En effet, la méthode AHP suppose que les attributs importants associés à chacun des fournisseurs sont connus avec certitude. Par conséquent, la méthode AHP est utilisée pour résoudre des problèmes dans un environnement déterministe. De plus, la méthode AHP se concentre uniquement sur les aspects relatifs aux fournisseurs considérés ignorant l'insertion des fournisseurs dans une chaîne logistique. Avec cette méthode, il est impossible d'avoir une vue globale sur l'ensemble des activités tout au long de la chaîne étudiée. Les aspects importants relatifs à la production et la distribution sont exclus durant le processus de décision.

[Gaballa 1974] est le premier à utiliser la programmation mathématique pour le choix

de fournisseurs dans un cas d'étude réel. Un modèle de programmation linéaire en variables mixtes est conçu pour choisir les fournisseurs de la société Australian Post. L'objectif consiste à minimiser le coût total d'achat sous des contraintes liées aux capacités des fournisseurs et au taux de satisfaction du client final.

[Weber et Current 1993] formulent le problème du choix de fournisseurs en un modèle de programmation linéaire en variables mixtes. Ils considèrent plusieurs critères tels que le coût total, le nombre de fournisseurs choisis, le nombre de livraisons retardées, etc. Des contraintes liées à la capacité des fournisseurs, à la quantité minimale exigée par fournisseurs, au nombre de fournisseurs choisis, sont modélisées.

[Weber et Ellram 1993] développent un modèle de programmation multicritères (MOP) pour le choix des fournisseurs et la détermination de la quantité achetée à chacun des fournisseurs choisis. Les critères de choix comprennent le coût total d'achat, le pourcentage des livraisons retardées et le pourcentage des produits non conformes au cahier des charges. Pour ce modèle, la complexité de calcul ne permet pas la prise en compte de nombreux attributs essentiels dans le choix de fournisseurs.

2.3. Modèles de programmation mathématique pour la conception de chaînes logistiques

Pour la résolution des problèmes de conception des chaînes logistiques, de nombreux auteurs ont proposés des modèles reposant sur des techniques utilisant la programmation mathématique. Il n'existe pas de modèle unique d'optimisation de la conception des chaînes logistiques. Une chaîne logistique en industrie chimique ne nécessite pas les mêmes solutions que celles en industries automobile, textile, etc. Il faut savoir adapter les solutions aux différents contextes en fonction du secteur industriel et de la problématique étudiée.

Dans cette section, nous présentons d'abord deux modèles de référence pour la conception des chaînes logistiques. Nous passons ensuite à la présentation de quelques modèles d'optimisation rencontrés dans la littérature et dédiés aux problèmes de localisation des sites d'une chaîne logistique. Nous terminons par quelques modèles existants qui traitent simultanément les problèmes de localisation des sites et de gestion des stocks lors de la conception des chaînes logistiques.

2.3.1. Modèles de référence

L'objectif principal lors de la conception des chaînes logistiques est d'optimiser les investissements engagés pour les différents sites, de minimiser les coûts opérationnels de

l'ensemble des activités de la chaîne et de maximiser la satisfaction de clients finaux, sous des contraintes économiques, sociales et environnementales. Nous retrouvons souvent les contraintes des capacités des usines, des centres de distribution (DC) et des moyens de transport, et les contraintes du niveau du service client en terme de pourcentage des demandes satisfaites, du temps de réponse aux demandes clients, etc. De plus, la modélisation d'une chaîne logistique demande une compréhension complète et précise de ses coûts importants et les relations entre eux. Ces coûts peuvent être linéaires ou non linéaires, déterministes ou stochastiques.

Dans un premier temps, nous présentons un modèle général pour la conception d'une chaîne logistique type. Cette chaîne est illustrée par la figure Fig. 2.1.

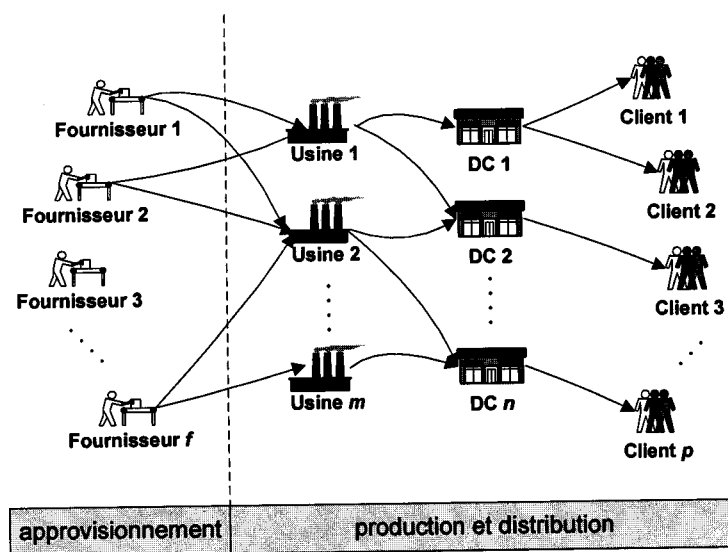


Fig. 2.1. Un exemple d'une chaîne logistique représentative

Minimiser $C = \Sigma$ coûts d'engagement des fournisseurs
 + coûts d'investissement pour les usines et centres de distribution
 + coûts d'approvisionnement en composants et matières premières
 + coûts de production + coûts de stockage dans les usines
 + coûts de stockage et d'opération dans les centres de distribution
 + coûts de transport

sous les contraintes

- 1) quantités de produits fournis par un fournisseur \leq capacité du fournisseur
- 2) quantités de produits fournis par une usine \leq capacité de l'usine
- 3) quantités de produits fournis par un DC \leq capacité du DC
- 4) quantités transportées via une connexion \leq capacité de la connexion
- 5) fournisseur/usine/DC peut fournir des produits seulement s'il est ouvert
- 6) quantités de produits fournis par les fournisseurs \geq demandes des usines

- 7) quantités de produits fournis par les usines \geq demandes des DCs
- 8) quantités de produits fournis par les DCs \geq demandes des clients
- 9) temps de réponse des demandes clients \leq temps de réponse requis
- 10) conservation des flux à chaque site : entrée = sortie + utilisé
- 11) intégrité des variables de décision

Le problème de sa conception est souvent modélisé en utilisant la programmation mathématique en nombres entiers ou mixte. Le modèle d'optimisation est généralement combinatoire avec une complexité exponentielle. Même si des outils logiciels comme CPLEX et XPRESS sont capables de résoudre certaines versions du problème, il est souvent difficile d'avoir une solution optimale dans un temps raisonnable pour des instances de tailles réalistes. Ainsi, de nombreuses heuristiques, génériques ou spécifiques, ont été développées pour une recherche efficace de la solution optimale dans un temps acceptable.

Pour mieux comprendre les modèles de programmation mathématique, nous présentons ci-après la formulation du modèle multi-produits à trois niveaux proposé par [Pirkul et Jayaraman 1996]. La figure Fig. 2.2 illustre la configuration de la chaîne étudiée dans [Pirkul et Jayaraman 1996], composée de K usines, J DCs et I détaillants (clients).

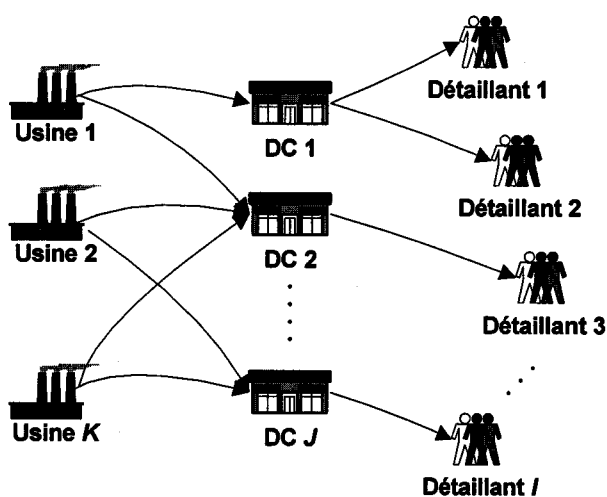


Fig. 2.2. Configuration de la chaîne étudiée dans [Pirkul et Jayaraman 1996]

Les détaillants reçoivent des demandes pour m produits différents. Les produits sont fabriqués par les usines et livrés aux détaillants via les centres de distribution. Le problème consiste à sélectionner, parmi les sites candidats, W sites pour localiser les centres de distribution et P sites pour localiser les usines, tout en minimisant le coût total des activités de la chaîne. Les coûts considérés dans ce modèle comprennent :

- CD_j – coût d'ouverture d'un centre de distribution sur le site j ;
- CU_k – coût d'ouverture d'une usine sur le site k ;

- CUD_{jkm} – coût unitaire de transport pour le produit m de l'usine k au centre de distribution j ;
- CDD_{ijm} – coût unitaire de transport pour le produit m du centre de distribution j au détaillant i ;

La demande du détaillant i pour le produit m est d_{im} . Le modèle proposé est le suivant où i représente un détaillant, j un centre de distribution, k une usine :

$$\min. \sum_j \sum_k \sum_m CUD_{jkm} Y_{jkm} + \sum_i \sum_j \sum_m CDD_{ijm} d_{im} X_{ijm} + \sum_k CU_k Z_k + \sum_j CD_j Y_j$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_j X_{ijm} = 1, \forall i, m \quad (1)$$

$$\sum_i \sum_m d_{im} X_{ijm} \leq V_j Y_j \quad (2)$$

$$\sum_j \sum_m t_{km} Y_{jkm} \leq U_k Z_k \quad (3)$$

$$\sum_k Y_{jkm} = \sum_i d_{im} X_{ijm} \quad (4)$$

$$\sum_j Y_j = W \quad (5)$$

$$\sum_k Z_k = P \quad (6)$$

– variables binaires :

$$X_{ijm} \in \{0,1\}$$

$$Y_j \in \{0,1\}$$

$$Z_k \in \{0,1\}$$

– variables reelles :

$$Y_{jkm} \geq 0$$

Dans ce modèle, les variables de décisions sont : Y_j pour l'ouverture du centre de distribution j , Z_k pour l'ouverture de l'usine k et X_{ijm} pour indiquer si le détaillant i s'approvisionne auprès du centre de distribution j pour le produit m . Y_{jkm} , indiquant le volume de produit m produit par l'usine k pour le centre de distribution j , est une variable intermédiaire. Les contraintes (1) obligent chaque détaillant à choisir un seul centre de distribution pour chaque produit. (2) représentent les contraintes de capacité des centres de distribution. (3) sont des contraintes de capacité de production des usines. (4) sont les contraintes de demande. Les contraintes (5) et (6) imposent le nombre d'usines et le nombre de centres de distribution.

Pour la résolution de ce problème, les auteurs proposent une méthode de relaxation Lagrangienne qui consiste à relaxer les contraintes (1) et (4). Cela conduit à deux problèmes relaxés qui peuvent être résolus séparément d'une manière efficace. Une

méthode d'optimisation par sous-gradient est utilisée pour améliorer la qualité des bornes inférieures. Des heuristiques sont développées pour trouver des bonnes solutions admissibles du problème original à partir de celles obtenues du problème relaxé. Les résultats numériques montrent que l'algorithme proposé est capable de trouver des bonnes solutions avec un gap de dualité inférieure à 2.7% pour des problèmes de grande taille (100 détaillants, 20 centres de distribution, 10 usines et 3 produits). Le modèle et l'algorithme développé dans cette étude peuvent être étendus pour la prise en compte des coûts opérationnels des centres de distribution, la capacité des usines, etc.

2.3.2. Localisation des sites d'une chaîne logistique

Geoffrion et Graves, deux précurseurs dans ce domaine, présentent dans [Geoffrion et Graves 1974] plusieurs modèles analytiques pour traiter différentes versions du problème de localisation des sites lors de la conception des chaînes logistiques. Ces modèles permettent de déterminer le nombre de centres de distribution à ouvrir ainsi que leur zone de livraison sous un certain nombre d'hypothèses. Ils sont modélisés sous la forme d'un programme linéaire en variables mixtes où l'objectif consiste à minimiser les différents coûts fixes et variables des usines, centres de distribution et de transport. Les contraintes à respecter sont liées à la configuration de la chaîne, à la capacité des usines, à la satisfaction des demandes clients, etc.

[Cohen et Lee 1985] présentent une analyse complète pour le développement de stratégies permettant une amélioration des différentes activités dans les systèmes manufacturiers. Pour cela, les auteurs proposent un modèle de production et de distribution, nommé 'PILOT'. Ce dernier prend en compte différents sites représentés en quatre niveaux : les fournisseurs, les usines, les centres de distribution et les clients finaux. Basé sur le modèle proposé par [Geoffrion et Graves 1974], PILOT est un modèle déterministe dont l'objectif est de minimiser une fonction coût non linéaire sur un horizon de plusieurs périodes de temps. Les décisions concernent l'ouverture des sites (usine et/ou centre de distribution), les flux intermédiaires des produits entre différents sites et la disponibilité des matières premières chez les fournisseurs. Les auteurs proposent une méthode heuristique pour la résolution du problème.

Un modèle de programmation linéaire en variables mixtes est présenté dans [Cohen et Lee 1989], pour la conception d'un réseau de production et de distribution à l'échelle internationale. Ce modèle déterministe à une seule période de temps cherche à maximiser le profit total obtenu après le paiement des taxes. Il prend en compte les coûts liés à l'investissement pour l'ouverture des sites, à l'approvisionnement, à la production, au transport et au stockage.

Dans [Arntzen *et al.* 1995], les auteurs proposent un modèle multi-périodes multi-produits pour la conception des chaînes logistiques globales. Le modèle est développé initialement pour optimiser une partie de la chaîne logistique de DEC (Digital Equipment Corporation). Ce modèle, de programmation linéaire en variables mixtes, est considéré comme l'un des modèles les plus complets. La fonction objective à optimiser est composée de deux parties pondérées par deux poids : (i) les volumes d'activités des différents sites, et (ii) les différents coûts de production, de stockage et de transport. Ce modèle nécessite comme données les gammes des produits, les demandes, les coûts, les taxes douaniers et les charges des différentes activités. Il fournit en sortie (i) le nombre de centres de distribution et leur localisation, (ii) l'affectation client-centre de distribution, (iii) le nombre de niveaux de la chaîne, et (iv) l'affectation produits-usines.

Un modèle intégrant la localisation et la planification des capacités des différents sites est proposé par [Verter et Dincer 1995]. Les auteurs observent que peu de modèles de production et de distribution traitent les aspects internationaux d'une chaîne globale. De même, ils montrent l'importance des aspects stochastiques tels que les aléas des prix des marchés et des taux du change dans la localisation de sites.

Dans [Bel *et al.* 1996], les auteurs proposent un modèle mathématique multi-produits de programmation linéaire en variables mixtes pour la localisation des lignes d'assemblage. L'objectif d'optimisation est de minimiser les coûts de production et de transport et maximiser la robustesse. Plus particulièrement, les auteurs définissent un indicateur de robustesses dans ce modèle. Dans le cas multicritères, i.e. la minimisation du coût total et la maximisation de la robustesse simultanément, un algorithme génétique multicritères est implémenté pour la résolution du problème. L'algorithme génétique est également utilisé pour résolution du problème d'optimisation monocritère. Selon les résultats obtenus, l'algorithme génétique montre son efficacité lors de la recherche de la solution optimale.

Un modèle mono-produit/multi-périodes de programmation linéaire en variables mixtes est proposé par [Canel et Khumawala 1997] pour la conception des chaînes logistiques. Dans leur modèle, les décisions concernent l'ouverture de sites (usines et centres de distribution) dans les différents pays et les quantités à transférer de ces sites vers les clients, avec comme objectif la maximisation du profit total. Le modèle inclut également un certain nombre de données ayant trait à la présence d'une entreprise sur un marché international comme, par exemple, les taux de change, les taxes, les frais douaniers et les prix de transfert. Pour la résolution du problème, les auteurs proposent un algorithme d'évaluation et de séparation (branch-and-bound). Un cas industriel est présenté pour la validation du modèle et l'algorithme. De même, une comparaison entre l'algorithme développé et le logiciel commercial LINDO a été réalisée. Les résultats menés montrent

que la procédure est plus efficace que LINDO pour ce type de problème.

[Jayaraman et Pirkul 2001] proposent un modèle mono-période/multi-produits de programmation linéaire en variables mixtes pour la résolution des problèmes de localisation et d'allocation lors de la conception d'un réseau de production et de distribution. Des fournisseurs sont également introduits dans le modèle assurant l'approvisionnement des usines en matières premières. Trois types de coûts sont considérés dans le modèle, incluant les coûts fixes et variables de production, les coûts de transport des matières premières et les coûts fixes et variables pour la distribution des produits finis. Les auteurs présentent un exemple du problème traité et montrent que sa résolution est difficile en utilisant les logiciels d'optimisation existants. Une méthode heuristique basée sur la relaxation Lagrangienne est alors développée.

2.3.3. Localisation des sites et gestion de stock

Dans un environnement de plus en plus compétitif, la gestion de stock est devenu un défi important pour les entreprises quand elles cherchent simultanément à réduire les différents coûts et à améliorer la qualité du service client. Une grande partie de la littérature existante se focalise uniquement sur la recherche de politiques optimales de gestion de stock en considérant que la structure du système étudié est fixée [Graves *et al.* 1993] [Zipkin 1997]. Néanmoins, nul ne peut ignorer l'interaction forte existante entre la configuration de la chaîne et le choix des politiques de gestion de stock lors de la conception de la chaîne. Pour cela, des travaux de recherche récents abordent ce type de problème avec beaucoup d'attention. Nous citons ci-après quelques références qui traitent simultanément la localisation des sites et la gestion de stock lors de la conception des chaînes logistiques.

Dans [Erlebacher et Meller 2000], les auteurs proposent un modèle analytique pour déterminer le nombre de centres de distribution à installer, leur localisation ainsi que l'affectation des clients aux différents centres de distribution, tout en respectant le niveau de service client exigé. L'objectif est de minimiser le coût total comprenant les coûts d'investissement, les coûts de stockage et les coûts de transport, sous des contraintes liées à la satisfaction des demandes clients, à la capacité des usines, etc. Les auteurs montrent que le problème est NP-difficile. Pour cela, une méthode heuristique est développée pour la résolution du problème.

[Nozick et Turnquist 2001] proposent un modèle mathématique pour le problème de localisation des centres de distribution dans une chaîne logistique avec la prise en compte des aspects relatifs à la gestion de stock, au transport et au niveau de service client. L'objectif est de maximiser la satisfaction des demandes client tout en minimisant le coût

total engendré. L'approche développée est appliquée sur un exemple de l'industrie automobile qui sert différentes régions des Etats Unis.

Un modèle de programmation linéaire en variables mixtes est proposé dans [Daskin *et al.* 2002] pour traiter le problème de localisation des centres de distribution dans une chaîne logistique. Le modèle comprend trois niveaux de la chaîne : un fournisseur, des centres de distribution potentiels et des détaillants. Le problème est de déterminer les meilleures localisations des DCs ainsi que la meilleure affectation des clients aux DCs pour minimiser une fonction objective comprenant les coûts de stockage, les coûts de stock de sécurité, les coûts de passation des commandes (DC-fournisseur) et les coûts de transport entre le fournisseur et les DCs. Une approche par relaxation Lagrangienne est proposée pour la résolution du problème.

Le travail effectué par [Shen *et al.* 2003] est motivé par un cas d'étude d'une banque du sang aux Etats Unis. Dans ce cas d'étude, le produit (sang) est très périssable et le temps de transport est très court pour les demandes urgentes. L'approche est similaire à celle proposée dans [Daskin *et al.* 2002]. De plus, les auteurs proposent une formulation du problème comme un problème de recouvrement (set-covering). Le problème est ensuite résolu d'une manière optimale en utilisant la technique de génération par colonnes.

2.4. Modèles de simulation pour l'évaluation des chaînes logistiques

La simulation des chaînes logistiques comprend à la fois la simulation des flux de matières, d'informations et financiers entre différents sites durant les différentes phases de transformation, de stockage et de distribution des produits. Grâce à sa capacité de capturer l'incertitude, de traiter l'aspect dynamique des systèmes complexes et des systèmes à grandes échelles, la simulation a été identifiée comme l'un des meilleurs outils pour modéliser et analyser les éléments de natures stochastiques dans les chaînes logistiques [Schunk et Plott 2000]. Ci-après, nous présentons les principaux modèles généraux de simulation des chaînes logistiques proposés dans la littérature et certaines études des chaînes logistiques utilisant la simulation.

2.4.1. Modèles généraux de simulation des chaînes logistiques

De nombreux modèles généraux ont été proposés pour une modélisation et simulation efficace des chaînes logistiques. [Jain *et al.* 2001] proposent un modèle de simulation pour l'évaluation des performances des chaînes logistiques et la détermination des paramètres associés aux politiques de gestion de stock. Un outil générique s'appuyant sur ce modèle

est développé pour la simulation des chaînes logistiques. Cet outil simule les chaînes logistiques de manière macroscopique avec une importante agrégation et simplification des principales activités telles que la production, le stockage et la distribution.

[Rossetti et Chan 2003] proposent un prototype logiciel de simulation orienté objet pour les chaînes logistiques. Les principaux objets et l'intégration des objets pour former une chaîne 'complète' sont définis. Un exemple simple est simulé pour illustrer et valider les différents concepts.

Développé au sein du Supply Chain Council (www.supplychain-council.com) par des universitaires et des industriels de différentes disciplines, SCOR est un modèle de référence intersectoriel conçu pour l'analyse et l'amélioration des chaînes logistiques. C'est une technique d'analyse, de diagnostic, de conception et de mise en œuvre de la gestion des chaînes logistiques. Ce modèle repose sur l'identification des cinq grands processus désignés sous les termes «Plan», «Source», «Make», «Deliver» et «Return» en prenant en compte les typologies industrielles et logistiques (Make-to-Stock, Make-to-Order, etc.). Ces processus sont décomposés en catégories, puis en éléments auxquels sont associés des indicateurs de performances et des meilleures pratiques. SCOR présente plusieurs avantages : i) un référentiel de standards internationaux ; ii) un outil de formation et de communication ; iii) une source de connaissance pour le benchmarking. En se basant sur le modèle SCOR, [Herrmann *et al.* 2003] proposent un nouveau cadre et des modèles de simulation des chaînes logistiques. Ces modèles sont hiérarchiques comprenant des sous-modèles utilisés pour capturer les activités spécifiques de la chaîne étudiée comme le lancement des ordres d'approvisionnement, des ordres de production, etc.

Récemment, [Biswas et Narahari 2004] proposent un système d'aide à la décision, nommé DESSCOM (Decision Support for Supply Chains through Object Modeling). Cet outil permet la prise de décisions aux différents niveaux stratégique, tactique et opérationnel dans une chaîne logistique. Il comprend deux composantes principales, respectivement un cadre de modélisation générique et un module décisionnel comprenant des algorithmes d'optimisation (programmation linéaire, heuristiques) et des modèles de simulation. Seule une optimisation monocritère est possible en utilisant cet outil. Un cas d'étude est présenté pour démontrer la capacité du système pour la prise de décisions.

Des dizaines de logiciels de simulation ont été développés et commercialisés pour faciliter l'utilisation de la simulation comme une technique d'analyse pour la conception, l'évaluation et l'optimisation des chaînes logistiques. A titre d'exemple, IBM Supply Chain Simulator, Supply Chain Builder [Simulation Dynamics 2004], Supply Chain Guru, Simflex et Autofat sont les logiciels les plus connus.

Dans [Bagchi *et al.* 1998], les auteurs rapportent leur expériences sur l'utilisation de l'outil IBM Supply Chain Simulator dans l'étude des chaînes logistiques. Ils constatent que l'utilisation de la simulation comme outil d'analyse est préféré par rapport aux méthodes mathématiques, considérées trop simplificatrices lors de la résolution des problèmes.

[Schriber et Brunner 2003] synthétisent les éléments utilisés en commun par les logiciels de simulation pour l'analyse des chaînes logistiques. Cette synthèse permet d'avoir une vision approfondie sur les mécanismes de fonctionnement des logiciels de simulation et d'aide au développement d'un cadre de simulation général.

[Kilgore 2003] présente un guide sur l'utilisation des langages de programmation orientés objets supportant la simulation par événement discrets des systèmes en général et des chaînes logistiques en particulier. Ce guide permet aux utilisateurs d'avoir une vision globale sur la manière de développer un simulateur ouvert et réutilisable.

2.4.2. Analyses des chaînes logistiques par simulation

La littérature présente de nombreuses études des chaînes logistiques réalisées en utilisant la simulation. Nous nous limitons à quelques travaux représentatifs.

[Towill *et al.* 1992] présentent une analyse par simulation dans le but d'évaluer les impacts des différentes stratégies de réorganisation sur les performances d'une chaîne logistique. Trois stratégies sont identifiées pour une amélioration efficace des performances de la chaîne : i) l'élimination des processus intermédiaires de la chaîne ; ii) l'intégration des flux d'information afin d'avoir une passation rapide des demandes client ; iii) la diminution des délais de production.

Dans [Petrovic *et al.* 1999], les auteurs proposent une approche de modélisation des chaînes logistiques en utilisant les ensembles flous. Les auteurs identifient deux sources majeures de l'incertitude dans une chaîne logistique liées respectivement i) à l'approvisionnement en matières premières et ii) aux demandes client. Ils modélisent ces deux sources d'incertitude par des ensembles flous. Selon les décisions obtenues à partir de la modélisation, un modèle de simulation est développé permettant l'évaluation de leurs impacts sur les performances de la chaîne.

[Bhaskaran 1998] présente une analyse par simulation sur l'instabilité des chaînes logistiques dans l'industrie automobile quand des phénomènes aléatoires et des incertitudes sont à prendre en compte. Cette analyse est réalisée en utilisant des données fournies par GM (General Motors). Les résultats obtenus montrent comment une analyse efficace peut contribuer à une amélioration significative des performances des chaînes logistiques.

Dans [Van der Vorst *et al.* 2000], les auteurs présentent une méthode pour la

modélisation de la dynamique des chaînes logistiques. La méthode consiste à évaluer, à l'aide de la simulation, les différents scénarios possibles dans le but d'améliorer les performances de la chaîne étudiée. Lors de la phase de modélisation, quatre composantes sont identifiées : les processus, les variables liées à la configuration et au fonctionnement de la chaîne, les indicateurs de performance et les flux entre différents sites de la chaîne. Cette méthode est appliquée pour la conception d'un réseau multi-niveaux de l'industrie alimentaire. Les résultats obtenus montrent que l'augmentation des fréquences d'approvisionnement et de livraison, la réduction du délai de production et l'introduction de nouveaux systèmes d'information contribuent à une amélioration significative des performances de la chaîne.

2.5. Couplage simulation et optimisation pour la conception des chaînes logistiques

Une analyse des avantages et des désavantages de l'utilisation de la simulation par rapport à l'optimisation mathématique pour étudier les chaînes logistiques est présentée dans [Ingalls 1998]. L'auteur recommande d'utiliser conjointement les techniques d'optimisation et de simulation. Pour Ingalls, l'optimisation basée sur la simulation est une solution idéale. En effet, lors de l'optimisation d'une chaîne logistique, la simulation peut aider en évaluant l'impact ou les impacts d'utilisation des différentes politiques de pilotage. De même, de nombreux événements aléatoires tels que les variations des temps de transport et les fluctuations des demandes clients ont des influences majeures sur la performance de la chaîne et doivent être considérés par le décideur pour une évaluation plus réaliste.

Une approche d'optimisation basée sur la simulation comprend généralement un module d'optimisation qui a pour rôle de guider la direction de recherche des solutions et un module de simulation utilisé pour l'évaluation des performances des solutions candidates suggérées par le module d'optimisation. Par rapport aux méthodes de programmation mathématiques, les méthodes d'optimisation basée sur la simulation remplacent la fonction d'objectif analytique par un ou plusieurs modèles de simulation. Les variables de décisions correspondent aux conditions sous lesquelles les modèles de simulation sont exécutés.

Dans la littérature, de nombreux travaux de recherche ont été réalisés pour le développement et l'utilisation des méthodes d'optimisation basée sur la simulation. [Fu 1994] présente un état de l'art sur les différentes méthodes d'optimisation basées sur la simulation ainsi que quelques exemples industriels. Selon les travaux de [Azadivar 1999] et [Carson et Maria 1997], les méthodes d'optimisation basées sur la simulation peuvent être

classées en cinq catégories : les méthodes de gradient, les méthodes d'approximation stochastique, les méthodes 'sample-path', la méthodologie de surface de réponses (RSM) [Boyle et Shin 1996] et les méthodes heuristiques.

Pour des applications industrielles, le module d'optimisation s'appuie essentiellement sur des algorithmes de recherche tels que la recherche de motifs (pattern search), la méthode simplexe, la méthode de recuit-simulé et les algorithmes génétiques. D'après une comparaison empirique de ces quatre types d'algorithmes présentée par [Lacksonen 2001], les algorithmes génétiques montrent leur efficacité et robustesse pour la résolution des problèmes complexes avec des variables non numériques. Les algorithmes génétiques sont plus performants que les autres types d'algorithmes sur les différents problèmes de test. L'étude de [McHaney 1999] présente trois manières d'intégrer les algorithmes génétiques et la simulation et conclue que ces algorithmes génétiques sont relativement faciles à intégrer dans un environnement de simulation par événements discrets.

[Hicks 1999] propose une méthodologie d'optimisation basée sur la simulation pour la planification des chaînes logistiques aux niveaux stratégiques. Cette méthodologie compte quatre étapes principales. A chaque étape, une partie du problème de planification est résolue en utilisant soit l'optimisation, soit la simulation, soit l'optimisation basée sur la simulation. Plus précisément, la première étape a pour objectif la détermination de la structure optimale de la chaîne en utilisant la programmation linéaire en variables mixtes. Des simplifications sont introduites dans le modèle afin d'obtenir une solution dans un temps raisonnable. La deuxième étape consiste à simuler la chaîne pour une évaluation plus réaliste de ses indicateurs de performance. Pour la troisième étape, l'optimisation et la simulation sont utilisées pour déterminer les règles de pilotage de la chaîne. Enfin, la quatrième étape combine l'optimisation, la simulation et l'expérience du décideur pour les décisions finales. Nous constatons qu'aucune application de cette méthodologie n'est présentée dans cet article.

Dans [Paul et Chaney 1998], les auteurs présentent une méthode d'optimisation basée sur la simulation utilisant un algorithme génétique. A cause de la nature stochastique du modèle de simulation, l'espace des solutions du problème est très bruité, largement non linéaire et discret. Dans cette étude, l'algorithme génétique utilisé est prouvé efficace pour le traitement des problèmes complexes. Nous constatons que seuls les paramètres quantitatifs de la chaîne sont optimisés.

F. Azadivar a publié plusieurs articles sur le développement et l'utilisation des méthodes d'optimisation basées sur la simulation pour l'étude des chaînes logistiques. Nous citons quelques travaux de cet auteur qui sont à nos yeux importants.

[Tompkins et Azadivar 1995] développent une méthodologie utilisant un algorithme génétique pour la conception des systèmes manufacturiers flexibles. L'algorithme génétique proposé est connecté à un générateur de modèles de simulation. La méthodologie est validée sur trois exemples de systèmes manufacturiers et les résultats obtenus attestent de l'efficacité de l'algorithme génétique proposé comparé à une méthode par tirage aléatoire (random sampling).

[Azadivar et Tompkins 1999] développent une méthodologie d'optimisation basée sur la simulation utilisant un algorithme génétique pour l'optimisation des variables de décision qualitatives et structurelles dans une chaîne logistique. Des expériences numériques sont réalisées et permettent de montrer l'efficacité de l'algorithme génétique utilisé par rapport à une méthode par tirage aléatoire.

Pour optimiser l'agencement des lignes de production, [Azadivar et Wang 2000] combinent un algorithme génétique avec un simulateur. Des expériences numériques sont réalisées et l'efficacité de la méthode proposée est comparée aux différentes méthodes classiques.

Une méthode d'optimisation basée sur la simulation pour la conception des chaînes logistiques est proposée dans [Truong et Azadivar 2003]. Dans le module d'optimisation, un algorithme génétique est utilisé pour la détermination des politiques de gestion de production et le choix des modes de transport. Dans le même module, la programmation linéaire en variables mixtes est utilisée pour l'optimisation des variables quantitatives liées à la détermination de la localisation des usines et centres de distribution, leur capacité et les sites à servir. Dans cette approche, la simulation est également utilisée pour l'évaluation des performances des solutions proposées par le module d'optimisation.

Une synthèse sur les méthodes d'optimisation basées sur la simulation est donnée par [Fu 2002]. De même, l'auteur présente les principaux logiciels utilisant ces méthodes. Dans [Boesel *et al.* 2003], les auteurs proposent un cadre des méthodes d'optimisation basées sur la simulation dédié principalement aux développeurs d'outils logiciels. Dans ce cadre, un algorithme génétique est utilisé pour piloter les processus d'optimisation. Plus particulièrement, une procédure est introduite pour contrôler l'erreur statistique des résultats obtenus par l'algorithme génétique. [Vamanan *et al.* 2004] présente une intégration des deux logiciels commerciaux, CPLEX et ARENA, pour l'optimisation de la fonction de gestion de stock et des activités logistiques comme le transport. Le logiciel d'optimisation CPLEX est utilisé pour résoudre les problèmes de décisions modélisés en des problèmes de programmation linéaire en variables mixtes. De son côté, le logiciel ARENA est utilisé pour l'évaluation des performances opérationnelles des solutions proposées par CPLEX.

2.6. Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons rapporté les principaux travaux de recherche réalisés traitant du problème de conception des chaînes logistiques. Plus particulièrement, dans un premier temps, nous nous sommes intéressés au problème du choix des fournisseurs et aux modèles d'optimisation développés pour résoudre le problème de localisation des sites lors de la conception des chaînes logistiques. Dans un deuxième temps, nous avons présenté quelques travaux de recherche utilisant la simulation comme technique d'analyse des chaînes logistiques. Enfin, nous avons terminé par quelques références bibliographiques sur les travaux réalisés en utilisant l'approche d'optimisation basée sur la simulation pour l'étude des systèmes complexes et plus particulièrement les chaînes logistiques.

D'après notre lecture bibliographique, nous constatons qu'un manque important est observé dans le développement des méthodes de résolution du problème de conception des chaînes logistiques tenant compte des aspects critiques comme i) l'interaction entre les différents niveaux décisionnels ; ii) l'incertitude et la dynamique tout au long de la chaîne et iii) la nécessité de passer d'une optimisation monocritère à une réelle optimisation multicritères.

Chapitre 3

Un cadre général pour la modélisation et la simulation des chaînes logistiques

Ce chapitre est dédié principalement à la présentation d'un cadre général pour la modélisation et la simulation des chaînes logistiques. La section 3.1 présente des arguments permettant de justifier les intérêts d'utiliser la simulation comme une méthode d'étude des chaînes logistiques. Une brève introduction à la modélisation orientée objet, dont certains principes sont utilisés dans la thèse, est donnée dans la section 3.2. L'environnement de simulation des systèmes à événements discrets proposé dans cette thèse est décrit dans la section 3.3. Considérée comme le cœur du chapitre, la section 3.4 est consacrée à la description des différentes classes ou composants de base utilisés dans notre approche de modélisation des chaînes logistiques. Du fait qu'une simulation d'une chaîne logistique nécessite en temps réel la prise de différents types de décisions (tactiques/opérationnelles), dans la section 3.5, des règles de pilotage développées dans cette thèse sont présentées en détails. Pour évaluer les performances d'une chaîne logistique, dans la section 3.6, nous cherchons à répondre aux deux questions suivantes : comment définir les performances d'une chaîne logistique et comment mesurer ces performances. Nous concluons ce chapitre par quelques remarques et suggestions.

3.1. Pourquoi la simulation d'une chaîne logistique ?

La chaîne logistique d'aujourd'hui n'a jamais été aussi complexe. D'une part, la production est souvent répartie sur plusieurs usines, situées dans différents pays, s'approvisionnant auprès de différents fournisseurs à l'échelle nationale et internationale. D'autre part, dans un marché international, la demande de clients évolue constamment et la compétition exige des entreprises de mettre à disposition des produits de meilleure qualité, livrés dans un délai court et avec des prix compétitifs. Dans un tel contexte, les entreprises favorisent d'avantage l'utilisation de la simulation comme l'un des outils d'aide à la décision permettant d'avoir une vision globale du comportement de chacune des entités de la chaîne (fournisseurs, usines, centres de distribution, etc.) [Ingalls 1998]. Ainsi, une évaluation réaliste des performances, dans un environnement affecté par des incertitudes comme la fluctuation des demandes et les aléas liés aux transports, est possible.

Dans le cadre de la simulation, deux types de systèmes sont considérés, respectivement, système continu et système discret. Un système continu est un système dont les variables d'état évoluent de manière continue dans le temps. A l'opposé, un système à événements discrets est un système dont les variables n'évoluent qu'à des points discrets dans le temps. Ces points correspondent à des événements qui changent l'état du système. Dans le cadre de cette thèse, une chaîne logistique est modélisée comme un système à événements discrets.

Traditionnellement, la simulation est utilisée pour répondre à des questions du type 'as is' et 'what if'. Dans la plupart de littérature, les processus d'une chaîne logistique sont modélisés afin d'évaluer les performances d'un system spécifique. En effet, ce genre de simulation est limité à l'évaluation de modèles avec des configurations constantes. Le décideur est capable d'ajuster uniquement les paramètres quantitatifs et évaluer les performances correspondantes.

Dans notre approche, la simulation joue un rôle différent. Elle est utilisée pour évaluer les performances opérationnelles (coûts, niveau de service client, etc.) de *toutes les solutions* suggérées par le module d'optimisation (voir le chapitre 4 pour plus de détails). A la différence de la plupart des méthodes d'optimisation basées sur la simulation, dont les variables de décision sont seulement des paramètres quantitatifs pilotant le système, nos objectifs d'optimisation incorporent, en plus, la structure de la chaîne logistique étudiée et des variables qualitatifs. Par conséquent, des combinaisons différentes des sites et connexions de transport conduisent à des chaînes logistiques de structures différentes. Dans le modèle de simulation correspondant, les flux d'informations et de matières changent d'un modèle à l'autre. Pour cela, le modèle de simulation doit être généré chaque fois et

selon la structure déterminée par les décisions stratégiques. Aussi, les opérations de la chaîne doivent être adaptées par rapport à la nouvelle structure. En raison du grand nombre de combinaisons possibles des variables de décisions, de niveaux différents, il est inconcevable voir impossible de construire manuellement un modèle de simulation à chaque fois qu'une nouvelle structure et des règles de pilotage sont suggérées par le module d'optimisation. Afin de permettre la création automatique de modèles de simulation, pour différentes structures, nous avons proposé un cadre général permettant la modélisation et la simulation des chaînes logistiques [Ding *et al.* 2004a]. Ce cadre s'adapte à différentes configurations des chaînes. Un environnement pour la simulation des systèmes à événements discrets, ainsi que des objets dédiés à la modélisation des entités et de fonctionnement des chaînes logistiques ont été développés et feront le objet de toute la suite de ce chapitre.

3.2. Modélisation orientée objet des chaînes logistiques

L'étude, via simulation d'une chaîne logistique, commence par le développement d'un modèle de simulation. Un modèle est une abstraction du problème considéré qui prend la forme d'un ensemble d'hypothèses sur le fonctionnement du système. Ces hypothèses sont exprimées par des relations mathématiques, logiques et symboliques reliant les différentes entités du système. Nous utilisons la méthode de modélisation orientée objet dans cette thèse pour construire le modèle de simulation. La littérature dans ce domaine est très riche, pour cela, dans cette section, nous nous limitons à une très brève introduction à la modélisation orientée objet dans le domaine des chaînes logistiques.

La modélisation orientée objet est une méthode de modélisation caractérisée par la représentation naturelle qu'offre le concept d'objet pour les entités physiques ou conceptuelles du monde réel [Coad et Yourdon 1991]. La modélisation orientée objet consiste à représenter une entité sous la forme d'un objet, c'est-à-dire sous la forme d'une entité informatique qui rassemble, dans une structure de données abstraite, les données et les procédures qui sont nécessaires à sa représentation et sa gestion. Un objet représente une abstraction sur les données et les traitements exclusifs associés à ces données. L'identification des objets peut se faire en considérant le domaine du problème à traiter, les éléments sur lesquels des informations doivent être retrouvées. Généralement, un modèle orienté objet d'une chaîne logistique consiste en des abstractions de vrais entités. Ces abstractions peuvent être décrites par des classes, chacune avec ses propres attributs (données) et comportements (des méthodes ou des fonctions). Le modèle final est composé d'un certain nombre d'objets, et organisé en des classes pour établir une hiérarchie entre les objets. Ces objets s'interagissent via messages et événements. Par exemple, les centres de

distribution, dans une chaîne logistique, peuvent être décrits par une classe de base, qui enveloppe des attributs comme capacité de stockage, capacité de traitement, etc., et des comportements comme chargement/déchargement des produits. Le réapprovisionnement des stocks exige des événements pour envoyer des ordres, qui établissent des relations entre les DCs et les usines ou fournisseurs.

Le cadre de modélisation proposé, dans cette thèse, doit être suffisamment général pour simuler le maximum de modèles avec des configurations différentes. Le développement d'un tel cadre peut rapidement conduire à un travail pénible lorsque des techniques de programmation procédurale sont utilisées. Pour cela, une approche orientée objet va être d'une aide certaine pour assurer la réutilisabilité et l'extensibilité des codes. C'est pourquoi, dans cette thèse, le cadre proposé pour la modélisation et la simulation des chaînes logistiques a été conceptualisé en UML et implémenté en langage C++. UML (Unified Modeling Language) est un langage de modélisation orienté objet normalisé par l'OMG (Object Management Group) et adopté par les méthodes d'analyse et conception orientées objets existantes. Il est aujourd'hui largement utilisé en amont de la conception des systèmes informatiques, mais aussi pour modéliser des processus métiers existants dans les chaînes logistiques. L'UML consiste en un ensemble de notations graphiques et sémantique qui sont bien définis. Il permet de dépeindre un domaine particulier comme un système orienté objet (dans notre cas, une chaîne logistique). Pour plus de détails voir le livre introductif de Larman [Larman 2001]. Dans toute la suite, nous utilisons le langage UML pour la présentation conceptuelle des composants du cadre de simulation proposé.

3.3. Un environnement pour la simulation par événements discrets des chaînes logistiques

Dans le cadre de cette thèse, nous avons développé un environnement général pour la simulation des chaînes logistiques par événements discrets. Cet environnement a été réalisé séparément, c'est-à-dire hors les classes de base des chaînes logistiques. Il permet de dissocier la modélisation de la chaîne et l'exécution de sa simulation. Cela, dans le but d'avoir une plus grande flexibilité pour simuler des systèmes extensibles. Plus précisément, il permet de gérer de nouveaux événements introduits par des nouveaux objets et fonctionnements créés pour modéliser et simuler des systèmes plus complexes.

Quatre classes de base ont été développées : la classe «CEvent», la classe «CScheduler», la classe «CTertiaryTree» et la classe «CSimulation». Dans la figure (Fig. 3.1) sont illustrés les principaux attributs de chacune des quatre classes ainsi que les relations existantes entre elles.

La classe «CEvent» est une abstraction de base qui représente un événement général dans une simulation à événements discrets. Des attributs basics, comme l'horloge d'exécution, la priorité de l'événement, sont intégrés dans cette classe. Tous les événements correspondant aux différentes activités d'une chaîne logistique sont créés par dériver de cette classe.

La classe «CScheduler» est modélisée afin d'avoir un moteur de simulation, indispensable pour la gestion d'exécution des événements discrets. Dans un moteur de simulation, les événements sont stockés et ordonnés suivant la date de traitement. Par conséquent, le moteur de simulation assure deux fonctionnalités essentielles. D'une part, il doit permettre de stocker des associations entre des événements et des dates, en triant les événements par ordre croissant des dates d'exécution. D'autre part, nous devons pouvoir y insérer des événements associés à des dates quelconques et instantanément déterminer le prochain événement. Cette spécification nous conduit à choisir d'utiliser une structure spécifique représentée par la classe «CTertiaryTree», de qui la classe «CScheduler» est dérivée.

La classe «CTertiaryTree» est basée sur une structure d'arbre, avec 3 feuilles associées à chaque nœud. C'est une structure de données qui permet une gestion efficace des événements.

Finalement, comme le noyau d'un environnement de simulation, la classe «CSimulation» a été développée pour avancer l'horloge de simulation, exécuter l'événement plus récent, modifier les états des objets relatifs, etc.

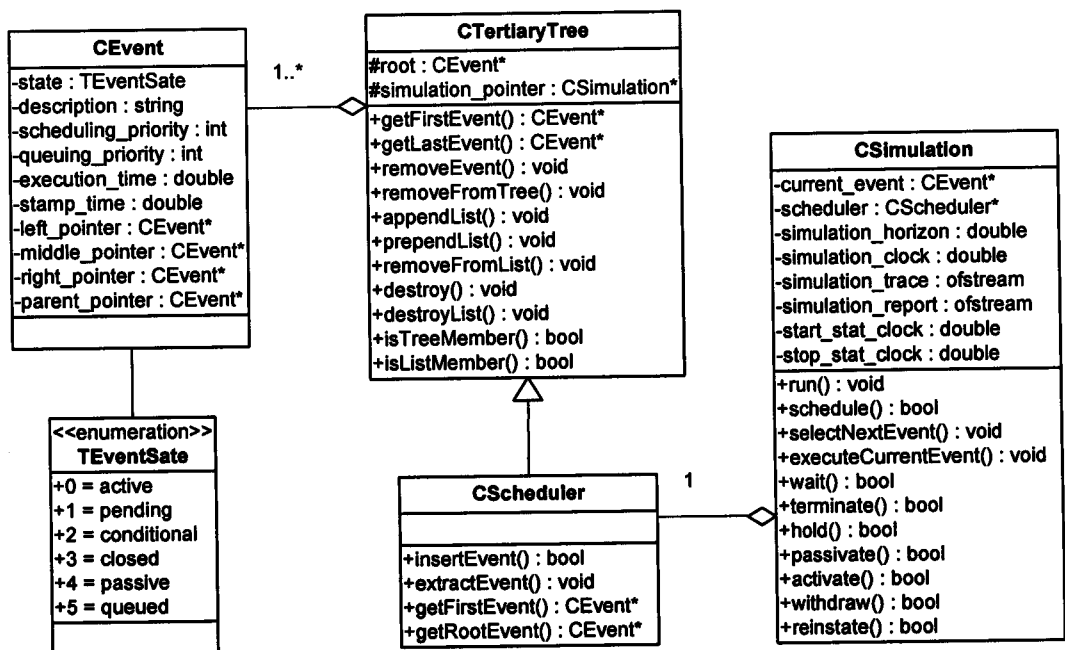


Fig. 3.1. Présentation des quatre classes fondamentales ainsi que les relations entre elles

Pour une évaluation efficace des performances de tout système, nous nous sommes intéressés au comportement à long terme d'une chaîne logistique, aussi appelé régime stationnaire. Par exemple, la simulation d'un système de gestion des stocks pendant un nombre illimité de jours ou celle d'une file d'attente avec un nombre infini de clients. Il est bien évident que nous ne pouvons pas simuler un système indéfiniment et que nous sommes obligé d'interrompre la simulation au bout d'un certain temps. L'évolution d'une estimation au cours du temps de la simulation est illustrée par la figure suivante (Fig. 3.2). La période de réchauffement correspond au régime transitoire du système. Les résultats de cette période sont ignorés. Seuls les résultats au bout de la période de réchauffement sont recueillis pour des analyses statistiques. La longueur de la période de réchauffement est un paramètre de contrôle de la simulation et son choix est difficile et s'effectue généralement selon des règles empiriques. Dans notre implémentation, la longueur de la période de réchauffement est déterminée par le décideur lui-même. La détermination peut être basée sur des expériences existantes ou des études expérimentales. Une fois la période de réchauffement dépassée, nous pouvons obtenir les résultats numériques associées à un critère de performance donné, afin d'établir des analyses. Ces résultats sont obtenus soit par réplifications soit en décomposant un historique très long, dû à de la simulation du système, en plusieurs portions de longueurs égales.

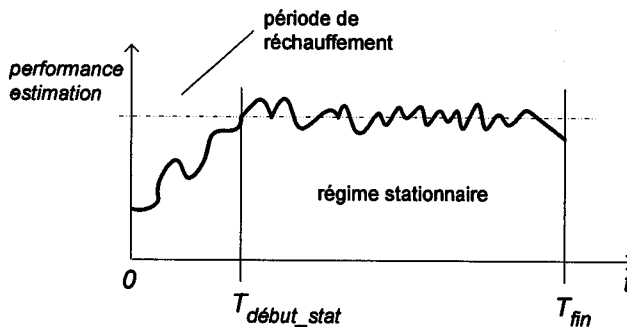


Fig. 3.2. Représentation de la période de réchauffement

3.4. Classes de base des chaînes logistiques

Toute modélisation et simulation d'une chaîne logistique commence par l'identification des composants de base de la dite chaîne. Pour cela, nous avons défini et implémenté quatre classes de base correspondant aux quatre catégories de sites de la chaîne, à savoir : les fournisseurs, usines, centres de distribution, clients. Ces quatre classes sont nommées respectivement, «CSupplier», «CManufacturer», «CDistributer» et «CCustomer». Nous avons en plus implémenté une classe de base représentant les connexions de transport de la chaîne, appelée «CTransportationLink». Avec ces cinq classes, une modélisation efficace et complète de l'infrastructure d'une chaîne logistique est possible. D'autre part, lié à la

gestion des flux d'informations, nous avons introduit deux nouvelles classes «CEntreprise» et «CInformationLink», correspondant respectivement aux entreprises et liaisons d'information. La terminologie, utilisée dans ce cadre de modélisation, est illustrée dans la figure Fig. 3.3.

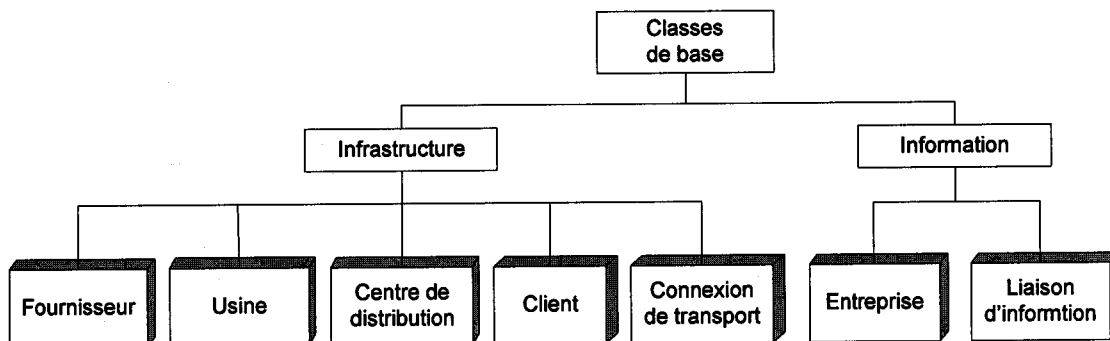


Fig. 3.3. Terminologie des classes de base utilisées

Une chaîne logistique est le plus souvent un système avec une topologie de réseaux. Chaque site structurel de la chaîne (fournisseur, usine, centre de distribution ou client) correspond à un nœud du réseau. Chaque connexion de transport ou liaison d'information correspond à un arc du réseau. Pour mieux gérer les comportements d'une chaîne logistique, nous modélisons deux réseaux pour chaque chaîne, respectivement un réseau infrastructurel et un réseau d'information. Le réseau infrastructurel concerne particulièrement les échanges de flux de matières entre les sites. Il est modélisé en utilisant la classe «CTransportationNetwork», composée d'un certain nombre de connexions de transport. Cette classe «CTransportationNetwork» fournit principalement des méthodes dédiées à la prise de décisions en temps réel lors du pilotage de la chaîne. A titre d'exemple, elle fournit une méthode dite 'selectClosestPredecessor' permettant à un client de choisir, pour son service, le centre de distribution le plus proche (en terme de distance). De même, pour modéliser un réseau d'information, nous utilisons la classe «CEntreprise» comprenant des liaisons d'information. Ces classes sont particulièrement importantes pour effectuer une simulation automatiquement adaptée sur des structures de chaînes variables.

Pour modéliser un nœud du réseau de manière orientée objet, nous avons implémenté une classe de base appelée «CFacility». Les quatre classes (CSupplier, CManufacturer, CDistributor et CCustomer), représentant les sites principaux d'une chaîne logistique, sont toutes dérivées de cette classe. Plus précisément, la classe «CFacility» permet la modélisation des attributs communs et représentatifs de chacune des 4 classes (numéro d'identité, nom, localisation, etc.). De plus, des attributs spécifiques y sont associés. L'attribut booléen 'existing' indique le site existe déjà dans la configuration actuelle ou non. Pour les sites existants déjà, l'attribut booléen 'closable' indique le site peut être fermé ou non. Avec ces deux attributs, nous savons les sites à optimiser. L'attribut 'investment_cost'

est associé avec les sites de décision indiquant le coût d'investissement ou de fermeture selon la nature du site. Les deux listes 'predecessor_list' et 'successor_list' contiennent les numéros d'identité des sites amont et aval. Les deux listes 'incoming_link_list' et 'outgoing_link_list' contiennent les numéros d'identité des connexions de transport entrants et sortant du site. Avec ces attributs, les opérations de sélection, comparaison et affectation peuvent être effectuées assez facilement. La relation entre ces différentes classes est illustrée dans la figure Fig. 3.4 en utilisant UML.

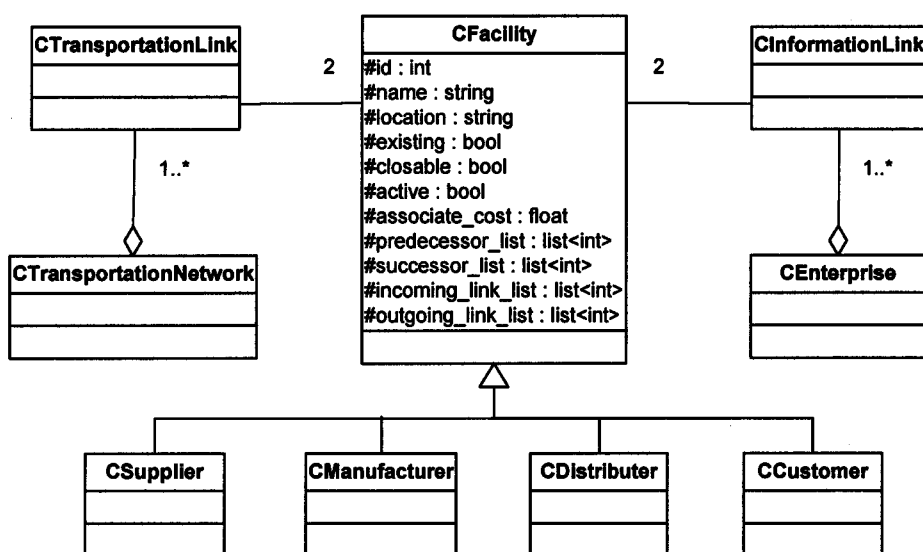


Fig. 3.4. Composition d'un modèle d'une chaîne logistique

Les définitions des classes de base, utilisées pour la modélisation des chaînes logistiques, sont présentées dans les sous-sections suivantes. Les attributs associés à chacune des classes sont décrits et commentés. Il est important de signaler que, pour une nouvelle étude, il n'est pas exclu d'étendre les classes de base, en ajoutant de nouveaux attributs et méthodes relatives aux comportements de la chaîne.

3.4.1. Fournisseur

Un fournisseur est une entité qui fabrique, assemble les produits pour les vendre aux acheteurs, qui peuvent être des usines, centres de distribution ou clients finaux. Dans une chaîne logistique, les fournisseurs sont généralement des sources où les flux de matières sont initiés. Un fournisseur peut fournir plusieurs types de produit, qui peuvent être de différentes natures : des matières premières, des composantes, des produits semi-finis et même des produits finis.

Le prix de vente a été et est toujours un attribut critique pour le choix de fournisseurs. Néanmoins, le seul prix d'achat n'est pas de nos jours un facteur déterminant. Le rapport qualité-prix est beaucoup plus utilisé que le prix d'achat seul. De plus, le respect des délais

de livraison et la qualité du service sont des éléments clés et seront utilisés dans notre évaluation de la stratégie d'approvisionnement adoptée dans la chaîne.

Dans le cadre de ce travail de recherche, la relation entre un fournisseur et un acheteur est modélisée en terme de contrat d'approvisionnement. Nous ne modélisons pas le processus de fabrication chez les fournisseurs. Par hypothèse, les fournisseurs travaillent à la commande durant la simulation. Plus précisément, lorsque un ordre d'achat arrive chez un fournisseur, nous considérons que la totalité des produits demandés seront disponibles pour la livraison après une période dite «délai d'approvisionnement». Sans perte de généralité, dans toute la suite, nous nous plaçons dans le cas où chaque fournisseur ne fournit qu'un seul type de produit.

Afin de représenter les fournisseurs, nous avons développé la classe «CSupplier». Les principaux attributs associés à cette classe sont illustrés et commentés ci-dessous :

- Prix d'achat unitaire hors taxe ;
- Taux de la taxe douanière ;
- Pourcentage des produits ne respectant pas le cahier des charges ;
- Délai d'approvisionnement ;
- Quantité minimale acceptée par ordre.

Plus précisément, le coût d'achat dépend du prix unitaire hors taxe, ainsi que le taux de la taxe douanière, s'il agit d'un produit acheté du marché international. L'aspect qualité des produits est aussi pris en compte, mais de point de vue quantitatif. En effet, la qualité des produits est mesurée par le pourcentage des produits ne respectant pas le cahier des charges. Le délai d'approvisionnement, associé à un ordre, est défini comme la durée séparant l'instant de réception de l'ordre jusqu'à l'instant où les produits demandés sont prêts à être livrés. C'est un attribut important indiquant la rapidité du fournisseur pour répondre aux demandes clients. Dans la pratique, ce délai peut être constant ou variable selon la quantité demandée et la capacité de production disponible chez le fournisseur. Toutefois, dans cette thèse, nous n'imposons pas une capacité maximale chez les fournisseurs. L'attribut 'quantité minimale acceptée' est introduit pour une raison d'économie d'échelle. Un ordre, dont la quantité demandée est inférieure au minimum exigé, est systématiquement refusé. A l'inverse, si la quantité demandée dépasse le seuil minimal exigé, l'ordre est par hypothèse accepté.

Les fournisseurs doivent avoir aussi la capacité et les moyens nécessaires afin de permettre la réalisation des opérations de transport des produits vers les clients. Dans notre étude, cet aspect est adressé par les connexions de transport (voir la sous-section correspondante), hors l'objet fournisseur.

3.4.2. Usine

Une usine est l'une des entités critiques dans une chaîne logistique. Elle a pour le rôle de fabriquer, assembler des matières premières et composants afin d'obtenir des produits finis destinés au marché. Dans le cadre de notre modélisation, une usine est considérée comme un système de production avec plusieurs lignes en parallèles. Chaque ligne de production, avec une capacité finie, est dédiée à un seul type de produit. Plus précisément, nous avons introduit les attributs ci-dessous afin de modéliser une ligne de production :

- Fréquence de lancement de la production;
- Capacité de production à chaque instant de lancement ;
- Taille minimale pour chaque lancement ;
- Délai de production ;
- Coût de production unitaire ;
- Nomenclature du produit fini (Bill-Of-Material).

La 'fréquence de lancement de la production' est utilisée pour indiquer les instants possibles de lancement de la production. Elle peut être représentée par l'heure, le jour, la semaine etc. De son côté, la capacité de la ligne est représentée par l'attribut 'capacité de production à chaque instant de lancement', notée par Q_{max} . La 'taille minimale pour chaque lancement' Q_{min} est introduite pour une raison d'économie d'échelle de production. Dans le cadre de cette thèse, les deux attributs Q_{max} et Q_{min} sont considérés comme constants et indépendants du temps. Le 'délai de production' T_{prod} correspond au délai nécessaire pour passer toutes les étapes de production et d'assemblage présentes dans la ligne. Cet attribut est considéré comme constant et indépendant de la quantité lancée en production. Afin de calculer le coût total de production, un 'coût de production unitaire' est utilisé. La nomenclature du produit fini est nécessaire pour définir et simuler les processus de transformation des matières.

La figure Fig. 3.5 donne un aperçu des principales phases prises en compte lors de notre modélisation d'une usine. Plus précisément, elles représentent les phases de réception des ordres de fabrication, de production et de stockage FGI (Finished Goods Inventory) avant les livraisons.

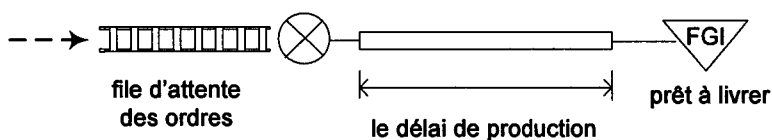


Fig. 3.5. Modèle d'une ligne de production

Pour une meilleure illustration du fonctionnement d'une usine lors de la simulation, nous présentons ci-après une description détaillée des différentes étapes depuis la réception d'un ordre de fabrication jusqu'à l'obtention des produits pour la livraison.

Les différents événements observés lors du traitement d'un ordre de fabrication sont représentés dans la figure Fig. 3.6. Initialement et pour un type de produit donné, lorsque un ordre de fabrication arrive à l'instant t_0 , il est aussitôt mis en attente dans la file de la ligne de production correspondante. Selon sa nomenclature, si les composants nécessaires à sa production sont disponibles en stock, cet ordre va être marqué 'confirmé' à l'instant t_1 . Pour le lancement de la production, la quantité totale des produits demandés Q_{total} (dans l'ensemble des ordres confirmés) est vérifiée à chaque instant de lancement. L'intervalle séparant deux instants de lancement est noté par T_{intvl} . Nous pouvons écrire $Q_{total} = N * Q_{max} + Q_{res}$, où N est un entier ≥ 0 et $Q_{res} < Q_{max}$. Si cette quantité est suffisante ($Q_{total} \geq Q_{min}$), alors la production est lancée à l'instant t_2 . Deux cas de figures sont possibles, respectivement $N = 0$ et $N > 0$.

- Dans le cas où $N = 0$, une quantité égale à Q_{res} est lancée en production et les produits disponibles à l'instant $t_2 + T_{prod}$.
- Dans le cas où $N > 0$, N fois une quantité égale à Q_{max} est lancée en production à chaque instant de lancement. Pour la quantité restante Q_{res} , le lancement en production est certain si $Q_{res} \geq Q_{min}$, sinon elle fera partie d'un lancement ultérieur suivant l'arrivée de nouveaux ordres de fabrication. Les produits seront disponibles respectivement aux instants $t_2 + T_{prod}$, $t_2 + T_{intvl} + T_{prod}$, $t_2 + 2T_{intvl} + T_{prod}$, etc.

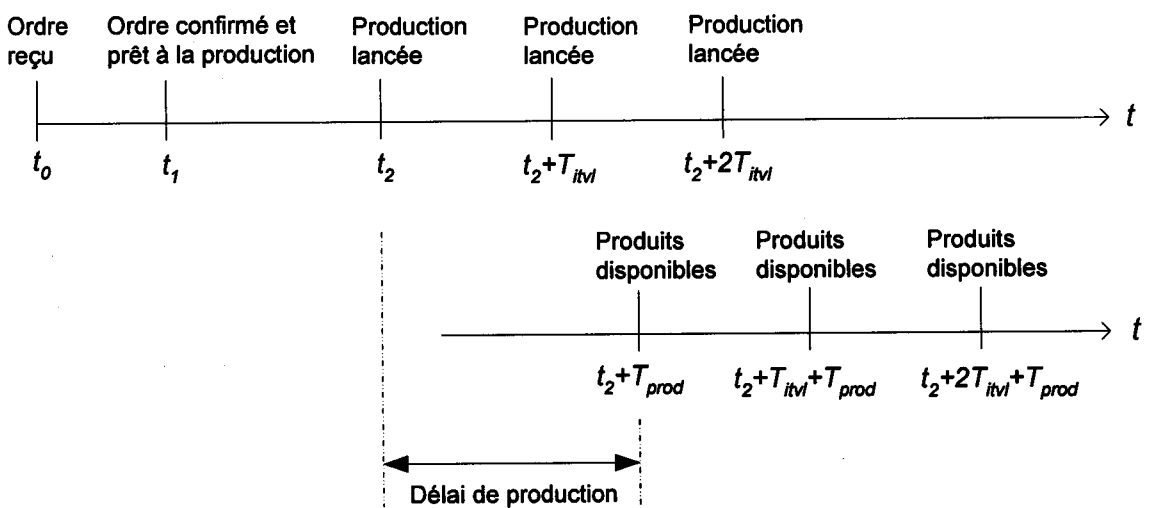


Fig. 3.6. Différents événements observés lors du traitement d'un ordre de fabrication

Il est important de signaler que l'exemple présenté précédemment concerne un seul ordre de fabrication. Néanmoins, dans le cadre de notre modélisation, différents ordres sont

traités en même temps et une mise à jour de la quantité totale confirmée Q_{total} est prise en compte.

Les stocks des composants utilisés lors de la production reçoivent les pièces des sites amont qui peuvent être des fournisseurs, usines ou centres de distribution. Nous avons décidé de gérer le modèle en flux tiré. Plus précisément, l'usine ne commence la production que si elle correspond bien à des commandes fermes satisfaisant le seuil minimal exigé. La classe «CManufacturer» peut être utilisée pour modéliser des usines d'assemblages, des usines dédiées à la fabrication de produits semi-finis, etc.

3.4.3. Centre de distribution

Dans une chaîne logistique, le rôle de cette site est triple et consiste en : la réception, le stockage et l'expédition des produits de différentes natures (matières premières, composants, produits finis, etc.). En effet, les produits sont réceptionnés des sites amont ayant une connexion de transport avec les centres de distribution. Dans la pratique, les produits arrivent par lots. Une phase de stockage commence, si le stockage est nécessaire. Enfin, des nouveaux lots sont formés, de tailles différentes, et les produits expédiés aux sites en aval, qui peuvent être des usines, centres de distribution ou clients finaux.

Dans notre modèle, un centre de distribution peut stocker plusieurs catégories de produits. La politique de gestion de stock associée à chaque catégorie est présentée en détails dans la suite. Nous présentons ici des caractéristiques pour modéliser un centre de distribution qui sont :

- Capacité de réception ;
- Capacité de stockage ;
- Capacité d'expédition ;
- Coût de stockage par unité de produit et par jour ;
- Coût unitaire pour un chargement/déchargement.

La capacité de réception est liée principalement aux différentes ressources matérielles et humaines présentes dans le centre de distribution. La capacité de stockage correspond à la limitation physique d'un centre de distribution pour stocker les produits. La capacité d'expédition est une contrainte souvent liée soit à la taille de la flotte, soit aux moyens disponibles (matériels et humains).

La classe «CDistributer» peut aussi être utilisée pour modéliser des détaillants dans une chaîne logistique.

3.4.4. Client

Les objets de la classe «CCustomer» représentent les clients finaux d'une chaîne logistique. Les clients sont généralement les nœuds d'un réseau, où les opérations de transport des flux de matières touchent à leurs fins. Des attributs importants de cette entité incluent :

- Demande moyenne ;
- Ecart-type de la quantité demandée ;
- Fréquence des demandes (constante ou aléatoire) ;
- Type de comportement (patient ou impatient) ;
- Délai souhaité de réception de la demande ;
- Priorité de service.

Dans ce modèle, nous supposons que chaque client génère la demande pour un seul type de produit fini. La quantité demandée, par un client, est variable suivant une certaine loi de probabilité. La fréquence de lancement de commandes peut être considérée constante ou suivant une certaine loi de probabilité donnée. La demande peut être aussi modélisé par une série d'ordres donnée (en quantités et en fréquences), obtenue grâce aux informations historiques.

Nous avons défini deux types de clients : patient et impatient. Les demandes d'un client patient sont conservées dans une file d'attente, s'il n'y a pas de stock disponible dans le centre de distribution correspondant. Ces demandes seront satisfaites dès que le stock est alimenté. A l'inverse, les demandes des clients impatientes sont considérées perdues en cas de rupture de stock.

La classe «CCustomer» contient aussi des informations concernant le délai souhaité pour la livraison et la priorité du service. Le délai désiré est défini comme étant la durée qui s'écoule entre l'instant où une demande client est créée jusqu'à l'instant où le client reçoit les produits demandés. Ce délai désiré peut être utilisé pour mesurer le niveau de service par rapport au délai réel obtenu par simulation. La priorité de service est un indicateur informant de l'importance d'un client. Dans le cas d'un service basé sur la priorité (Priority Service), à titre d'exemple, le traitement des demandes se fera par ordre décroissant des priorités, c.-à-d. de la demande de la plus haute priorité à la demande de la plus faible priorité.

3.4.5. Connexion de transport

Dans une chaîne logistique, les entités principales (fournisseurs, usines, centres de distribution, clients) sont reliées entre elles par des connexions impliquant différents modes de transport. Dans cette étude, ces connexions sont modélisées par la classe «CTransportationLink». Nous avons considéré plusieurs modes de transport, respectivement routier, ferroviaire, maritime et aérien. En combinant différents modes de transport, nous pouvons modéliser les liaisons entre les entités dans une chaîne logistique avec simplicité. Les attributs associés à la classe «CTransportationLink», permettant de modéliser l'activité de transport, sont :

- Capacité maximale de transport ;
- Quantité minimale exigée pour initier le transport ;
- Délai de transport moyen ;
- Ecart-type du délai de transport ;
- Coût de transport unitaire ;
- Coût de transport par départ ou envoi ;
- Consommation moyenne du fuel.

La capacité maximale représente la limitation physique associée au moyen de transport. Pour un camion, par exemple, on ne peut pas charger plus que la limite tolérée. La quantité minimale exigée pour initier le transport est introduite pour garantir l'économie d'échelle. Les deux paramètres, la moyenne et l'écart-type, sont nécessaires pour modéliser un délai de transport aléatoire. Pour chaque unité transportée, le coût dépend principalement du moyen de transport utilisé et de la connexion choisie. De même, pour chaque départ, un coût est engendré représentant les dépenses administratives. La consommation du fuel est un attribut lié essentiellement aux impacts des moyens de transport sur l'environnement.

Pour la simulation, les produits à transporter d'un site sont accumulés dans une file d'attente. Le départ de chaque moyen de transport (camion, train, bateau et avion), ainsi que les opérations de chargement et déchargement sont gérées par les règles décrites dans la section 3.5.

3.4.6. Liaison d'information

Les liaisons d'information sont utilisées pour connecter les sites entre eux, principalement en terme de passation d'ordres (d'achat, d'approvisionnement, de production, etc.). Pendant la simulation, les ordres sont transférés d'un site à l'autre suivant

les liaisons d'information correspondantes. Une classe «CInformationLink» a été développée pour modéliser ce type de liaison. Ci-dessous, nous présentons les deux attributs associés à cette classe :

- Expéditeur des ordres ;
- Récepteur des ordres.

Les liaisons d'information sont de nature dynamiques, permettant la connexion des sites durant la simulation. Nous signalons ici un point très important dans notre travail, à savoir l'aspect dynamique des configurations de la chaîne. En effet, dans l'approche proposée (voir chapitre 4), à chaque fois qu'une configuration possible de la chaîne est suggérée par le module d'optimisation, cette dernière est évaluée par le simulateur et les résultats exploités par la suite dans l'optimisation. Dans notre cas, le décideur n'a pas à intervenir dans cette relation cyclique entre les deux modules (simulation et optimisation). Dès que la configuration de la chaîne change, cela a un impact direct sur les flux d'information. C'est l'une des principales raisons qui nous a poussé à développer ces liaisons dynamiques.

3.4.7. Entreprise

Nous avons défini et implémenté une classe notée «CEntreprise» pour gérer les flux d'informations dans une chaîne logistique. Dans notre modèle, une entreprise est une entité virtuelle qui relie et coordonne, via des liaisons d'information, les différents sites incluant des fournisseurs, des usines, des centres de distribution et des clients finaux. Une entreprise peut couvrir toute la chaîne ou une partie (certains usines avec un ou plusieurs fournisseurs par exemple). L'objet 'entreprise' permet la maîtrise de toutes les activités concernant la gestion des flux d'information, plus particulièrement les demandes des clients finaux, l'envoi des ordres de fabrication aux usines, l'envoi des ordres d'achat aux fournisseurs, etc.

Essentiellement liée à l'objectif du simulateur développé, cette classe est d'une importance majeure. Rappelons que ce simulateur permettra de simuler des chaînes logistiques avec différentes infrastructures. L'entreprise est utilisée pour assurer la connectivité des flux d'information. Plus précisément, des règles sont intégrées permettant la prise de décisions en temps réel lors de la simulation. Elles sont souvent dépendantes de la configuration de la chaîne. Ces règles font l'objet de la section suivante.

3.5. Règles de pilotage des chaînes logistiques

3.5.1. Prise de décision dans une chaîne logistique

Traditionnellement, pour la simulation des chaînes logistiques avec une structure fixe, il suffit de définir les différents processus de la chaîne (approvisionnement, production, distribution, etc.), les implémenter dans le modèle et lancer la simulation. Dans notre approche, les modèles de simulation sont générés automatiquement avec différentes structures. Lorsque la structure de la chaîne étudiée change durant le processus d'optimisation (voir chapitre 4), il est impératif de savoir comment les différentes décisions seront prises en fonction de la nouvelle structure sans intervention du décideur. Par exemple, comment les ordres de production sont répartis sur les différentes usines ? Comment les ordres d'approvisionnement sont affectés aux différents fournisseurs, si plusieurs sont potentiellement aptes à les satisfaire ? Pour répondre à toutes ces questions, il est essentiel d'assurer la connectivité des flux d'information et des flux de matières. Cela nécessite la prise de décisions aux différents niveaux, tout au long de la chaîne.

Dans notre cadre de simulation des chaînes logistiques, nous considérons les décisions suivantes depuis la génération des demandes clients (début des flux d'information) jusqu'à la livraison des produits aux clients (fin des flux de matières) :

- Affectation des clients aux centres de distribution ;
- Gestion de stock ;
- Répartition des ordres d'approvisionnement externes et internes ;
- Choix des modes de transport ;
- Ordonnancement des ordres de production et de livraison ;
- Chargement et ordonnancement des départs des moyens de transport.

Dans notre modèle de simulation, nous avons défini un ensemble de règles permettant la prise de décisions tout au long de la chaîne. Ces règles et leurs paramètres de contrôle peuvent être sélectionnés à priori par les décideurs ou optimisés automatiquement. Par exemple nous pouvons optimiser la politique de gestion de stock utilisée et les paramètres associés. Plus précisément, nous avons classifié les différentes règles en deux catégories. La première catégorie, dite 'règle globale', présente un catalogue des différentes règles qui lient les sites entre eux (ex. fournisseur – usine). La deuxième catégorie dite 'règle locale', contrairement à la première, s'intéresse à chacune des sites séparément suivant sa nature.

Ces règles locales et globales sont génériques et flexibles. Elles garantissent l'exécutabilité de tous les modèles de simulation considérés par rapport à toutes les

configurations proposées par le module d'optimisation. Par exemple, des ordres d'approvisionnement peuvent être adressés au fournisseur désiré avec les quantités appropriées, et les produits correspondants sont stockés et livrés, via des connexions de transport, au bon client. Tout cela, sans perte d'information ni sur le client, ni sur le fournisseur, ni sur la quantité et ni même sur les moyens de transport et les connexions utilisés. Sans intervention humaine, de tels modèles de simulation peuvent être générés automatiquement pour différentes configurations de la chaîne.

La suite de cette section est dédiée à la présentation des différentes règles de pilotage utilisées. Il est important de signaler que des règles plus sophistiquées peuvent être conçues et implémentées selon les besoins du décideur d'un côté et la complexité de la configuration de la chaîne d'autre côté.

3.5.2. Règles globales

Dans une chaîne logistique, une règle globale concerne plus qu'une entité à la fois. Son application doit respecter la configuration de la chaîne simulée. Dans le cadre de ce travail de recherche, deux types de règles globales sont considérées : règle basée sur la priorité et règle basée sur les ratios. Pour illustrer ses principes, considérons une règle globale concernant n sites potentiels F_1, F_2, \dots, F_n . Une règle basée sur la priorité consiste à représenter, par une liste totale ou partielle, l'ordre de sélection des n sites $F_{[1]}, F_{[2]}, \dots, F_{[n]}$. Une règle basée sur les ratios est représentée par une série de nombres entiers (non-négatif), et où à chaque site F_i est associé un poids w_i . Les poids ainsi que les paramètres associés à une règle globale peuvent être déterminés par le décideur ou optimisés via le module de optimisation (voir chapitre 4).

Considérons qu'on a à simuler une chaîne logistique dont la structure est composée uniquement de m sites des n sites potentiels. Si une règle basée sur la priorité est appliquée, alors la sélection des sites (ex : le choix d'un fournisseur ou un centre de distribution comme le site responsable de la livraison des commandes d'un client) se fait dans l'ordre décroissant des priorités (du site dont la priorité est la plus élevée à celui dont la priorité est la plus faible dans la liste). Si une règle basée sur les ratios est appliquée, cette dernière est fondamentalement liée aux poids w_i de tous les sites sélectionnés pour être considérés ouverts. En effet, un ratio associé à un site ouvert F_i est donné par $r_i = w_i X_i / \sum_{j=1}^n w_j X_j$, où $X_j = 1$ si le site F_j est sélectionné, $X_j = 0$ sinon. Dans ce cas là, la répartition d'un ordre d'approvisionnement Q , par exemple, sur un ensemble de fournisseurs ouverts et connectés à lui (via des connexions de transport) est donnée par $Q * r_i$ en se basant sur les ratios r_i .

Dans le reste de la sous-section et plus en détails, nous décrivons les principales règles globales définies et implémentées dans cette thèse.

3.5.2.1. Planification du service client ‘qui sert qui ?’

Concernant le service des différents clients finaux dans une chaîne logistique, il est indispensable pour la simulation de définir, pour chaque client, le centre ou les centres de distribution responsables de sa livraison. Cela nous mène à chercher une réponse à la question ‘qui sert qui ?’. Ainsi, nous avons introduit une règle de planification du service client pour déterminer la relation entre les centres de distribution et les clients. Sans perte de généralité, nous nous limitons au cas où chaque client est servi par exactement un seul centre de distribution. Par conséquent, toutes les règles introduites seront des règles basées sur le principe de priorité.

Plus précisément, nous avons défini et implémenté trois types de règles. Ces règles sont présentées du point de vue client. Ainsi, chaque client peut choisir :

- Le centre de distribution le plus proche en terme de distance (en utilisant la distance physique comme critère d’affectation) ;
- Le centre de distribution le plus proche en terme de temps de transport (en utilisant le temps de transport comme critère d’affectation) ;
- Le centre de distribution possédant les stocks les plus élevés, en utilisant l’état de stock comme critère d’affectation.

Pour la première règle, le client utilisera la distance physique (en kilomètres), entre lui et les centres de distribution (ouverts et connectés à lui), afin de choisir le centre le plus proche. Le temps de transport peut lui aussi être utilisé pour définir la priorité entre le client et les différents centres de distribution. En effet, pour la deuxième règle, le client choisira le centre de distribution pour lequel le temps de transport est le plus faible (du temps de transport le plus faible au plus important). Enfin, le client peut décider d’utiliser le niveau de stock comme critère pour définir une priorité entre les différents centres de distribution. Ainsi, pour la troisième règle, le client sélectionnera pour son service, le centre de distribution possédant le stock le plus important.

3.5.2.2. Affectation des approvisionnements internes

En cas d’existence de plusieurs usines dans une chaîne logistique, les ordres de production doivent être répartis sur une ou plusieurs usines. Pour cela, des règles pour l’affectation des approvisionnements internes (ordres de production dans notre cas) ont été introduites permettant la prise de ce type de décisions durant la simulation de la chaîne.

Dans le cadre de cette thèse, nous avons défini quatre règles de planification (d'affectation) des ordres de production basées sur le principe de priorité. Ainsi, chaque ordre de production généré par un site (autres usines, centres de distribution ou clients) peut être envoyé à :

- L'usine la moins chère (usine ayant le plus faible coût de production) ;
- L'usine la plus proche en terme de distance (en utilisant la distance physique comme critère d'affectation) ;
- L'usine la plus proche en terme de temps de transport (en utilisant le temps de transport comme critère d'affectation) ;
- L'usine la moins chargée, en comparant sa capacité de production et les ordres de production en attente qui lui sont déjà affectés.

Les quatre règles présentées ci-dessus sont des règles fondées sur la priorité. Ainsi, seule une usine sera choisie comme récepteur de l'ordre de production entier. Il est par fois plus judicieux de partager un ordre de production sur plusieurs usines. Cela est lié aux différents risques qu'engendre l'envoi de la totalité de la commande à une seule usine (risque de pannes machines, grève du personnel, rupture des stock en composants, transport perturbé, etc.) et aux problèmes de capacités rencontrés. Pour cela, nous avons implémenté une règle fondée sur les ratios. En effet, basée sur le principe qu'à chaque usine est associé un poids d'affectation, cette règle consiste à diviser la quantité demandée dans un ordre de production en plusieurs portions proportionnellement aux ratios. Par conséquent, toutes les usines se voient alloués une partie de la demande.

3.5.2.3. Affectation des approvisionnements externes

Pour l'approvisionnement de leurs stocks en matières premières, en composants, en produits semi-finis et même finis, les usines et/ou centres de distribution envoient leurs ordres d'achat aux différents fournisseurs. Dans cette section, nous nous intéressons aux différentes règles d'affectation des approvisionnements externes (ordres d'achat dans notre cas). Ces règles permettent de définir la manière avec laquelle les ordres d'achat, générés par des donneurs d'ordres (usine et/ou centre de distribution), sont affectés aux fournisseurs correspondants.

Dans le cadre de cette thèse, nous avons défini trois règles basées sur le principe de priorité. Ces règles sont présentées du point de vue ordre d'achat. Ainsi, chaque ordre d'achat généré peut être envoyé au :

- Fournisseur le moins cher, en utilisant le prix d'achat (incluant les différentes taxes) comme critère de choix ;

- Fournisseur le plus réactif, en utilisant le délai d'approvisionnement comme critère de choix ;
- Fournisseur le plus proche, en utilisant la distance physique comme critère de choix.

Basées sur le principe de priorité, chaque fois qu'un ordre d'achat est affecté, un seul fournisseur est utilisé pour assurer la livraison de la totalité de la demande. Néanmoins, le choix d'un seul fournisseur est parfois stratégiquement une solution non robuste. En effet, lié aux différents aléas (pannes, ruptures des stocks, grèves, etc.) qu'on peut observer chez le fournisseur, ainsi que les retards possibles des moyens de transports utilisés, il n'est pas exclu d'avoir une livraison en retard et même non conforme au cahier des charges. Sans doute, cela aura des impacts considérables sur plusieurs sites de la chaîne. Il est plus prudent de répartir l'ordre d'achat sur plusieurs fournisseurs potentiels et augmenter ses chances de recevoir les produits demandés à temps. Afin de permettre cette répartition, nous avons implémenté une règle basée sur les ratios. Elle consiste à diviser chaque ordre d'achat généré en plusieurs portions selon les poids d'affectation associés aux différents fournisseurs. Ainsi, chaque fournisseur se verra assigné une partie de l'ordre d'achat.

3.5.2.4. Choix des connexions de transport utilisées

Dans une chaîne logistique, il n'est pas exclu que deux sites sont reliés entre eux par plus d'une connexion de transport. A titre d'exemple considérons, un centre de distribution et une usine reliés par deux connexions, l'une chère mais rapide utilise le camion comme moyen de transport et l'autre moins chère mais moins rapide utilise le train comme moyen de transport. Les deux connexions peuvent être utilisées en même temps pour établir un compromis entre le coût et le temps de transport. Dans ce cas, si un ordre de production est affecté à l'usine, pour la simulation il est indispensable de définir la façon avec laquelle les produits seront transportés vers le centre de distribution. Les choix des connexions de transport ainsi que les quantités transportées vers le centre de distribution sont importants. Pour cela, nous avons défini plusieurs règles pour faciliter la prise de décisions. Ces règles répondent à deux questions : quelle connexion choisir et quelle quantité à transporter par cette connexion.

Pour ce genre de décisions, les règles développées sont des règles globales, similaires à celles utilisées pour l'affectation des approvisionnements en produits fabriqués et achetés. Selon la règle utilisée, des quantités peuvent être envoyées entièrement en utilisant une seule connexion ou réparties sur plusieurs connexions. Dans le cas où une règle de priorité est adoptée, la connexion est déterminée en se basant sur le coût de transport et/ou sur le délai de livraison (la connexion la plus rapide en terme de temps de transport). Les produits

peuvent également être transportés en utilisant toutes les connexions existantes entre les deux sites selon une règle basée sur les ratios. Dans ce cas, un poids v_j (proposé par le décideur) est associé à chaque connexion et proportionnellement les quantités sont répartis et les produits transportés. Dans le cas où le décideur n'a pas d'informations sur les poids associés aux différentes connexions de transport, ces poids peuvent être modélisés et optimisés par notre approche (voir les chapitres 4 et 5).

3.5.3. Règles locales

Une règle locale est associée uniquement à un seul site dans une chaîne logistique. Son fonctionnement est lié aux informations locales au site. De même, seul le site est concerné par les décisions prises. Il est important d'indiquer que chaque règle locale peut contenir un ou plusieurs paramètres, à déterminer par l'utilisateur ou à optimiser par le module d'optimisation. Plus en détail, nous présentons les différentes règles locales modélisées et implémentées dans le cadre de cette thèse.

3.5.3.1. Ordonnancement des ordres de fabrication et livraison

Deux politiques de pilotage ont été considérées afin de permettre l'ordonnancement des ordres de fabrication dans les files d'attente d'une usine. Nous avons utilisé la politique FIFO (First-In-First-Out) et la politique PS (Priority-Service). FIFO est la politique la plus naturelle et la plus simple à gérer. Pour cette politique, le traitement des ordres se fait dans l'ordre d'arrivée (l'ordre le plus ancien dans la file et le premier à occuper la machine). Une politique alternative consiste à associer une priorité aux ordres de fabrication. Le traitement de ces derniers se fait suivant la priorité, de l'ordre de la plus grande priorité à celui de la plus faible priorité. Ces deux types de règles sont aussi utilisés dans la gestion des commandes dans les centres de distribution. Les commandes peuvent être traitées selon leurs ordres d'arrivée ou des priorités de service.

3.5.3.2. Politique de gestion de stock

La gestion des stocks dans un centre de distribution ou une zone de stockage chez une usine consiste en la recherche de réponses aux deux questions suivantes : quand commander et combien commander. Pour répondre à ces deux questions, il est indispensable que le décideur précise, pour chaque type de produit stocké, la nature de la politique de gestion de stock utilisée, ainsi que les paramètres associés. Durant la simulation, des ordres d'approvisionnement sont créés selon la politique associée.

Dans le cadre de notre modèle de simulation, trois politiques de gestion de stock ont

été implémentées, respectivement :

- *Base stock* : Si la position du stock I_t , à un instant donné t , est inférieure au niveau B , un ordre d'approvisionnement de taille $(B - I_t)$ est lancé.
- (R, Q) : Si la position du stock I_t est inférieure au niveau R , un ordre d'approvisionnement de taille Q est lancé.
- (s, S) : Si la position du stock I_t est inférieure au niveau s , un ordre d'approvisionnement de taille $(S - I_t)$ est lancé.

Il est important de signaler que le stock peut être révisé continuellement ou périodiquement, cela suivant la nature des produits stockés et/ou leurs importances.

Ces règles de gestion de stock peuvent être sélectionnées à priori par le décideur. Dans le cas où on a un manque d'informations soit sur la politique elle même, soit sur les paramètres associés, le module d'optimisation est utilisé pour permettre d'introduire intelligemment des variables de décisions (relatifs à la nature de la politique et/ou les paramètres associés) permettant de suggérer une politique ainsi que ses paramètres.

3.5.3.3. Règles de chargement des moyens de transport

Compte tenu de l'importance des activités de transport dans la prise de décisions stratégiques et dans le but de permettre une simulation proche de la réalité, des règles liées aux opérations de chargement des moyens de transport sont modélisées. Plus précisément, deux types de règles ont été implémentées pour simuler les chargements de différents moyen de transport (camion, train, etc.). Ces deux règles sont :

- FCL (Full Carrier Load) ;
- LCL (Less than Carrier Load).

Si la règle FCL est appliquée, le moyen de transport utilisé ne peut pas être considéré prêt à quitter son emplacement si la quantité présente à transporter est inférieure à sa capacité. Une telle condition est omise quand la règle LCL est appliquée. Dès qu'un départ est décidé, cette règle n'impose pas de quantité minimale à respecter. Ces deux règles sont locales et non paramétrées.

3.5.3.4. Règles de départ des moyens de transport

Les règles de départ des différents moyens de transport définissent les conditions nécessaires de lancement du processus d'expédition. Trois types de règles, locales et non paramétrées, ont été développés, respectivement :

- Départ régulier ;

- Prêt à partir ;
- Départ suivant un planning donné par le décideur.

Les départs des moyens de transport peuvent être programmés sur une base régulière, c'est-à-dire périodique, ou suivant un ordonnancement donné par le décideur. Les deux options peuvent être adaptées au transport par le train. Dans le cas de 'prêt à partir', le processus d'expédition peut être lancé à n'importe quel moment. Cette règle est plus appropriée au cas où toutes les activités de transport sont assurées par un transporteur externe.

3.6. Indicateurs de performances d'une chaîne logistique

Rappelons que l'objectif principal de l'optimisation d'une chaîne logistique est la recherche de la meilleure localisation et organisation de tous les acteurs principaux de la chaîne (fournisseurs, usines, centres de distribution, connexions de transport, etc.) dans un but de servir, au client final, le bon produit, avec la qualité exigée, au bon moment et à moindre coûts. Il est alors indispensable de mesurer les performances de la chaîne afin de savoir si l'amélioration de certaines de ses activités est nécessaire [Beamon et Chen 2001]. Dans cette section, nous chercherons à donner une ou plusieurs réponses aux deux questions suivantes : comment définir la performance ou les performances d'une chaîne logistique et comment mesurer ces performances.

La rentabilité de l'entreprise, la réactivité et la qualité du service perçu par le client final sont parmi les indicateurs les plus importants livrés par notre modèle de simulation. Deux catégories, respectivement les indicateurs financiers et les indicateurs logistiques, sont considérées. La rentabilité d'une chaîne logistique est décrite par des indicateurs financiers et composée principalement de différents coûts (d'investissement, de production, de transport, de stockage, d'achat, etc.). La réactivité et la qualité du service sont décrites par des indicateurs logistiques, comme le temps de réponse moyen à une demande client, etc.

3.6.1. Indicateurs financiers

En terme de rentabilité, le coût total d'une chaîne logistique est calculé à partir des différents coûts suivants :

- Coûts d'investissement et/ou désinvestissement ;
- Coûts d'approvisionnements ;

- Coûts associés aux productions ;
- Coûts de transports ;
- Coûts associés aux stocks.

Le caractère stratégique du modèle induit un coût d'investissement et/ou désinvestissement qui, lorsque des sites existants sont supprimés et des sites nouveaux sont implantés, ne peut être négligé dans l'évaluation de la chaîne. Par exemple, les décisions d'implanter une nouvelle usine ou la fermeture d'un ancien centre de distribution doivent être prises judicieusement, car l'impact est d'une importance majeure pour l'avenir de l'entreprise. Lié fondamentalement à la configuration de la chaîne, le coût total d'investissement ou désinvestissement peut être évalué directement avant le lancement de la simulation.

A l'inverse, d'autres indicateurs financiers ne peuvent être évalués réellement que durant la simulation. Sans être exhaustif, nous citons ici :

- Les coûts d'approvisionnement qui représentent le paiement pour chaque activité d'achat, selon les prix des produits et les taxes en cas d'importation ;
- Les coûts associés aux activités de production chez les usines et même les fournisseurs si ces derniers appartiennent à la même entreprise ;
- Les coûts associés aux activités de transports, pour lesquelles différents modes (camion, train, avion et bateau) et différentes connexions sont utilisés;
- Les coûts associés aux stocks à tous les niveaux. Ces derniers comprennent trois parties : les coûts de stockage, les coûts de ruptures et les coûts de commandes. Les coûts de stockage sont les dépenses engendrées principalement pour la conservation du stock lui même. Les coûts de rupture représentent le manque à gagner de la non satisfaction des demandes clients considérés comme impatientes. Généralement, le coût de rupture est le reflet de la perte de la marge bénéficiaire. Les coûts de commande sont des coût administratifs de gestion (établissement d'un bordereau, contrôle de livraison, liquidation comptable, etc.). Ces derniers sont indépendants des quantités commandées.

3.6.2. Indicateurs logistiques

La seule évaluation financière d'une chaîne logistique est de nos jours insuffisante pour juger de la performance de la chaîne. En effet, de plus en plus les clients sont exigeants, ne se contentant pas uniquement du gain en prix d'achat mais aussi en qualité du service reçu. Retarder la livraison d'une commande client, si elle est répétée, aura un impact considérable sur la fidélité des clients vu le nombre de concurrents sur la marché. Pour cela,

il est indispensable voir capital d'introduire des indicateurs de performances reflétant la réactivité de la chaîne et la qualité du service offert. Ainsi, trois indicateurs ont été modélisés et peuvent être évalués lors de la simulation, à savoir :

- Taux de demande satisfaite par le stock. Cet indicateur apporte une information sur la quantité (dans une commande) immédiatement satisfaite par le stock, sans recours à l'attente. Il indique le niveau de service client. Il concerne uniquement les produits commandés sur stock.
- Le délai de réponse d'une commande client. Cet indicateur renseigne sur le temps écoulé entre l'instant de la réception d'une commande et la livraison de cette commande. Ce temps dépend de l'ensemble des activités de la chaîne logistique et reflète sa réactivité.
- Pourcentage des commandes livrées dans les délais souhaités par le client. Il représente le pourcentage de commandes reçues à temps par les clients, à l'intérieur d'une période donnée. Cet indicateur est calculé sur la base des délais de réponse des commandes client obtenus lors de la simulation. Il est aussi un indicateur critique représentant le niveau de service client.

3.7. Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons présenté un cadre général pour la modélisation et la simulation d'une chaîne logistique. Développées en C++, les sites principaux ont été décrits en utilisant le langage UML.

Le cadre de modélisation et de simulation a été développé pour permettre une évaluation des différents indicateurs de performance de la chaîne logistique. Des attributs ainsi que des comportements possibles des différents sites (fournisseur, usine, centre de distribution, client et connexion de transport) ont été modélisés dans des classes. Ces classes permettent une modélisation dynamique des chaînes logistiques classiques. Une des perspectives de notre modélisation est d'approfondir la description des sites et d'ajouter d'autres règles de décisions liées aux différentes activités de la chaîne (approvisionnement, production, stockage et distribution). Ces règles peuvent être placées dans des modules indépendants, et permettent l'optimisation des décisions différentes. Ces approfondissements vont nous permettre d'avoir une simulation plus réaliste et dynamique de la chaîne logistique sans intervention humaine.

Chapitre 4

Conception optimale des chaînes logistiques à l'aide de la simulation

Le présent chapitre est dédié à la description de l'approche d'optimisation basée sur la simulation, développée dans le cadre de cette thèse, pour traiter les problèmes de conception des chaînes logistiques. La section 4.1 décrit le problème étudié. La section 4.2 donne une vue d'ensemble de l'approche proposée avec la structure générale de l'approche, le pseudo algorithme, les données d'entrée et la phase d'initialisation, ainsi que le choix final sur la base des résultats de l'optimisation. La section 4.3 présente les principes de base, les caractéristiques ainsi que certaines applications des algorithmes génétiques, utilisés comme techniques d'optimisation par les praticiens et nous même. Dans cette même section, les principes de base de l'optimisation multicritères, les principaux algorithmes génétiques multicritères et quelques applications industrielles sont rappelés. Une description plus détaillée de l'algorithme génétique implémenté est donnée dans la section 4.4. Nous terminons ce chapitre par une conclusion et quelques perspectives sur l'application de l'approche ainsi que les algorithmes génétiques en général.

4.1. Description du problème étudié

Nous nous intéressons dans cette thèse à la conception optimale des chaînes logistiques. Il s'agit en premier lieu de configurer une chaîne logistique, une décision considérée comme stratégique concernant le nombre des sites et leur localisation. Le choix de la configuration d'une chaîne logistique dépend non seulement des coûts d'investissement pour sa création mais il dépend essentiellement de son efficacité opérationnelle mesurée en termes de coûts de fonctionnement et de niveaux de service des clients. Cette dernière dépend fortement des politiques de pilotage utilisées pour gérer la chaîne. Pour cela, le problème de conception que nous étudions concerne à la fois la configuration des chaînes logistiques et la conception du système de pilotage de la configuration choisie avec prise en compte des aspects stochastiques, dynamiques et multicritères. Sans être exhaustives, les politiques de pilotage gèrent les principales activités de la chaîne comme l'approvisionnement, la production, la gestion de stock et la distribution. Des paramètres sont souvent associés à ces politiques. Ils sont modélisés et optimisés en même temps que la configuration de la chaîne.

Plus précisément, nous cherchons d'abord à déterminer le nombre et la localisation des différents sites de la chaîne. Dans cette première phase de conception, le décideur cherche à répondre aux questions suivantes. Combien d'usines et/ou centres de distribution faut-il implanter ? Où seront implantés les nouveaux sites ? Quels sont les sites qu'il faut fermer ? Quels fournisseurs seront choisis pour assurer les approvisionnements en matières premières, en composants ou en produits finis ? Nous traitons toutes ces questions via des décisions de type ouverture/fermeture de sites. Plus précisément, une variable binaire est associée à chaque site concerné, '0' indique que le site est 'fermé' ou 'non sélectionné' et '1' indique que le site est 'ouvert' ou 'sélectionné'. Dans notre cas, les décisions d'ouverture ou de fermeture sont liées aux différentes usines, aux centres de distribution et aux différents fournisseurs. Dans cette étude, les décisions relatives aux choix des connexions et des modes de transport sont considérées comme des décisions tactiques et, par conséquent, traitées par notre approche à travers des politiques de pilotage correspondantes.

Une fois les décisions d'ouverture/fermeture des sites sont prises, l'infrastructure de la chaîne est déterminée. Outre ces décisions stratégiques, certaines décisions tactiques et opérationnelles sont nécessaires dans la conception d'une chaîne logistique. Elles sont traitées dans une deuxième phase par notre approche. A titre d'exemple, si la décision d'ouverture d'un nouveau centre de distribution est prise, alors il faut choisir la meilleure politique de gestion de stock à adopter tout en tenant compte de la configuration de la chaîne. Cette décision est de nature tactique. Elle est à la fois qualitative (choix d'une règle

de pilotage parmi l'ensemble des règles possibles) et quantitative (choix des paramètres de contrôle associés à la règle choisie). Par notre approche, ces politiques et les paramètres associés sont modélisés et optimisés en même temps que la configuration de la chaîne.

Le problème de conception que nous étudions nécessite des modèles de décision réalistes représentant les différents aspects multicritères, aléatoires et dynamiques d'une chaîne logistique. Même si ce type de problèmes est souvent soulevé par les spécialistes, en pratique, les décisions sont prises de manières empiriques s'appuyant sur les expériences et les expertises. Cela a été constaté tout le long du déroulement des différentes étapes du projet ONE. De l'autre côté, les techniques d'optimisation comme la programmation mathématique ne peuvent répondre à ces questions sans des agrégations massives des données, des hypothèses restrictives et des approximations importantes. De plus, pour ces techniques, l'ensemble des variables de décisions, des contraintes et des critères à optimiser sont souvent de natures déterministes et quantitatives. Pour cela, une approche d'optimisation multicritères basée sur la simulation et utilisant les algorithmes génétiques a été conçue, implémentée et validée dans le cadre de cette thèse.

4.2. Approche proposée

4.2.1. Structure générale

L'approche que nous proposons est composé d'un module d'optimisation, utilisant comme techniques les algorithmes génétiques (AG), et un module de simulation, développé en C++, permettant l'évaluation de la chaîne dans un environnement dynamique et incertain. Le module de simulation a été implémenté selon le cadre de modélisation et de simulation présenté dans le chapitre précédent. Dans ce chapitre, nous nous focalisons principalement sur le module d'optimisation et l'interaction entre les deux modules [Ding *et al.* 2004b].

Avant d'aborder l'architecture générale de notre approche de résolution, nous donnons ici une définition rapide et simpliste du terme 'solution candidate'. Dans le cadre de cette étude, une solution candidate est une représentation vectorielle comportant trois segments, chacun décrivant une catégorie de décisions liées à la chaîne. Le premier segment est une représentation binaire (0 et 1) de la configuration de la chaîne à optimiser. Les deuxième et troisième segments sont liés aux décisions tactiques et opérationnelles. Plus précisément, le deuxième segment décrit le choix des politiques utilisées, comme, par exemple, la politique de gestion de stock. Il représente les politiques de pilotage à appliquer et dépend de la configuration suggérée par le premier segment. Le troisième segment décrit les paramètres de contrôle des politiques de pilotage choisies par le deuxième segment. Plus de détails sur la représentation d'une solution candidate sont donnés dans la suite.

A chaque itération, le module d'optimisation propose une solution candidate du problème étudié afin d'être évaluée par le module de simulation. Dès réception d'une solution candidate, le module de simulation génère automatiquement le modèle de simulation correspondant. Ainsi, un ensemble d'indicateurs de performances, comme les coûts, les délais, la consommation moyenne de fuel, etc., est fourni. En tenant compte des résultats obtenus par la simulation, une évaluation globale en terme de fitness est associée à cette solution. Toutes les solutions candidates, proposées par l'AG, seront évaluées au fil de l'eau par le module de simulation. L'algorithme génétique, utilisé par le module d'optimisation, a pour objectif de guider la recherche dans un espace de solutions possibles vers une solution proche de l'optimale. Des incertitudes, liées entre autres à la demande, à la production et à la distribution, sont prises en considération par le décideur lors de la phase de paramétrisation du module de simulation. Le cycle optimisation-simulation est répété jusqu'à l'obtention d'une solution acceptable pour le décideur ou d'un nombre de générations fixé à priori par le décideur. Une vision globale de cette approche est illustrée dans la figure Fig. 4.1.

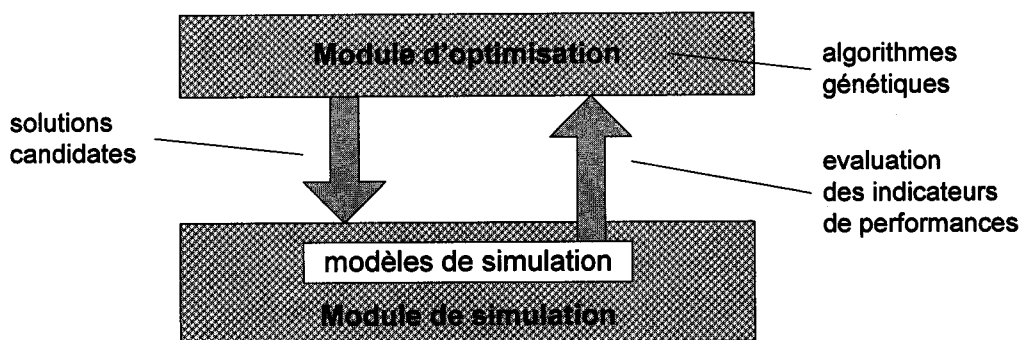


Fig. 4.1. Optimisation basée sur la simulation

La combinaison entre la simulation et l'optimisation n'est pas une pratique nouvelle dans l'étude des systèmes complexes et plus particulièrement des chaînes logistiques. Néanmoins, la spécificité de l'approche proposée dans cette thèse est, en plus de l'aspect multicritères, qu'elle traite à la fois des décisions stratégiques, tactiques et opérationnelles de la chaîne. Les caractéristiques de cette approche sont triples :

- La nature évolutionnaire des AGs permet l'identification des directions de recherche de manière intelligente et efficace ;
- La simulation permet une évaluation fidèle des décisions stratégiques, tactiques et opérationnelles, avec la prise en compte des incertitudes liées aux différentes activités de la chaîne (approvisionnement, production, stockage et distribution) ;
- L'optimisation multicritères permet au décideur de manipuler simultanément plusieurs indicateurs de performances de natures différentes, financiers comme les coûts, les délais, et non financier comme le niveau de service du client.

4.2.2. Pseudo algorithme

Dans cette sous-section, nous présentons, via un pseudo algorithme, la structure de l'approche d'optimisation basée sur la simulation proposée dans cette thèse. Le pseudo algorithme est composé de six étapes principales suivantes :

Etape 1 : Construction des fichiers de données permettant l'initialisation du modèle étudié et incluant les informations liées à :

- La topologie de la chaîne à optimiser et les propriétés de tous les sites existants ainsi que les sites potentiels (sites pouvant être ouverts) ;
- Les règles (type et paramètres) utilisables pour toutes les décisions tactiques et opérationnelles ;
- Les définitions des objectifs d'optimisation et des variables de décision ;
- Les paramètres liés à l'algorithme génétique, donnés par le décideur.

Etape 2 : Initialisation des modules d'optimisation et de simulation par :

- La construction du chromosome générique représentant une solution candidate (description plus en détail dans la sous-section suivante) selon la nature des décisions à optimiser ;
- La mise à jour des paramètres associés à l'algorithme génétique et utilisés par le module d'optimisation ;
- L'initialisation selon la topologie de la chaîne des différents objets correspondants aux fournisseurs, usines, centres de distribution, connexions de transport, etc. Sans intervention du décideur, une mise à jours des différents attributs associés aux différentes entités est lancée.

Etape 3 : Génération aléatoire d'une population initiale de solutions candidates dont la taille est fixée à priori par le décideur.

Etape 4 : Pour chaque solution candidate de la génération actuelle :

- Création automatique du modèle de simulation correspondant;
- Lancement de l'exécution du modèle de simulation pour l'évaluation des performances opérationnelles définies par le décideur ;
- Calcul des critères d'optimisation (définis dans l'étape 1 par le décideur) selon les performances évaluées.

Etape 5 : Production d'une nouvelle population de solutions candidates sur la base des indicateurs de performance des solutions évalués dans l'**Etape 4**.

- Applications des opérations spécifiques aux algorithmes génétiques, comme 'classement', 'sélection', 'croisement' et 'mutation' pour l'obtention de cette nouvelle population ;
- Réparation des solutions candidates non admissibles. L'admissibilité est liée principalement à la configuration de la chaîne de la solution candidate (plus de détail sur l'admissibilité d'une solution candidate est donnée par la suite).

Etape 6 : Si la condition d'arrêt n'est pas atteinte, aller à **Etape 4**. Sinon, arrêt du processus d'itération et production des rapports statistiques incluant, entre autres, les décisions finales et les performances opérationnelles correspondantes.

4.2.3. Données et initialisation

La phase d'initialisation de la approche proposée commence par la lecture des fichiers de données, créés manuellement par le décideur. Dans le cadre de notre étude, la structure de la chaîne logistique est décrite via un graphe où les nœuds font références aux différents sites (fournisseurs, usines, DCs, clients, etc.), et les arcs aux différentes connexions de transport. Ainsi, un premier fichier comprend la topologie potentielle de la chaîne étudiée. Le fichier est utilisé pour déterminer la topologie précise de chaque solution candidate en phase de simulation. Un second fichier fournit à la fois tous les attributs relatifs aux différents sites et les spécifications (types et paramètres) des règles de pilotage choisies à priori par le décideur. Les paramètres de contrôle liés aux algorithmes génétiques, comme le nombre de générations, la taille de la population, etc., sont introduits dans un troisième fichier par le décideur.

Une fois les fichiers d'entrée disponibles, une phase d'initialisation des modules de simulation et d'optimisation est lancée. Selon la topologie de la chaîne étudiée, tous les objets relatifs à la simulation sont créés. Aussi, les différents attributs associés aux sites, aux connexions et aux règles tactiques et opérationnelles sont assignés. De même, le module d'optimisation est initialisé sur la base des paramètres donnés par le décideur.

4.2.4. Prise de décision finale en fonction des résultats de l'optimisation

Dans cette section, nous abordons l'utilisation des résultats de l'optimisation pour la prise finale de la conception des chaînes. Rappelons ici qu'une partie des données du problème concerne la définition des critères à optimiser. Ces derniers peuvent être des combinaisons des différentes performances évaluées par le module de simulation, telles que le ratio de demandes satisfaites, le temps de réponse moyen à une demande client, le coût

total, etc. Le coût total est souvent utilisé comme seul critère d'optimisation. Néanmoins, la focalisation sur le coût total n'est pas suffisante pour mesurer la compétitivité de la chaîne étudiée. Dans un environnement concurrentiel affecté par des incertitudes et des risques, les entreprises cherchent à maintenir les coûts le plus bas possible, avec le meilleur niveau de service client [Simchi-Levi et al. 2003]. Ce niveau de service peut être représenté par : le pourcentage de demandes satisfaites sans attente, le pourcentage de demandes livrées dans les délais souhaités, le délai moyen d'une commande client, etc. En fonction des critères d'optimisation, deux cas se présentent :

- **Cas d'une optimisation monocritère :** Dans ce cas, le décideur définit un seul critère à optimiser, qui peut être une combinaison des différents indicateurs des performances obtenus par la simulation. Le plus souvent, le décideur s'intéresse à la minimisation du coût total de la chaîne. Ce coût comprend d'une part les coûts d'investissement, de désinvestissement, de production, de stock, de transport et d'approvisionnement. D'autre part, le décideur peut introduire des coûts supplémentaires liés à la satisfaction des clients. Par exemple, pour chaque livraison client retardée, un coût de pénalité, souvent dépendant de la quantité et du retard observé, est engendré par la chaîne. Ce coût, calculé par le simulateur, est introduit dans la fonction du coût total à optimiser. Le décideur peut également utiliser le niveau de service comme seul critère à optimiser. Durant le processus d'optimisation, le critère d'optimisation servira comme l'indicateur mesurant le fitness de la solution candidate. Ainsi, pour chaque itération, la population des solutions candidates est évaluée et les procédures propres aux algorithmes génétiques déclenchées pour produire une nouvelle population. A l'issue de l'optimisation, le décideur dispose d'une 'best-so-far' solution et d'une population de bonnes solutions ainsi que des différents indicateurs de performances. Il peut alors procéder à la prise de décision finale en choisissant une de ces solutions ou une variation en fonction d'autres critères ignorés dans l'étude de l'optimisation.
- **Cas d'une optimisation multicritères :** Dans ce cas, le décideur peut faire intervenir plus d'un critère dans l'évaluation des solutions candidates. En plus du coût total, le décideur peut choisir le niveau de service client pour l'évaluation des différentes solutions. Dans ce cas, les deux critères d'optimisation peuvent être : i) la minimisation du coût total; et ii) la maximisation du pourcentage des demandes clients satisfaites sans attente. Ces deux critères étant contradictoires, les solutions d'optimisation représentent différents niveaux de compromis entre les critères. Dans notre cas, la définition de l'optimalité est basée sur le principe de Pareto (cette notion est introduite ultérieurement). Contrairement au cas monocritère où une seule 'best-so-far' solution est livrée au décideur par la méthode, dans le cas multicritères, un ensemble de solutions dites 'optimales au sens de Pareto' est suggéré au décideur. Ce dernier aura le choix de sélectionner une solution en

fonction de l'importance des différents critères optimisés et d'autres indicateurs ignorés dans l'étude de l'optimisation.

4.3. Algorithmes génétiques multicritères

Cette section rappelle les principes de base des algorithmes génétiques multicritères (MOGA) qui constituent le moteur d'optimisation de l'approche développée dans cette thèse.

4.3.1. Principes de base des algorithmes génétiques

Ces dernières années, les Algorithmes Génétiques (AG) ont connu un succès grandissant dans les domaines de la recherche opérationnelle, où ils sont utilisés dans la résolution de problèmes d'optimisation complexes. Les AGs, conçus initialement par Holland [Holland 1975] puis Goldberg [Goldberg 1989], sont basés sur la théorie de l'évolution des espèces dans leur milieu naturel, à travers une transposition artificielle des concepts de base de la génétique et des lois de survie énoncées par Darwin.

La génétique représente un individu par son code de génome, c'est-à-dire un ensemble de données (appelées chromosomes), identifiant complètement l'individu. La reproduction est un mixage aléatoire des chromosomes des deux individus parents, donnant naissance à des individus enfants ayant une empreinte génétique nouvelle héritée de chacun des deux parents. L'évolution normale d'une espèce, d'une génération à l'autre, est alors une simple recombinaison obtenue par croisement aléatoire des chromosomes d'individus appariés. La mutation génétique est caractérisée, dans le code génétique d'un individu enfant, par l'apparition des gènes nouveaux, inexistantes chez les individus parents. Ce phénomène génétique d'apparition de 'mutants' est rare mais permet d'expliquer les changements dans la morphologie des espèces, toujours dans le sens d'une meilleure adaptation au milieu naturel. La disparition de certaines espèces est expliquée par les lois de survie, selon lesquels seuls les individus les mieux adaptés à leur milieu naturel auront une longévité suffisante pour générer une descendance. Les individus peu adaptés auront tendance à disparaître. C'est une sélection naturelle, qui conduit de génération en génération à une population composée d'individus de plus en plus adaptés, de plus en plus forts, en somme.

Un algorithme génétique est construit de manière tout à fait analogue. Dans l'ensemble des solutions d'un problème combinatoire, une population de taille N est constituée de N solutions, appelées individus de la population, et convenablement marquées par un codage qui les identifie complètement. Une procédure d'évaluation est nécessaire à la détermination de la qualité de chacun des individus. Viennent ensuite et dans l'ordre, une

phase de sélection où les meilleurs individus ont plus de chance de demeurer dans la nouvelle population et cela quelque soit le choix des survivants (déterministe ou aléatoire), une phase de croisement où la création de nouveaux chromosomes par mariage entre un individu père et un individu mère, tirés au sort de manière aléatoire parmi les meilleurs individus, est réalisée et enfin une phase de mutation où la création d'un mutant, similaire à la création d'un voisin dans les méthodes de voisinage est faite. Ces trois phases reposent sur la performance des individus dans leur environnement et permettent de générer une nouvelle population d'individus, qui ont de 'bonnes chances' d'être plus forts que ceux de la génération précédente. De génération en génération, la force des individus de la population augmente et après un certain nombre d'itérations, la population est constituée d'individus tous très forts, soit de solutions quasi-optimales du problème combinatoire posé.

Des concepts de base sont résumés comme suite :

- Individu : Une structure fondamentale permettant le codage d'une solution candidate du problème.
- Population : Un ensemble d'individus d'une même génération.
- Fitness : Un indicateur de valeur réelle ou entière qui indique la qualité d'un individu.
- Sélection : Un opérateur génétique de clonage qui respecte le principe de générer une descendance plus nombreuse pour les individus de meilleure valeur d'adaptation. C'est un opérateur orienté vers l'exploitation des individus solutions suivant leur fitness.
- Croisement : Un opérateur génétique de combinaison qui agit par paire d'individus en définissant généralement un ou plusieurs points de coupure. C'est un opérateur appliqué avec une probabilité. Il est d'avantage orienté vers l'exploitation des solutions en cours.
- Mutation : Un opérateur génétique de modification de la structure des individus. C'est un opérateur appliqué avec une faible probabilité. Il est d'avantage orienté vers l'exploration de l'espace de recherche.

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

La première approche qui a été mise en œuvre est l'algorithme génétique simple (SGA) tel que celui décrit par [Goldberg 1989]. Les autres versions d'AGs ont été développées à partir du SGA. Pour cela, nous présentons ici uniquement le pseudo algorithme d'un SGA.

Etape 1 : Définition d'un codage du problème ;

Etape 2 : Création d'une population initiale de N individus ;

Etape 3 : Evaluation de la fitness de chaque individu de la population présente ;

Etape 4 : Sélection des individus pour la reproduction ;

Etape 5 : Croisement pour créer de nouveaux individus ;

Etape 6 : Mutation pour chaque individu ;

Etape 7 : Si le critère d'arrêt est satisfait alors arrêt de la procédure, sinon reprendre l'algorithme à l'**Etape 3**.

Les opérations principales sont décrites en détails dans les sous-sections suivantes. Il est important de signaler que les AGs sont des algorithmes de recherche. Ces opérations AG sont effectuées généralement un grand nombre de fois afin d'obtenir des solutions de qualité.

4.3.1.1. Codage

Pour les algorithmes génétiques, la présentation des solutions, c'est-à-dire le codage des individus (appelées ici les chromosomes), est extrêmement importante. Dans cette approche, une solution du problème est représentée par un ensemble de paramètres, souvent regroupés sous la forme d'une chaîne de caractères. En génétique, un ensemble de paramètres représentés par un chromosome particulier est appelé 'génotype'. Le 'phénotype', quant à lui, est une instance particulière du génotype. La fonction d'évaluation dépend du phénotype.

Le 'codage binaire' est certainement l'un de codages les plus utilisés du fait des nombreux avantages qu'il présente. Son principe est de coder la solution selon une chaîne de bits pouvant prendre les valeurs 0 ou 1. Lors des premiers travaux de Holland, les théories ont été élaborées en se basant sur ce type de codages. La plupart de ces théories peuvent être étendues à des données autres que des chaînes de bits. Holland [Holland 1975] est le premier à avoir montré qu'une représentation sous forme binaire était efficace. Avec ce type de codage, on peut facilement représenter différents types d'objets, comme les réels, les entiers, les chaînes de caractères, etc. Cependant, avec l'augmentation de la complexité des systèmes industriels, ce type de codages est parfois peu naturel (i.e. le codage des paramètres d'optimisation se fait indirectement).

Une autre manière de coder les chromosomes est d'utiliser des caractères multiples par opposition aux bits. Souvent, ce type de codage est plus naturel que le codage binaire. En particulier, trois types sont souvent utilisés, respectivement le codage réel, le codage en nombre entiers et le codage arborescent. Dans l'état actuel des connaissances, il n'est pas possible de déterminer le meilleur codage pour chaque problème. Le choix s'effectue généralement suivant les expériences de l'utilisateur. Dans cette étude, même si d'autres types de codage existent, nous nous limitons à l'utilisation d'un alphabet binaire pour tous les exemples traités.

4.3.1.2. Sélection

Pour cette opération, nous supposons connu l'ensemble des individus de la population à l'instant t ainsi que la fonction d'évaluation. Il va falloir trouver une manière de sélectionner les individus répondant le mieux au problème étudié. Cette sélection permettra aux individus ayant une fitness au-dessus de la moyenne de reproduire de nouveaux individus, et de pénaliser le reste des individus. Plusieurs méthodes sont utilisées dans la pratique, à savoir :

- **Roulette de casino** : C'est la sélection naturelle la plus simple. Chaque individu occupe un secteur de la roulette dont l'angle est proportionnel à sa fitness. Ainsi, plus la fitness de l'un individu est élevée, plus ses chances d'être sélectionné sont importantes.
- **Sélection par tournoi** : A chacun des individus de la population et suivant la fitness, un rang est associé. Entre deux individus sélectionnés aléatoirement, le tournoi binaire consiste à sélectionner l'individu dont le rang est plus important. Cette procédure est répétée à chaque fois qu'elle est sollicitée.
- **Recalage de la fitness** : Dans la pratique, cette méthode de sélection est préalable aux autres méthodes. Elle consiste à re-calibrer les scores effectifs des individus soit par compression pour éviter que les meilleurs éléments soient trop privilégiés, soit par décompression pour favoriser les meilleurs éléments lors de la sélection. D'une manière générale, ces méthodes sont utilisées après une étude mathématique des valeurs prises par le fitness suivant un objectif qui peut être la convergence accélérée de l'AG, soit en vue d'éviter une convergence prématurée de l'algorithme.

Dans l'étude des problèmes, on peut utiliser une option spécifique, dite 'élitisme', lors de la procédure de sélection. A cette option est associé un paramètre entier k donné par le décideur. Si cette option est choisie, l'algorithme est forcé de sélectionner les k meilleurs individus de la population dans un premier temps, et de compléter le reste des individus par l'une des méthodes précédentes dans un deuxième temps.

4.3.1.3. Croisement

Les individus obtenus lors de la phase de sélection sont appariés aléatoirement pour la reproduction de nouveaux individus. Chaque paire formée va subir une opération de croisement avec une probabilité P_{cross} et remplacée dans la population par ses descendances. De nombreux types de croisement différents existent dans la littérature, préservant plus ou moins l'identité génétique des parents et garantissant une large exploration de l'espace de solutions. Il est important de mentionner que plus la probabilité de croisement est grande, plus la convergence de l'algorithme est rapide, avec un risque important de convergence vers un optimum local.

Basés sur un codage binaire, nous avons implémenté trois types de croisements, respectivement : croisement en un point, croisement en plusieurs points et croisement uniforme. A titre d'exemple, considérons les deux individus de la figure Fig. 4.2. Dans une population où à chaque individu correspond une chaîne de 22 bits, nous supposons que le croisement en un point ait lieu avec la probabilité P_{cross} . Toutes les places ont la même probabilité d'être choisies. Par conséquent, aléatoirement une place de ce croisement est choisie. Pour ces deux individus où '|' correspond à la place du croisement, on suppose que ce dernier ait lieu après le dixième bit. Ainsi, nous aurons deux descendants en échangeant les différentes parties.

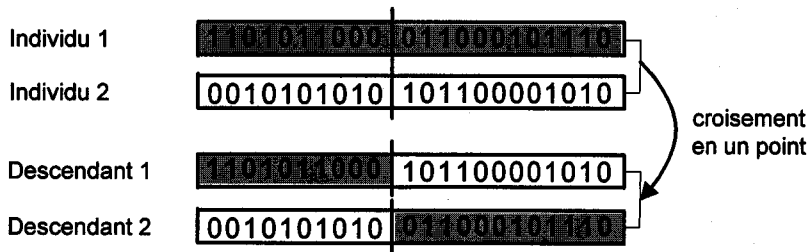


Fig. 4.2. Croisement en un point

4.3.1.4. Mutation

Les individus de la population issue du croisement vont ensuite subir un processus de mutation avec une probabilité P_{mut} . La mutation évite la dégénérescence de la population. En d'autres termes, elle permet de quitter les extrémaux locaux. La probabilité de mutation doit cependant rester faible pour que l'on puisse assurer la convergence de l'algorithme. Elle est généralement fixée entre 0.01% et 5% selon les caractéristiques du problème étudié.

Comme pour les croisements, de nombreuses méthodes de mutation ont été développées par le passé. Nous rappelons ici un type particulier de mutation relatif aux chromosomes codés de manière binaire. Un exemple illustratif est donné dans la figure Fig.

4.3. Dans cet exemple, la procédure de mutation consiste à inverser trois bits du deuxième descendant obtenu après le croisement réalisé dans la figure Fig. 4.2. Ainsi, les bits sélectionnés changent de '1' à '0' ou de '0' à '1'.

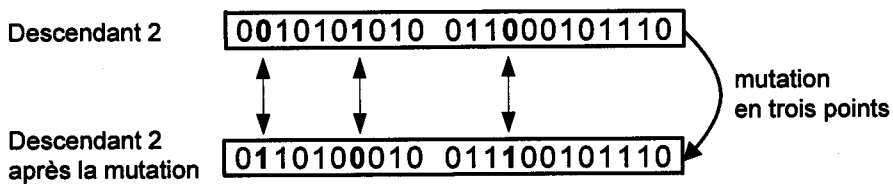


Fig. 4.3. Mutation par permutation de trois locus

4.3.2. Caractéristiques des algorithmes génétiques

Comme tous les algorithmes d'optimisation, les AGs ont des avantages et désavantages. Nous nous limitons ici à ne citer que les plus répondus.

Un des principaux avantages de l'utilisation des AGs est lié au fait que pour parvenir au résultat, on n'a pas besoin de connaître les caractéristiques de la solution du problème, mais seulement de déterminer parmi l'ensemble de solutions quelle est la meilleure. En effet, pour se guider dans l'espace de solutions, les AGs tiennent compte uniquement des informations relatives à la fonction objective. Certains algorithmes utilisent les informations liées à la dérivée de la fonction objective et sont gourment en temps de calcul.

Les AGs utilisent un codage des variables de décision, plutôt que les variables elles-mêmes. C'est un avantage pour éviter les optima locaux durant le processus d'optimisation. De plus, ils permettent d'aborder l'aspect multidimensionnel afin d'optimiser plusieurs variables de décision en même temps, en utilisant un codage combinatoire.

Les AGs sont généralement de nature probabiliste, à l'inverse des méthodes déterministes. Ils recherchent d'une population de solutions à l'autre, plutôt que d'une solution à l'autre. Ceci est l'un des grands avantages pour rechercher des espaces entremêlés d'optima locaux, au lieu de compter sur une seule solution à rechercher dans l'espace. De plus, dans le cas où on est amené à faire l'optimisation multicritères, plusieurs optima peuvent être obtenus en même temps.

Comme toute autre technique d'optimisation, les AGs présentent certains désavantages. En effet, le premier désavantage est lié principalement au temps de calcul. Les AGs par leur nature sont consommateurs de temps de calcul. Dans le cas de cette thèse, l'approche proposée utilise la simulation pour l'évaluation des indicateurs de performance de la solution candidate utilisés dans le calcul de la fitness. Par conséquent, l'efficacité est encore plus importante. Pour cela, nous avons proposé un modèle de simulation bien intégré

permettant une simulation non seulement complète mais aussi efficace.

Il faut aussi noter l'impossibilité de certifier, même après un nombre important de générations, que la solution retenue à la fin de l'algorithme est la meilleure. On peut uniquement garantir que la solution obtenue est proche de la solution optimale.

Un autre problème, relatif aux optima locaux, peut surgir lors de l'utilisation des AGs. En effet, pour un instant t , lorsqu'une population évolue, il se peut que certains individus occupent une place importante au sein de cette population deviennent majoritaires dans des populations futures. Ainsi, il n'est pas exclu que cette population converge vers l'un de ces individus au détriment d'autres individus meilleurs de populations futures. Pour remédier à ce problème, il existe différentes méthodes comme l'ajout de quelques individus générés aléatoirement à chaque génération, choisir d'autres méthodes de sélection différentes de la méthode classique utilisée, etc.

Pour la mise en place de tout algorithme génétique, une phase de paramétrisation est nécessaire. Néanmoins, certains paramètres comme la taille de la population sont des éléments clés dans l'efficacité de l'algorithme. Souvent, ils ne sont pas faciles à déterminer. Un autre point difficile à mettre en place est lié à la manière avec laquelle les individus sont évalués. Celle-ci doit souvent prendre en compte plusieurs paramètres du problème.

Les domaines d'application des AGs sont très riches et variés, comme l'optimisation des fonctions numériques difficiles avec souvent des variables discontinues, l'optimisation lors de la conception et le contrôle des systèmes industriels, l'optimisation d'emplois du temps, le traitement d'image, l'apprentissage des réseaux de neurones, etc. Ils peuvent être utilisés avec succès dans le contrôle des systèmes complexes et dynamiques comme les chaînes logistiques, les centrales nucléaires, ou dans la conception des réseaux téléphoniques, hydrauliques, de transport du gaz, etc. D'autre part, on peut utiliser les algorithmes génétiques dans la détermination des paramètres de systèmes grâce uniquement à des mesures expérimentales. Dans [Aytug *et al.* 2003], les auteurs présentent un état de l'art sur l'utilisation des algorithmes génétiques dans la résolution des certains problèmes rencontrés lors de la gestion des chaînes logistiques. Dans cette thèse, les AGs sont utilisés pour guider la recherche dans l'espace des conceptions possibles des chaînes logistiques relatives aux problèmes étudiés, comme le montre les deux cas d'étude présentés en détails dans le chapitre suivant.

4.3.3. Optimisation multicritères

Avant d'aborder les algorithmes génétiques multicritères, dans cette sous-section, nous rappelons brièvement les principes de base de l'optimisation multicritères pour permettre au

lecteur une meilleure compréhension de notre approche.

L'optimisation multicritères s'adresse aux problèmes de prise de décision en présence de critères multiples, éventuellement contradictoires. Ces problèmes de prise de décisions sont rencontrés à toutes les échelles de gestion, dans tous les domaines économiques, sociaux et environnementaux. Par exemple, il peut s'agir de choisir entre plusieurs schémas d'organisation du système de santé dans une ville permettant une meilleure maîtrise des coûts engendrés et une amélioration de la qualité et l'accessibilité aux soins; de sélectionner des candidats à un concours selon les différents critères requis par les postes; d'adopter un nouveau processus de production dans une usine pour améliorer les délais de livraison, la qualité des produits et réduire les coûts en tenant compte de l'investissement et de la capacité d'apprentissage des employés. La plupart des décisions faisant l'objet d'étude multicritères sont de natures complexes avec des conséquences importantes. L'aspect conflictuel des critères, le manque et parfois l'absence d'informations liées au problème sont souvent avancés comme arguments justifiant sa complexité.

La résolution d'un problème multicritères peut être divisée en plusieurs phases. Suite à une étude de la nature du problème, il s'agit tout d'abord d'identifier quels sont les critères d'optimisation qui peuvent être considérés. Cette phase de définition du problème est sans doute la plus délicate. Dans une deuxième phase, il s'agit d'élaborer une solution en essayant d'exploiter 'au mieux' les données disponibles. C'est à ce niveau que se situe le choix de la méthode à utiliser. Enfin, une seule ou plusieurs solutions optimales seront disponibles selon la méthode adoptée.

Face à un problème multicritères, le but du décideur est d'essayer de prendre en compte au mieux les préférences exprimées par les différents critères. Ceci conduit généralement à une phase d'agrégation des préférences. Dans la littérature, il existe déjà plusieurs manières d'aborder l'agrégation des préférences [Vincke 1989]. En particulier, avec le développement des moyens et des concepts informatiques, les méthodes interactives deviennent les outils de prédilection dans la résolution des problèmes d'optimisation multicritères. Une méthode interactive est une méthode fondée sur un dialogue entre le décideur et l'analyste ou l'ordinateur. Ce dialogue s'articule sur des propositions devant lesquelles le décideur est supposé pouvoir réagir. Les limitations cognitives du décideur imposent des restrictions au nombre des propositions qui doit être le plus petit possible.

4.3.3.1. Des méthodes classiques

Dans la littérature, il existe des méthodes classiques pour l'optimisation multicritères. Elles sont classifiées en trois catégories : les méthodes basées sur la transformation de plusieurs critères en un seul critère, les méthodes non-Pareto et les méthodes Pareto.

Une des méthodes classiques consiste à transformer un problème multicritères en un problème monocritère. Nous citons ici quelques approches importantes de ce type. La méthode d'agrégation consiste à additionner tous les objectifs en affectant à chacun d'eux un coefficient. Ce coefficient représente l'importance relative que le décideur attribue à l'objectif. Cela permettra de transformer le problème multicritères en un problème monocritère. Cette méthode est simple à mettre en œuvre et d'une grande efficacité si on se limite à la recherche d'une seule solution optimale relative au vecteur des coefficients associés aux différents critères. Par contre, une des difficultés majeures réside dans la détermination ou le choix des coefficients.

Une autre méthode souvent utilisée est la programmation par but (goal programming). Cette méthode demande au décideur de choisir un but V_i à atteindre pour chaque objectif f_i . Ces valeurs sont ensuite introduites dans des contraintes et ajoutées au problème initial. Par conséquent, l'objectif de l'optimisation multicritères sera modifié et seule une fonction objective apparaît. Cette dernière fonction consiste à minimiser la somme des écarts entre la valeur prise par chacune des fonctions objectives quand elle est optimisée seule et quand elle introduite comme contrainte dans le problème.

La méthode ε -contrainte est basée sur la minimisation d'un objectif f_i en considérant que les autres objectifs f_j avec $j \neq i$ doivent être inférieurs à une valeur ε_j . Mais la connaissance a priori des intervalles appropriés pour les valeurs de ε_j est exigée pour tous les objectifs.

L'idée de la méthode min-max est très proche de celui de la programmation par but. Elle minimise le maximum de l'écart relatif entre un objectif et son but associé par le décideur. Ce dernier est difficile à déterminer et relève des expériences du décideur.

4.3.3.2. Optimalité au sens de Pareto

Pour un problème d'optimisation multicritères, la notion d'optimalité n'est pas si évidente comme celle de l'optimisation monocritère. Généralement, il n'existe pas une valeur absolue qui indique la qualité d'une solution au problème, par manque des préférences exprimées par le décideur. Les solutions sont souvent comparées en utilisant la notion 'Pareto dominance'.

Initialement, le concept de l'optimalité au sens de Pareto a été formulé par le mathématicien italien Vilfredo Pareto au 19^{ième} siècle. L'idée d'utiliser la dominance au sens de Pareto dans les AGs a été proposée par Goldberg [Goldberg 1989] pour résoudre des problèmes rencontrés dans les travaux de Schaffer [Schaffer 1985]. Il a suggéré d'utiliser le concept d'optimalité au sens de Pareto pour respecter l'intégralité de chaque

critère par refus de comparer a priori les valeurs de différents critères séparément. Pour les MOGAs, l'utilisation d'une sélection basée sur la notion de 'Pareto dominance' va permettre une convergence de la population vers un ensemble de solutions efficaces.

Une solution est optimale au sens de Pareto si elle n'est pas moins bonne qu'une autre solution pour chacun des critères considérés séparément et strictement moins bonne pour au moins un critère. Plus précisément et sans perte de généralité, un problème d'optimisation multicritères peut être exprimé comme :

$$\text{minimiser } \{f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)\}, \text{ s.t. } g(x) \leq 0, \quad (4.1)$$

où x est le vecteur des variables à optimiser, $f_i(x)$ est la $i^{\text{ème}}$ fonction d'objective et $g(x)$ est le vecteur des contraintes considérés. Une solution faisable x^* est dite optimale au sens de Pareto s'il n'existe pas de solution x tel que :

$$\forall i \in \{1, 2, \dots, m\}, f_i(x) \leq f_i(x^*) \quad (4.2)$$

$$\exists i \in \{1, 2, \dots, m\}, f_i(x) < f_i(x^*) \quad (4.3)$$

La frontière Pareto est l'ensemble de toutes les solutions optimales au sens de Pareto. Pour un problème à deux objectifs, la figure Fig. 4.4 montre la frontière Pareto en fonction du désir exprimé par le décideur de minimiser les deux objectifs.

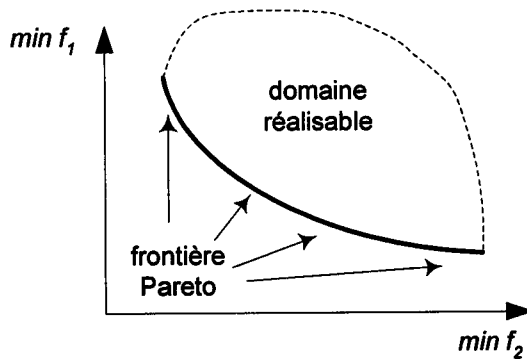


Fig. 4.4. Frontière Pareto

Pour rappeler, à la fin de l'utilisation de l'approche développée dans le cadre de cette thèse, le module d'optimisation multicritères propose un ensemble de plusieurs solutions optimales au sens de Pareto. Ainsi, basé sur ses expériences et préférences, c'est au décideur de faire un choix final d'une ou plusieurs solutions.

4.3.4. Principaux algorithmes génétiques multicritères

Les algorithmes génétiques sont une sorte d'algorithme de recherche en parallèle qui évolue d'une population à une autre. Cet avantage permet d'atteindre plusieurs solutions

optimales ou proches des solutions optimales dans une seule démarche. Jones *et al.* [Jones *et al.* 2002] présentent un état de l'art sur l'utilisation des meta-heuristiques dans la résolution des problèmes d'optimisation multicritères. Selon leur étude sur 115 articles publiés ces dix dernières années, plus de 70% des travaux réalisés sur des problèmes d'optimisation multicritères en utilisant des meta-heuristiques choisissent les algorithmes génétiques. Même si un grand nombre de MOGAs ont été proposés dans la littérature, nous nous limitons ici à présenter quelques versions de MOGAs reconnues importantes par la communauté scientifique. Pour des descriptions détaillées, voir [Coello 2000] et [Veldhuizen et Lamont 2000].

VEGA (Vector Evaluated Genetice Algorithm) est une approche non-Pareto proposée initialement par Schaffer en 1985 [Schaffer 1985]. Cette méthode est une extension d'un algorithme génétique simple SGA dédiée à la résolution des problèmes multicritères. La seule différence entre VEGA et SGA est la manière dont s'effectue la sélection des individus pour la reproduction. Plus précisément, considérons un problème avec m objectifs et une population de N individus, une sélection de N/m individus est effectuée pour chaque objectif. En même temps, m sous-populations vont être créées, chacune avec les N/m meilleurs individus pour un objectif particulier. Ces m sous-populations sont ensuite mélangées afin d'obtenir une nouvelle population de taille N . Les procédures de croisement et mutation sont lancées normalement par la suite. L'approche VEGA est assez facile à implémenter, mais elle a la tendance à créer des sous-populations dont les meilleurs individus sont limités (meilleur pour un objectif particulier). Par conséquent, l'évolution de la population favorise l'apparition des espèces. Ce résultat est contraire au but initial de la méthode qui était de trouver un compromis entre les différents objectifs.

Fonseca et Fleming [Fonseca et Fleming 1993] ont proposé une approche, nommée 'Multiple Objective Genetic Algorithm', dans laquelle chaque individu de la population est classé en fonction du nombre d'individus qui le dominent. Une fonction de notation est utilisée permettant de prendre en compte le rang de l'individu et le nombre d'individus ayant même rang. Soit un individu x_i à la génération t , dominé par $p_i(t)$ individus. Le rang de cet individu est déterminé par la fonction :

$$\text{rang}(x_i, t) = 1 + p_i(t) \quad (4.4)$$

Ainsi, tous les individus non dominés sont classés au rang 1. Ce rang est utilisé dans le calcul de fitness lors de la procédure de sélection des individus pour les différentes opérations génétiques. Les rangs associés à cette méthode sont toujours supérieurs à ceux obtenus par la méthode NSGA (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm) [Srinivas et Deb 1994]. Il a été montré que ce type de classement induit une plus forte pression de sélection et peut causer une convergence prématurée [Coello 2000].

La méthode NSGA, proposée par Srinivas et Deb, utilise une autre procédure de classement, introduite initialement par Goldberg [Goldberg 1989], pour déterminer le rang d'un individu. En effet, tous les individus non dominés de la population possèdent le rang 1. Ces individus sont ensuite enlevés de la population, et l'ensemble suivant d'individus non dominés est identifié et on leur attribue le rang 2. Ce processus est réitéré jusqu'à ce que tous les individus de la population aient un rang. La probabilité de sélection est ensuite affectée à chaque individu en se basant sur son rang. L'algorithme se déroule ensuite comme un AG simple. Pour la sélection, les auteurs utilisent une méthode basée sur le 'reste stochastique'. Néanmoins, on peut utiliser d'autres méthodes de sélections, comme roulette de casino, sélection par tournoi, etc. En temps de calcul, cette méthode paraît moins efficace que la méthode proposée par [Fonseca et Fleming 1993]. Cela est principalement lié au temps de calcul important lors du classement et du 'sharing'. D'après notre lecture, nous avons constaté que NSGA est applicable pour des problèmes avec un nombre quelconque d'objectifs. Cependant, sa performance dépend essentiellement du paramètre de 'sharing' qui est souvent difficile à spécifier a priori.

Dans la méthode NPGA (Niched Pareto Genetic Algorithm) proposée par Horn et Nafpliotis [Horn et Nafpliotis 1993], un tournoi binaire, basé sur la notion de dominance de Pareto, est utilisé lors de la sélection des individus. Cette méthode compare deux individus tirés au hasard d'une sous-population de taille t_{dom} également choisie au hasard. Si un seul de ces deux individus domine la sous-population, il est alors positionné dans la nouvelle population. Dans le cas où les deux individus dominant en même temps la sous-population ou au contraire sont dominés, une fonction appelée 'sharing' est appliquée pour sélectionner un individu. Outre les paramètres propres à la fonction 'sharing', l'utilisation de cette méthode nécessite un paramètre supplémentaire à fixer par l'utilisateur, noté t_{dom} . Ce paramètre permet d'exercer une pression variable sur la population et ainsi d'augmenter ou de diminuer la convergence de l'algorithme. Lors de l'utilisation de cet algorithme, il faut faire attention au compromis entre représentativité et élitisme car la taille de l'échantillon sélectionné est plus influente que dans le cas où la sélection par tournoi classique est utilisée. Comme le paramètre de 'sharing' pour NSGA, le paramètre t_{dom} est aussi difficile à spécifier a priori.

Les algorithmes génétiques multicritères présentés précédemment (VEGA, MOGA de Fonseca et Fleming, NSGA et NPGA) sont connus comme des MOGAs non élitiste du fait qu'ils ne conservent pas les solutions Pareto-optimales trouvées au cours de la recherche. Ainsi, la convergence vers la frontière Pareto est souvent lente. De plus, ces algorithmes maintiennent difficilement la diversité sur la frontière Pareto [Zitzler *et al.* 2000]. Afin de remédier à ces genres de difficultés, de nouveaux algorithmes génétiques multicritères ont

été proposés récemment avec des nouvelles procédures. Nous citons ici à deux versions avancées.

SPEA (Strength Pareto Evolutionary Algorithm) de Zitzler et Thiele [Zitzler et Thiele 1999] introduit une archive pour enregistrer les solutions Pareto-optimales. Avant de passer d'une génération à l'autre, tous les individus non dominés sont copiés dans l'archive. Pour cet archive, les individus présents qui devient dominés sont supprimés systématiquement. Si le nombre d'individus dans l'archive excède un nombre donné, on applique une technique de 'clustering' afin de réduire la taille de l'archive. Cette technique permet de réduire l'ensemble des solutions Pareto-optimales sans perdre les caractéristiques de la frontière Pareto. De plus, pour préserver la diversité de la population, une technique de 'niching' a été développée. Par rapport aux autres MOGAs, SPEA ne nécessite pas de réglage du paramètre associé à 'sharing'. Toutefois, la fitness de chaque individu est calculée par rapport à tous les individus stockés dans l'archive. Par conséquent, la procédure de classement est fortement dépendante de la taille de l'archive choisie initialement par le décideur.

NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II), proposé par Deb *et al.* [Deb *et al.* 2002], est une deuxième version de NSGA avec de nouvelles techniques. Les auteurs ont proposés une procédure de classement modifiée pour réduire la complexité du calcul. En remplaçant la fonction de 'sharing' afin d'éviter le réglage des paramètres exigés, une fonction de distance 'crowding' a été introduite. Cette fonction est liée à deux caractéristiques propres à chaque individu, respectivement le rang de 'non domination' et la distance de 'crowding'. De plus, les auteurs ont modifié la procédure de sélection. Plus précisément, avant de passer de la génération i à la génération $i+1$, une population intermédiaire G_i est générée en effectuant des opérations de croisement et mutation sur la population P_i . Ensuite, les deux populations G_i et P_i sont mélangées pour produire une population de taille $2N$ (N est la taille de la population). De cette population, les individus sont sélectionnés par tournoi pour la production d'une nouvelle population P_{i+1} de taille N . Dans notre approche, nous avons choisi d'utiliser le NSGA-II comme technique d'optimisation multicritères qui a été intégré dans le module d'optimisation. Les détails sur l'implémentation du NSGA-II sont présentés dans la section suivante

4.4. Algorithme génétique implémenté

Cette section est dédiée principalement à la présentation de l'algorithme génétique multicritères adopté dans notre approche. Plus précisément, notre algorithme d'optimisation est une adaptation de NSGA-II proposé initialement par Deb *et al.* [Deb *et al.* 2002]. NSGA-II est considéré par les praticiens comme l'un des algorithmes les plus performants

parmi les différents MOGAs.

Notre algorithme basé sur NSGA-II est utilisé par le module d'optimisation pour guider la recherche, dans un espace de solutions, vers la frontière des solutions optimales au sens de Pareto. Ainsi, pour la conception optimale des chaînes logistiques, le décideur aura en sa possession un panel de choix de solutions.

4.4.1. Codage

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

Dans notre approche, les variables de décision sont déduites à partir des données du problème. Selon le type et la nature des variables de décision, nous proposons une forme générique de chromosome (Fig. 4.5). Cette forme compte trois segments, chacun s'adressant à un type de décisions selon i) l'aspect stratégique ou tactique/opérationnel; ii) l'aspect quantitatif ou qualitatif.

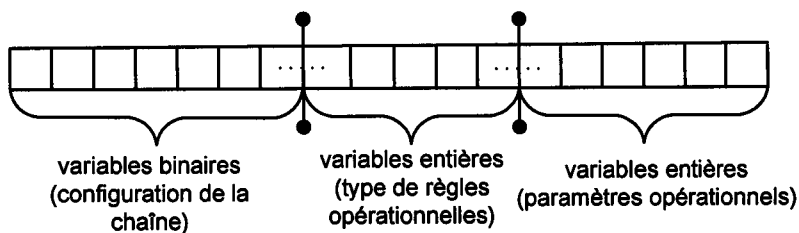


Fig. 4.5. Composition du chromosome utilisé

Plus précisément, le premier segment traite de l'aspect stratégique du problème pour représenter les décisions relatives à l'ouverture et à la fermeture des sites de la chaîne étudiée. Ce segment compte une série de variables binaires 0/1, chacune liée à un site spécifique de la chaîne. Si la valeur est '0', alors le site est considéré comme 'fermé' (i.e. que le site est absent dans la configuration de la solution candidate). Alors que '1' signifie que le site est considéré comme 'ouvert' (i.e. que le site existe comme une entité dans la configuration de la solution candidate). Ces décisions d'ouverture et de fermeture de sites dans l'étude des chaînes logistiques engendrent des coûts qu'il faut prendre en compte durant le processus d'optimisation. Plus précisément, si le site existe déjà dans la chaîne initiale, i) une valeur de '0' dans le segment impose sa fermeture et un coût de désinvestissement est engendré ; ii) une valeur de '1' indique que la présence du site est maintenue dans la configuration sans coût supplémentaire. Dans le cas où le site n'existe pas dans la chaîne initiale, i) une valeur de '1' impose l'ouverture du site et un coût d'investissement est

généralisé ; ii) une valeur de '0' indique que le site n'est considéré. Ainsi, pour chaque chromosome, la structure de la chaîne est déterminée à partir de ce premier segment.

Le deuxième et troisième segment traitent des décisions tactiques et opérationnelles et représentent les règles de pilotage pour gérer le fonctionnement de la chaîne logistique.

Le fonctionnement d'une chaîne logistique pose de nombreux problèmes de prise de décision qu'il faut résoudre en fonction de la configuration de la chaîne. Nous associons à chaque problème de décision dans la chaîne logistique un ensemble de règles de pilotage (politique d'approvisionnement, de production, de stockage et de distribution, etc.). Le choix des règles à appliquer est représenté par une liste de nombres entiers dans le deuxième segment. Prenons comme exemple le choix de la politique de gestion de stock pour un centre de distribution, qui peut être '*base stock*', (R, Q) ou (s, S) , identifiée par la liste $\{1, 2, 3\}$ dans l'ordre.

Dans la pratique, à certaines politiques de gestion sont associés des paramètres de contrôle tels que le point de commande s et le niveau de réapprovisionnement S dans la politique (s, S) . Pour cette raison, dans le troisième segment du chromosome, on retrouve une représentation de ces paramètres de contrôle via des nombres pouvant être des entiers ou réels. Un codage binaire a été choisi pour représenter ces nombres dans les chromosomes.

Il est important de signaler que la représentation des décisions stratégiques (configuration de la chaîne) et tactiques/opérationnelles (règles et paramètres associés) adoptée dans cette thèse est générique. En effet, on peut être amené à optimiser des règles sans paramètres (ex. FIFO et PS pour le traitement des ordres), dans ce cas on aura recours uniquement au deuxième segment sans le troisième. Dans d'autres cas, on cherche à optimiser des règles avec des paramètres de contrôle. Deux cas de figures se présentent, à savoir, l'optimisation des seuls paramètres dans le cas où le décideur a sélectionné a priori la politique de gestion (seul le troisième segment intervient), ou l'optimisation à la fois du choix de la politique et de ses paramètres (intervention des deuxième et troisième segments en même temps).

Pour mieux illustrer cette manière de représenter les politiques ainsi que les paramètres associés, supposons que dans le deuxième segment le choix de la politique (R, Q) a été retenu (i.e. '2' apparaît dans le deuxième segment et plus précisément dans le gène correspondant). Ainsi, les deux nombres entiers respectivement le point de commande R et la quantité commandée Q sont représentés et optimisés dans le troisième segment.

Dans certaines situations, on est amené à optimiser des politiques basées sur des poids pour répartir des ordres de production sur des usines ou des ordres d'achat sur des

fournisseurs. Pour cela, un poids pour chaque site concerné est à déterminer. Dans notre étude, ces paramètres de décisions (poids) sont représentés par des nombres entiers et introduits dans le troisième segment.

Pour permettre une meilleure compréhension de la représentation choisie et décrite par un chromosome, deux applications industrielles sont présentes dans le chapitre 5. Il est important de noter que la composition du chromosome, décrite précédemment, peut être adaptée suivant la nature du problème rencontré.

4.4.2. Procédure de vérification et de réparation

Comme nous l'avons présenté dans la sous-section précédente, le premier segment du chromosome permet de définir la configuration de la chaîne étudiée. En raison de la nature itérative des algorithmes génétiques et des opérateurs associés, de nombreuses configurations de la chaîne étudiée sont générées durant l'optimisation. Les opérations de croisement et mutation peuvent conduire à des mauvais chromosomes violant des contraintes de connexions entre les entités de la chaîne et la continuité de flux de matières avec des entités intermédiaires sans source d'approvisionnement et/ou sans client.

Dans cette étude, nous définissons la faisabilité d'une chaîne logistique du point de vue 'connectivité' des flux d'information et des flux de matières. En effet, il est impossible pour un site N d'expédier des matières, si aucun d'autres sites n'approvisionne auprès du site N ces matières. De même, il est impossible pour un site de recevoir des matières nécessaires, si les sites auprès desquels le site N commande ces matières sont tous formés.

Plus spécifiquement, une configuration est dite faisable si les deux conditions suivantes sont satisfaites :

- **Condition I :** Pour chaque site dans la configuration et pour chaque type de produit entrant, il existe au moins un site amont pouvant fournir ce produit;
- **Condition II :** Pour chaque site dans la configuration et pour chaque type de produit sortant P, il existe au moins un site aval dont le produit P est dans la liste des produits entrants.

Pour s'assurer de la faisabilité des chromosomes, nous proposons une procédure de vérification et de réparation de chromosome garantissant la faisabilité de la configuration de la chaîne associée à tout nouveau chromosome lors du processus d'optimisation. Rappelons que la classe de base «CFacility», utilisée pour la modélisation des différents sites, possède entre autres deux catalogues contenant respectivement la liste des produits entrants et la liste des produits sortants. Ainsi, nous implémentons une procédure pour vérifier si chaque site de la chaîne résultante est correctement connecté selon les deux

conditions données dans la définition de la faisabilité. Comme cette procédure touche uniquement la structure de la chaîne, seul le premier segment du chromosome est concerné.

Pour une configuration infaisable, pour chaque site violant une des deux conditions de faisabilité, de nouveaux sites sont ajoutés dans la configuration pour obtenir la faisabilité. Plus précisément, pour réparer un site dont la condition I est violée, pour chaque type de produit entrant mais sans source d'approvisionnement, un site amont garantissant la connectivité sera choisi aléatoirement (même probabilité de sélection pour tous les sites amont possibles). De même, pour réparer un site dont la condition II n'est pas satisfaite, pour chaque type de produit sortant mais sans site destinataire, un site aval garantissant la connectivité sera choisi aléatoirement. Les sites choisis sont ajoutés à la configuration candidate et les valeurs des gènes correspondants changent de '0' à '1' dans le chromosome. Cette procédure de vérification et de réparation est répétée jusqu'à ce que tous les sites de la chaîne candidate soient correctement connectés.

Pour illustrer la procédure, considérons la chaîne complète décrite par la figure Fig. 4.6. Cette chaîne est composée de trois fournisseurs, trois usines et deux clients. Le client 1 génère des demandes différentes pour deux types de produits finis 'P1' et 'P2'. Le client 2 génère des demandes pour un seul type de produit fini 'P1'. Ces produits sont fabriqués par les trois usines, en utilisant deux types de composants 'C1' et 'C2'. Ces informations sont initialement introduites par le décideur et stockées dans les listes des produits entrants et sortants de chaque site. Les nomenclatures (Bill-of-Material) relatives aux produits 'P1' et 'P2' sont aussi illustrées dans la même figure.

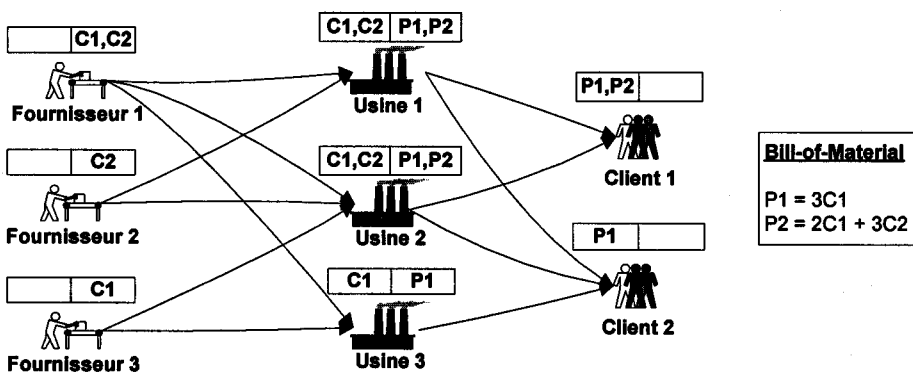


Fig. 4.6. Un exemple d'une chaîne logistique

Les décisions stratégiques relatives à l'ouverture et/ou la fermeture des sites concernent les trois fournisseurs et les trois usines. Ces décisions sont représentées dans le premier segment du chromosome qui compte six gènes binaires. Si on se limite à la seule optimisation de la configuration de la chaîne, pour chaque itération, l'algorithme génétique implémenté propose une population de chromosomes dont il faut s'assurer de la faisabilité. Ainsi, la procédure de vérification et de réparation est déclenchée.

Supposant que un chromosome spécifique est généré, représenté par une série de nombres entiers [0-1-0-0-1-0]. La procédure de vérification et de réparation relative à ce chromosome est illustrée dans la figure Fig. 4.7. En effet, la procédure de vérification commence par visiter tous les sites présents pour voir si les deux conditions I et II sont respectées. Comme résultat, elle découvre que le site 'Usine 2' n'a pas de site amont garantissant son approvisionnement en composant de type 'C1' et que la condition I est violée. A ce moment là, la réparation du chromosome commence par l'ajout d'un site prédécesseur garantissant cet approvisionnement. En référence à la chaîne complète (Fig. 4.6), la procédure de réparation découvre que les deux sites potentiels 'Fournisseur 1' et 'Fournisseur 3', absents du chromosome considéré, sont i) connectés à 'Usine 2' et ii) capables de livrer le composant 'C1'. Ainsi, avec une probabilité 0.5, un des deux sites est sélectionné aléatoirement pour réparer le chromosome. Dans notre cas, le 'Fournisseur 1' a été choisi pour satisfaire la condition I. Par conséquent, le gène correspondant au site 'Fournisseur 1' passe de '0' à '1' et le chromosome devient [1-1-0-0-1-0]. La configuration correspondante devient faisable et le processus de simulation peut être lancé.

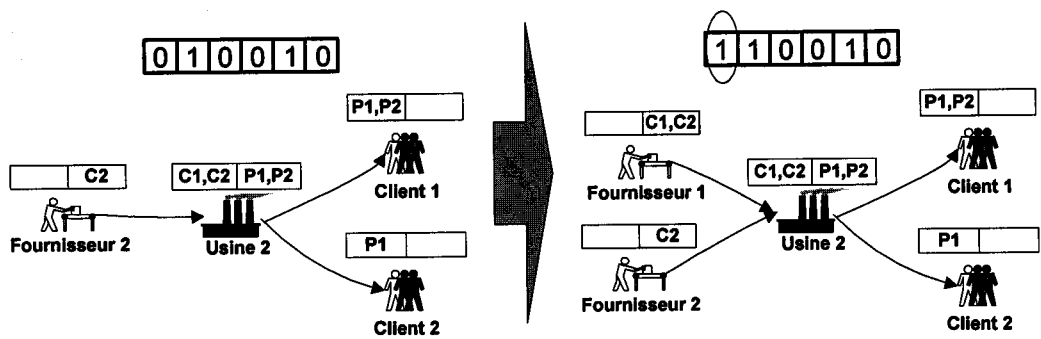


Fig. 4.7. Procédure de vérification et réparation du chromosome

Remarquons qu'on peut construire des exemples où seule la condition II est violée et d'autres avec les deux conditions I et II violées en même temps. La procédure de vérification et de réparation développée peut assez facilement remédier à ces violations pour produire des chromosomes faisables et simulables.

4.4.3. Opérations et opérateurs génétiques adoptés

Les opérateurs de sélection, croisement et mutation sont deux opérateurs de base lors de la recherche de nouvelles solutions (individus) à partir de la population actuelle. Comme nous l'avons présenté dans la sous-section précédente, un chromosome est composé de trois segments de variables à optimiser. Comme ces variables des décisions sont de natures différentes, les opérations génétiques de croisement et de mutation sont effectuées séparément dans ces trois segments. Ainsi, les opérateurs de croisement et de mutation sont appliqués indépendamment à chacun des segments. Trois méthodes classiques de

croisement sont implémentées dans le module d'optimisation, incluant le croisement en un point, le croisement en plusieurs points et le croisement uniforme. La méthode choisie pour le croisement est choisie a priori. Un codage binaire ayant été choisi pour les trois segments, les trois types de croisement sont applicables sans difficulté. Pour l'opération de mutation, une seule méthode a été implémentée, qui consiste à inverser la valeur d'un bit de '0' à '1' ou de '1' à '0'.

Avant de lancer les opérations de croisement et de mutation, il faut d'abord sélectionner les individus pour la reproduction, parmi ceux de la population actuelle. La procédure de sélection est liée principalement à la façon avec laquelle la fitness est déterminée et associée à chaque individu. Elle diffère suivant que l'on fait de l'optimisation monocritère ou multicritères. En cas d'une optimisation monocritère, la fitness d'un individu est une fonction de la valeur du critère d'optimisation. Par exemple, le coût total d'une chaîne logistique, évalué par simulation, peut être utilisé pour déterminer la fitness de l'individu associé à la chaîne. Dans le cas d'une optimisation multicritères, la fitness d'un individu est déterminée sur la base de plusieurs critères d'optimisation. Ces derniers peuvent être de natures différentes comme le coût, le délai, le taux de service, etc.

Les opérateurs relatifs à la sélection, le croisement et la mutation, utilisés dans le cas monocritère, ont été implémenté et testé avec succès en utilisant un AG simple. Ces opérateurs sont classiques et leurs implémentations ne nécessitent pas un effort important, car ils sont déjà maîtrisés et rapportés dans plusieurs livres dédiés aux algorithmes génétiques. Pour toutes ces raisons, dans cette sous-section, nous nous focalisons sur les opérateurs utilisés par les algorithmes génétiques multicritères et plus précisément ceux relatifs au NSGA-II adoptés dans notre approche [Ding *et al.* 2004c] [Deb *et al.* 2000].

4.4.3.1. Pseudo algorithme du MOGA implémenté

Avant d'aborder les opérateurs utilisés et pour une vue globale, nous présentons les principales étapes du MOGA implémenté dans cette thèse. Les principaux paramètres de ce MOGA seront expliqués ultérieurement. Par rapport aux GAs classiques, ce MOGA s'appuie sur (i) une méthode de classement des solutions d'une population selon les fronts Pareto, (ii) une méthode élitiste préservant les meilleures solutions dans la population future, (iii) une méthode 'crowd-comparison' pour la sélection élitiste tenant compte de classement et de l'uniformité des fronts Pareto, et (iv) une procédure de réparation des solution infaisable. Le MOGA implémenté est comme suit :

Etape 1 : Générer la population initiale P de taille N ;

Etape 2 : Evaluer toutes les solutions dans P par la simulation ;

Etape 3 : Calculer les rangs des solutions dans P ;

Etape 4 : Mettre à jour la frontière Pareto avec les nouvelles solutions ‘best-so-far’ ;

Etape 5 : Sélectionner deux solutions parents en utilisant la ‘sélection binaire par tournoi’. Elle consiste à tirer dans un premier temps deux solutions au hasard de la population P et ensuite sélectionner la solution avec le rang le plus élevé ;

Etape 6 : Générer deux solutions enfants par le croisement des deux solutions parents avec une probabilité p_c ;

Etape 7 : Performer la mutation avec une probabilité p_m pour chaque solution enfant ;

Etape 8 : Ajouter les deux solutions enfants dans la population suivante G ;

Etape 9 : Répéter les étapes de 5 à 8 pour obtenir N solutions enfants dans G ;

Etape 10 : Evaluer les solutions dans G par la simulation ;

Etape 11 : Générer la population suivante par la ‘sélection élitiste’ sur P et G ;

Etape 12 : Répéter les étapes de 4 à 11 jusqu’à la satisfaction des conditions d’arrêt.

Dans la suite, nous présentons dans l’ordre le chromosome représentant les solutions candidates du problème de la conception, une procédure de réparation des solutions ne garantissant pas la continuité des flux, les opérateurs génétiques (sélection, croisement et mutation), le classement des solutions en fonction des performances estimées par la simulation pour déterminer les rangs, l’opérateur ‘crowd-comparison’ et la sélection élitiste.

4.4.3.2. Méthode de classement

Pour un MOGA utilisant l’optimalité au sens de Pareto, une méthode de classement est nécessaire pour déterminer le rang et ensuite la fitness de chaque individu. Il existe diverses méthodes de classement développées dans la littérature. NSGA-II utilise la définition du rang conçue initialement par Goldberg [Goldberg 1989]. Ainsi, tous les individus non dominés sont classés au rang 1 et ensuite enlevés de la population. Dans le reste de la population, les individus qui devient non dominés à leur tour sont classés au rang 2. Cette procédure continue jusqu’à ce que toute la population soit parcourue et tous les individus classés. Dans NSGA-II, les auteurs ont gardés le même principe de classement des individus en utilisant un nouvel algorithme. Cet algorithme a la particularité d’avoir une complexité de $O(MN^2)$, où M représente le nombre d’objectifs à optimiser et N la taille de la population, en comparaisant avec l’algorithme classique utilisé jusqu’à présent dont la complexité est de $O(MN^3)$. Un exemple est donné dans la figure Fig. 4.8.

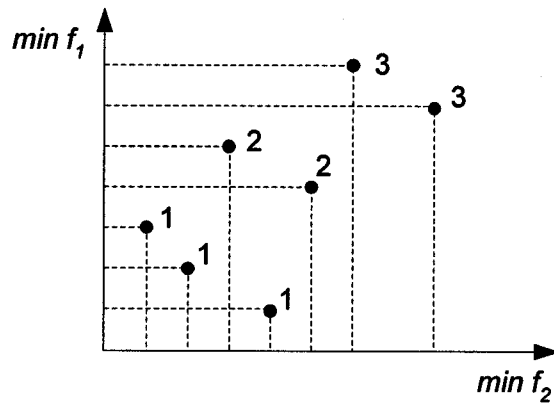


Fig. 4.8. Procédure de classement utilisée dans NSGA-II

4.4.3.3. Opérateur 'crowd-comparison'

Un MOGA de bonne qualité exige une répartition uniforme des solutions Pareto-optimales sur la frontière Pareto. Afin d'obtenir cette uniformité, la plupart des variantes de MOGAs utilisent une procédure de 'sharing'. Cette procédure nécessite un paramètre difficile à spécifier a priori. De plus, la performance de l'algorithme dépend fortement de la valeur prise par ce paramètre. Pour résoudre ce problème, NSGA-II remplace la fonction de 'sharing' par un opérateur de 'crowd-comparison' $<_n$ (ordre partiel), ne nécessitant aucun paramètre. Lors des diverses étapes de l'algorithme, l'opérateur $<_n$ permet de guider la recherche des individus vers une frontière Pareto uniformément distribuée.

Pour chaque individu i d'une population, NSGA-II détermine deux attributs, respectivement un rang de non dominance i_{rank} et une distance 'crowding' $i_{distance}$ représentant la densité des individus sur la frontière (voir [Deb *et al.* 2002]). L'ordre partiel $<_n$ est défini par :

$$i <_n j, \text{ si } (i_{rank} < j_{rank}) \text{ ou } ((i_{rank} = j_{rank}) \text{ et } (i_{distance} > j_{distance})) \quad (4.5)$$

Pour cet ordre, entre deux individus avec des rangs différents, celui ayant un meilleur rang est préféré et sélectionné. Dans le cas où les rangs sont égaux, la distance 'crowding' intervient pour permettre de choisir un individu. Cette distance donne priorité aux individus des zones de faible densité de population. Comme le montre l'exemple illustré dans la figure Fig. 4.9, la distance 'crowding' de la $i^{ième}$ solution dans cette frontière est égale à la longueur moyenne des bordures (côtés) du cube cadrant cette solution mais ne contenant aucune d'autre solution.

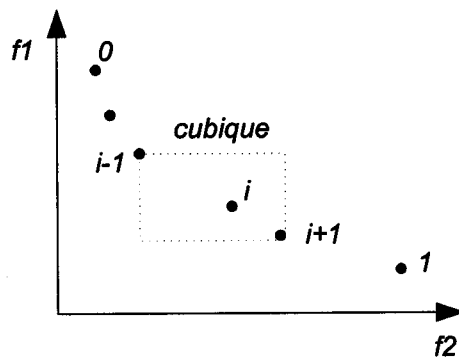


Fig. 4.9. Calcul de la distance 'crowding' de la $i^{\text{ème}}$ solution

Plus précisément, pour calculer la distance 'crowding', il faut d'abord classer toutes les solutions de la population dans l'ordre croissant par rapport à la valeur prise par chaque critère. Initialement et pour chaque critère, une distance 'crowding' de valeur infinie est associée aux deux solutions ayant respectivement la valeur maximale et la valeur minimale. Dans la suite, pour chacune des solutions intermédiaires et pour chaque objectif, la distance 'crowding' est égale à la différence absolue normalisée entre les valeurs des deux solutions adjacentes (les deux solutions du cube cadrant la solution, $(i-1)$ et $(i+1)$ dans l'exemple de la figure Fig. 4.9). A la fin, la distance 'crowding' totale de chaque solution est obtenue en sommant les distances calculées séparément pour chaque critère.

Un pseudo algorithme pour la détermination de cette distance est présentée dans la figure Fig. 4.10. S représente l'ensemble des solutions non dominées ; $S[i].m$, la valeur du $m^{\text{ème}}$ critère de la $i^{\text{ème}}$ solution ; $S[i]_{distance}$, la distance 'crowding' totale pour la $i^{\text{ème}}$ solution ; f_m^{\max} et f_m^{\min} représentent respectivement les valeurs maximale et minimale prises par le $m^{\text{ème}}$ critère.

```

s = |S| ;                               (Nombre de solution dans S)
Pour chaque i, mettre S[i]_{distance} = 0 ; (Initialisation)
Pour chaque objectif m {
    S = classement (S, m).                (Classement par rapport à l'objectif m)
    S[1]_{distance} = S[s]_{distance} = ∞. (Les deux points extrêmes)
    De i = 2 à (s-1) {                    (Le reste des points)
        S[i]_{distance} = S[i]_{distance} + (S[i+1].m - S[i-1].m) / (f_m^{\max} - f_m^{\min})
    }
}

```

Fig. 4.10. Pseudo algorithme de calcul de la distance 'crowding'

4.4.3.4. Sélection élitiste

NSGA-II est un algorithme élitiste. Pour cela, nous présentons brièvement le principe de passage d'une population à une autre. Supposons que nous avons une population actuelle P_t et une population G_t produite à partir de P_t en utilisant des opérateurs classiques de sélection, croisement et mutation. Les deux populations ont la même taille N . A partir de ces deux populations, la procédure de sélection élitiste intervient pour permettre la création d'une nouvelle population P_{t+1} .

Plus précisément, une population intermédiaire R_t est déterminée en mélangeant les deux populations P_t et G_t ($R_t = P_t \cup G_t$). A chaque de la population R_t on associe un rang de non dominance. L'élitisme est assuré car tous les individus, incluant ceux de l'ancienne génération, participent aux opérations de classement et de sélection. L'ensemble des individus non dominés sont rangés dans un sous-ensemble F_1 . Si la taille de F_1 est inférieure à N , tous les individus de l'ensemble F_1 sont sélectionnés et inclus dans la nouvelle population P_{t+1} . Ces individus sont ensuite enlevés de la population R_t . En répétant le même principe que précédemment sur l'ensemble R_t/F_1 , des individus non dominés sont choisis pour former un sous-ensemble F_2 . De même, les individus de F_2 vont rejoindre ceux de la population P_{t+1} . Cette procédure continue jusqu'au moment où un sous-ensemble F_k est formé mais ne pouvant pas être inséré totalement dans P_{t+1} sans que la taille de P_{t+1} dépasse N . Pour F_k , une sélection supplémentaire est indispensable afin de choisir parmi les individus de F_k ceux qui auront la chance d'être dans P_{t+1} pour atteindre la taille de N individus. Ainsi, les individus de F_k sont classés dans l'ordre décroissant en utilisant l'opérateur 'crowd-comparison' $<_n$. Les meilleurs individus sont ensuite sélectionnés, par ordre de mérite, pour compléter la population P_{t+1} . Cette procédure est illustrée par la figure Fig. 4.11.

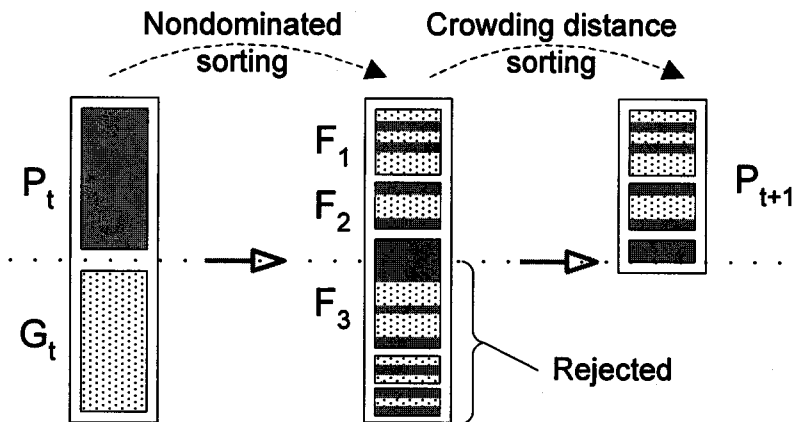


Fig. 4.11. Procédure de sélection élitiste utilisée dans NSGA-II

4.5. Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons présenté une approche d'optimisation multicritères basée sur la simulation dédiée à la conception des chaînes logistiques. En particulier, nous avons présenté en détail l'algorithme d'optimisation. Nous avons présenté dans l'ordre les principes de base de ce type d'algorithmes, les versions importantes utilisées dans la pratique et plus particulièrement ceux relatifs aux cas multicritères. Un algorithme génétique multicritères NSGA-II, considéré comme l'un des meilleurs MOGAs, a été adopté et intégré dans l'approche.

Afin de valider notre approche, deux applications industrielles, issues respectivement des industries automobile et textile, seront présentées et les expériences numériques analysées dans le chapitre qui suit.

Comme perspectives, nous envisageons de mettre en application d'autres variantes de MOGAs et de comparer leurs performances. Aussi, nous souhaitons comparer les limites de l'approche développée sur des problèmes connus dans la littérature et résolus en utilisant des méthodes analytiques.

Chapitre 5

Deux applications industrielles

Dans ce chapitre, deux cas d'études, proposés par deux partenaires du projet européen ONE respectivement de l'industrie automobile et textile, sont présentés. Pour permettre la validation de l'approche, des expériences numériques ont été réalisées sur les deux cas d'études. Enfin, nous analysons et commentons les résultats numériques obtenus.

5.1. Conception d'un réseau de production et de distribution en industrie automobile

Pour toute entreprise existante à l'échelle nationale ou internationale, les décisions relatives au problème de conception de son réseau de production et de distribution sont critiques avec des impacts importants sur ses performances. Ces décisions concernent d'une part la détermination des localisations des nouveaux sites et/ou fermetures des sites existants et d'autre part la planification de la production et de distribution des produits. Les décisions de différents niveaux (stratégiques, tactiques et opérationnelles) doivent être prises en même temps. Les incertitudes et les risques compliquent encore plus le problème.

Dans la majorité des travaux de recherche réalisés, ce problème est modélisé en utilisant la programmation mathématique en nombres entiers. Toutefois, les aspects dynamiques comme la fluctuation des demandes clients, les incertitudes liées à la production et au transport, sont ignorés dans la plupart de ces modèles [Vidal et Goetschalckx 1997]. Cela est lié principalement à la complexité du problème. En particulier, ces méthodes sont limitées quand des variables qualitatives sont impliquées, comme par exemple le choix des politiques de gestion des stocks ou de la production. Le coût total incluant toutes les activités de la chaîne est souvent utilisé comme le seul critère à optimiser. Tandis que dans un environnement concurrentiel, l'optimisation d'un seul critère n'est pas suffisante. Le niveau de service du client final est de nos jours un critère majeur à prendre en compte lors de la conception de ce type de réseaux (production et distribution). Le compromis entre le niveau de service et le coût total permet de justifier des décisions importantes que le coût seul ne peut le faire.

Dans cette section, nous présentons un cas d'étude proposé par un partenaire de l'industrie automobile et dédié à l'étude du problème de reconfiguration d'une partie de son réseau de production et distribution. Une approche d'analyse par scénarios est d'abord utilisée pour comparer les performances de deux solutions possibles. Le cadre de modélisation et simulation présenté dans le chapitre 3 est adopté pour l'évaluation des performances de la chaîne dans un environnement dynamique. Par la suite, l'approche d'optimisation multicritères basée sur la simulation, proposée dans le chapitre 4, est appliquée pour permettre une meilleure exploration de l'espace des solutions possibles.

5.1.1. Stratégies Make-to-Stock et Make-to-Order

Avant d'aborder la définition du cas d'étude, nous présentons ici deux stratégies de production utilisées par notre partenaire industriel. Afin d'être plus réactives aux besoins du

client, les entreprises de l'industrie automobile proposent souvent plusieurs modèles pour un seul type de véhicule. La diversité des modèles pose d'énormes problèmes liés à la préparation des composants et matières premières, le stockage de tous les produits (composants, produits semi-finis, finis), le transport, etc. Les différents coûts, incluant les coûts de production, de transport, de stockage, etc., sont traditionnellement les principaux facteurs considérés par les décideurs dans l'étude des chaînes logistiques en industrie automobile. Une attention a été prêtée plus particulièrement aux différents types de stocks et les coûts associés. Dans ce contexte, il n'est pas économique de stocker de nombreux composants et produits finis pour anticiper des futures demandes. Considérant le fait que les clients sont souvent exigeants en terme de délai de livraison, un équilibre optimal doit être réalisé entre les coûts de stockage d'un côté et les bénéfices perdus lors des ruptures de stocks de l'autre. Pour cela, différentes stratégies sont utilisées pour résoudre ces problèmes.

Afin de pouvoir répondre aux demandes clients dans des délais courts, tout en minimisant ses coûts, le constructeur automobile produit, pour le même type de véhicule, des modèles de véhicule dit 'standard' et dont la gestion de la production est sur stock (MTS : Make-to-Stock) et les autres modèles de véhicule dit 'avec options spécifiques' ou 'haut de gamme' dont la gestion de la production est sur commande (MTO : Make-to-Order). La stratégie de production MTS consiste à constituer un stock de véhicules standards à partir duquel les demandes des clients sont directement satisfaites, si le stock le permet. Dans le cas d'une rupture du stock, les demandes client sont mises en attente jusqu'à la prochaine livraison. Cette approche permet généralement un délai court, mais elle engendre des coûts de stockage importants. La stratégie MTO consiste à ne commencer la production qu'à la réception de la demande client ferme. Cette approche élimine les stocks de véhicules, par contre, elle augmente le temps de réponse à une demande client.

Pour notre cas d'étude, ces deux stratégies sont utilisées en même temps pour établir un équilibre entre les coûts et les délais de livraison. Plus précisément, les demandes pour les modèles standards sont traitées MTS afin d'être plus réactif aux demandes client. Ainsi, la production est réalisée à l'avance et les véhicules stockés dans les centres de distribution. D'autre part, les demandes pour des véhicules avec options spécifiques sont gérées en utilisant la politique MTO. Ce n'est qu'à la réception d'une commande ferme que la production du véhicule est confirmée pour être lancée sur les lignes de montage suivant le planning de production du constructeur.

5.1.2. Présentation du problème

La chaîne logistique étudiée dans le cadre de ce premier cas d'étude est un réseau de production et de distribution pour un type de véhicule à l'échelle internationale. Le fonctionnement principal de ce réseau est de produire les différents véhicules et les distribuer aux clients selon leurs demandes spécifiques. Face à une concurrence de plus en plus forte sur le marché, l'entreprise cherche à réévaluer les performances de ce réseau en terme des différents coûts et du niveau de satisfaction de client final.

La configuration actuelle du réseau est illustrée dans la figure Fig. 5.1. Ce réseau est composé de trois usines (Usine1, 2 et 3), deux ports (HB1 et HB2), cinq centres de distribution (CDC, RDC1, 2, 3 et 4) et seize zones clients. Les trois usines ainsi que CDC et HB1 sont situés dans le pays A en Europe. Les autres sites HB2, RDC1, RDC2, RDC3, RDC4 et les seize zones clients sont dans un autre pays européen B. Les véhicules sont convoyés en utilisant différents moyens de transport des usines aux zones clients en passant par les différents sites. En effet, tous les véhicules produits par les trois usines, de type MTS et MTO, sont accumulés dans CDC. Afin de réduire le coût de transport, les véhicules MTS sont transportés en bateau via HB1 et HB2 vers RDC1, où ils sont stockés par anticipation. Au contraire, pour diminuer le temps de transport, les véhicules MTO sont convoyés directement par train vers le RDC correspondant. Les véhicules sont ensuite distribués par camion aux seize zones clients, représentant les seize départements géographiques dans le pays B. Plus de détails sur les différentes activités du réseau sont présentés dans le modèle de simulation.

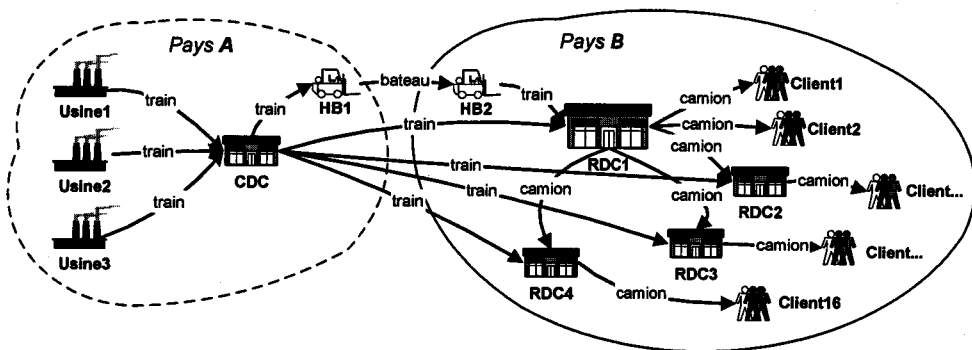


Fig. 5.1. Configuration actuelle du réseau dite décentralisée (DDN)

L'objectif de ce cas d'étude est d'évaluer les performances du réseau incluant les différents coûts et les temps de réponse aux demandes clients. Une reconfiguration du réseau peut être effectuée suivie des évaluations avec la prise en compte des aspects stochastiques liés aux demandes clients, transport, etc. Nous avons utilisé deux approches pour atteindre cet objectif, respectivement l'analyse par scénarios [Ding *et al.* 2003a] et l'optimisation via simulation [Ding *et al.* 2004e].

5.1.3. Analyse par scénarios

Afin d'améliorer les performances du réseau de distribution, un réseau de distribution centralisé (CDN) a été proposé par notre partenaire. La configuration du réseau CDN est illustrée dans la figure Fig. 5.2. La seule différence avec DDN reste en la composition des centres de distribution. Trois DCs régionaux sont supprimés dans la configuration CDN afin de réduire les coûts de stockage en stockant tous les véhicules MTS et MTO dans un seul et unique centre de distribution DC.

Dans [Teo *et al.* 1999], les auteurs montrent que, dans le cas où les demandes sont indépendantes et identiquement distribuées, la consolidation de tous les stocks en un seul et unique stock est une stratégie optimale pour la minimisation des coûts de stockage. Intuitivement, nous espérons que le regroupement de tous les centres de distribution profitera à l'entreprise que d'avoir plusieurs centres de distribution dans différentes régions.

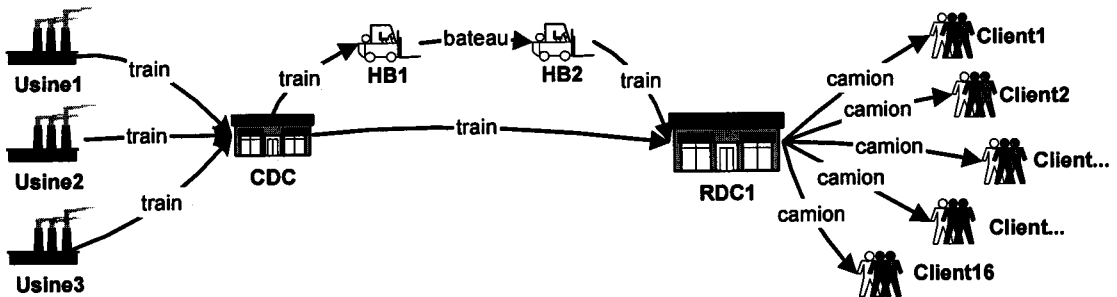


Fig. 5.2. Configuration alternative du réseau dite centralisée (CDN)

5.1.3.1. Modèles de simulation

Nous présentons tout à bord le modèle de simulation du réseau DDN. Les seize clients génèrent indépendamment des demandes pour un seul type de véhicule. Pour un client, la quantité demandée est une variable aléatoire suivant une loi de probabilité définie a priori (loi normale dans notre cas). De même, le temps séparant deux demandes consécutives est modélisé par une variable aléatoire suivant la loi de Poisson. Chaque demande, générée par un client, est divisée en deux parties selon un ratio associé à chaque client. Une partie de la demande, 60% dans cette étude, est considérée comme des demandes pour des véhicules standards qui sont gérés en MTS. L'autre partie (40%) consiste en des demandes pour des véhicules avec options spécifiques qui sont gérés en MTO. Les demandes de véhicules MTS sont adressées aux différents RDCs et ensuite regroupées au RDC1. Les demandes MTO sont envoyées directement aux usines selon des ratios définis par le décideur. Il est important de signaler que pour ce cas d'étude, RDC1 est le seul centre de distribution dans le réseau autorisé à stocker des véhicules standards et toute demande pour ce genre de véhicule passe en premier temps par lui. Les autres RDCs (RDC2, 3 et 4) fonctionnent

comme des centres de transits où les véhicules sont stockés temporairement avant la livraison aux clients. Selon le niveau de stock dans RDC1, les demandes MTS sont livrées sans délais ou misent en attente pour des prochaines livraisons.

Dans le centre de distribution RDC1, le stock de véhicules MTS (standards) est géré selon la politique (s, \tilde{S}) , où s est le point de commande et \tilde{S} est la position du stock souhaitée après la commande. Le paramètre \tilde{S} est déterminé pour l'anticipation des demandes futures. Plus précisément, la position du stock, notée par $I(t)$ à un instant donné t , est révisée chaque semaine. Un ordre d'approvisionnement sera lancé si $I(t)$ est inférieure à s . Etant donné que l'objectif de l'approvisionnement est de couvrir les demandes clients durant une certaine période $(t, t + \Delta t)$, la quantité commandée $Q(t)$ est déterminée par $Q(t) = \tilde{S} - I(t) = s + \tilde{d}(t, t + \Delta t) - I(t)$. Dans ce cas d'étude, Δt est supposé égal à deux mois et la quantité de la demande prévue $\tilde{d}(t, t + \Delta t)$, comme variable obtenue d'une distribution avec saisonnalité.

Au niveau de la production (dans les usines), l'usine est modélisée comme un système 'pull'. Par conséquent, le processus de production ne commence qu'à la réception d'un ordre de production MTO ou MTS. La préparation des matières premières et composants n'est pas modélisée en détail. Seul le temps, correspondant à la préparation, est pris en compte dans la durée de traitement des ordres. Les véhicules seront disponibles après un délai de production. Ils sont ensuite stockés temporairement dans CDC. De là, les véhicules gérés en MTS sont envoyés vers un port HB1, d'où ils sont transportés vers HB2 en utilisant le bateau. HB2 est un port tout près du centre de distribution RDC1, par lequel les véhicules (MTS) sont distribués aux clients couverts par RDC1 ou envoyés aux autres centres de distribution régionaux pour les clients couverts par RDC2, RDC3 et RDC4. Pour les véhicules gérés en MTO, ils sont transportés par train de HB1 aux quatre RDCs (RDC1, 2, 3 et 4) directement afin de réduire le temps de transport. De ces RDCs, la distribution aux zones clients est assurée par camion.

Dans le modèle de CDN, les processus de production, de transport et de distribution sont similaires à ceux du cas DDN, sauf que seul le centre de distribution RDC1 est utilisé pour servir tous les clients en véhicules générés en MTS ou MTO.

5.1.3.2. Analyse des scénarios

Selon les deux scénarios, deux modèles de simulation ont été développés pour comparer les performances des deux réseaux. Considérant que la configuration d'un réseau de production et de distribution est généralement une décision stratégique, l'horizon de simulation a été considéré égal à 2 ans. Pour mieux étudier les phénomènes stochastiques,

on a simulé la même configuration 100 fois en utilisant 100 différentes séries de nombres aléatoires. Les indicateurs de performances sont calculés en moyenne.

Des indicateurs de performance sont obtenus incluant le temps de réponse moyen à une demande client, le niveau de stock moyen et le pourcentage des demandes livrées dans les délais souhaités par le client. Le temps de réponse moyen est un indicateur important renseignant sur le temps écoulé entre la réception d'une demande client et la livraison de cette demande. Ce temps est relié à l'ensemble des activités de la chaîne, reflétant sa réactivité. Dans cette étude, nous nous focalisons sur les deux premiers indicateurs. En raison de confidentialité, les paramètres réels sont transformés pour l'exemple numérique suivant.

La figure Fig. 5.3 montre les impacts du point de commande sur le temps de réponse moyen à une demande client. "DDN-MTS" et "DDN-MTO" sont respectivement le temps de réponse moyen des demandes de type MTS et MTO du réseau DDN. "CDN-MTS" et "CDN-MTO" sont respectivement le temps de réponse moyen des demandes MTS et MTO du réseau CDN. "TOTAL" est le temps de réponse moyen calculé sur l'ensemble des demandes MTS et MTO regroupées en même temps. Une première constatation non évidente est que le temps de réponse moyen de CDN est inférieur à celui de DDN. Normalement, l'avantage du DDN est que les RDCs sont utilisés pour garantir aux clients une livraison rapide (le délai de livraison entre un RDC et un client étant très limité dans notre cas). Mais si on regarde de plus près, il y a trois liens de transport entre RDC1 et les autres RDCs pour transporter les véhicules de type MTS. Dans un tel cas, un temps d'attente supplémentaire est nécessaire pour former les lots nécessaires au départ des trains. Nous observons également que la différence du temps de réponse entre les deux configurations (DDN et CDN) pour les véhicules MTO est semblable à ceux de MTS. En effet, la différence entre les deux réseaux pour les véhicules MTO est due fondamentalement au fait que les processus de production et transport sont similaires.

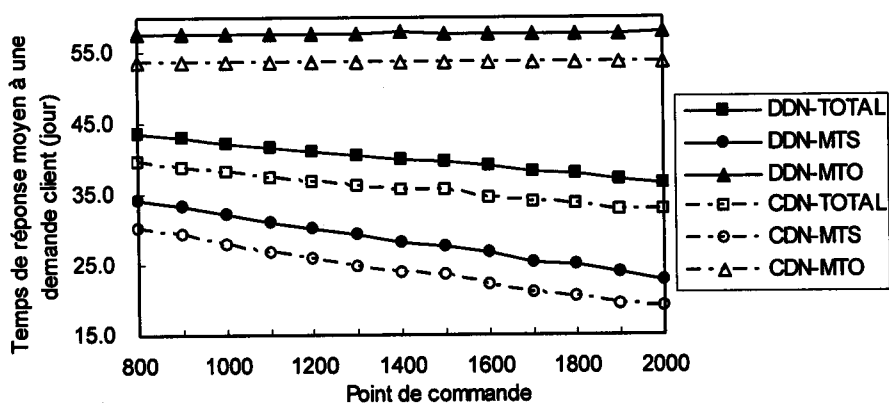


Fig. 5.3. Comparaison des temps de réponse moyen à une demande client

La figure Fig. 5.4 montre les niveaux de stock moyens des deux scénarios. Pour la configuration décentralisée (DDN), les véhicules MTS demandés par les RDCs doivent attendre dans RDC1 une période pour former les lots nécessaires. Par conséquent, le niveau de stock moyen du DDN est plus élevé par rapport à celui de CDN qui réalise également une économie d'échelle en gardant tous les stocks ensemble. Les résultats du scénario DDN sont considérés conformes aux données opérationnelles réelles du constructeur automobile.

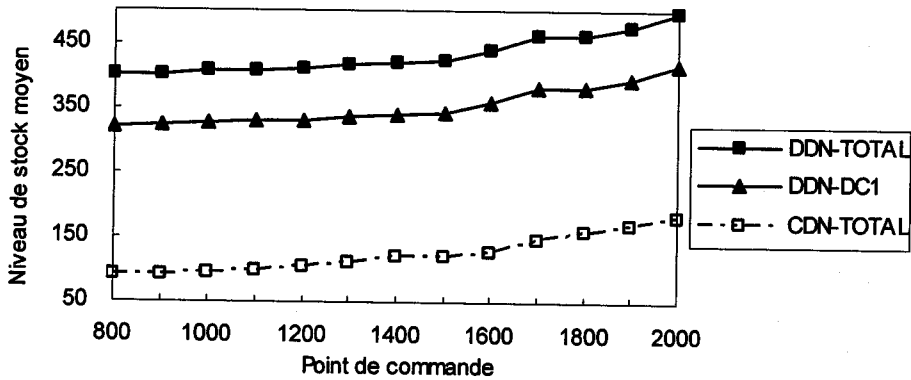


Fig. 5.4. Comparaison des niveaux de stocks moyens

5.1.4. Analyse en utilisant l'optimisation via simulation

Rappelons que l'objectif principal de ce cas d'étude est d'évaluer les performances du réseau de production et de distribution afin de pouvoir le reconfigurer. Une approche d'analyse par scénarios a été utilisée pour comparer deux configurations. Pour une large exploration des configurations possibles du réseau, nous avons conçu un modèle avec des nouvelles variables d'optimisation, pour lequel l'approche d'optimisation via simulation est utilisée.

5.1.4.1. Définition du problème

La définition du nouveau problème est légèrement différente de celle présentée dans la sous-section précédente. Partant de la configuration actuelle de la chaîne (Fig. 5.1), nous avons conçu une nouvelle configuration décrite dans la figure Fig. 5.5. Par rapport au réseau initial, deux simplifications sont introduites. D'abord, les deux ports sont supprimés et une connexion de transport directe est modélisée entre le CDC et RDC1. Cette connexion combine les transports par bateau et par train. Afin de simplifier les processus de livraison, les seize clients sont groupés en six zones clients. Ces deux modifications permettent une simplification du modèle de simulation.

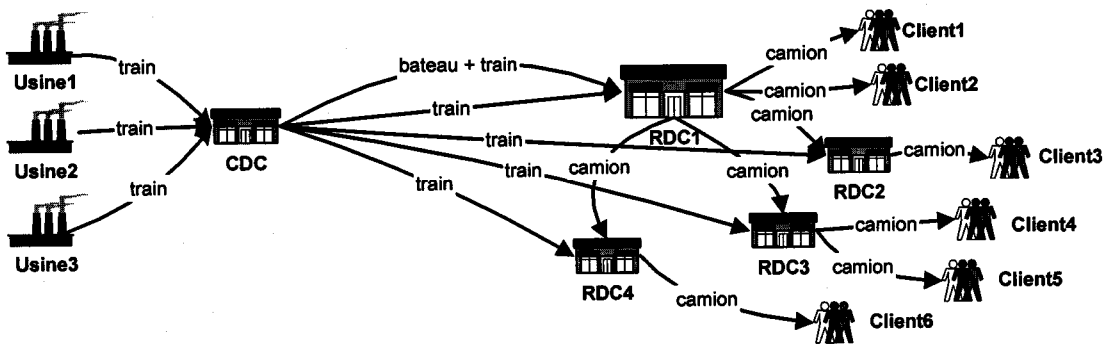


Fig. 5.5. Nouveau modèle du réseau de production et de distribution

Des nouvelles variables d'optimisation sont introduites relatives à des décisions de différents niveaux. Dans notre cas, nous nous intéressons à l'optimisation des décisions liées à la fermeture ou non des usines et des RDCs, à l'affectation des ordres d'approvisionnement et à la politique de gestion de stock. Plus précisément, au niveau stratégique, les décisions de fermeture ou non concernent les trois usines (Usine1, 2, 3) et les trois DC régionaux (RDC1, 2 et 3). CDC et RDC1 sont deux centres de consolidation qui ne peuvent pas être fermés dans cette nouvelle configuration. Une fois ces décisions prises, la configuration de ce réseau de production et de distribution est déterminée. Au niveau tactique et opérationnel, une décision liée à la planification de la production est nécessaire. Comme des décisions de fermeture seront possibles, le nombre et les choix des usines changent d'une configuration à une autre. Par conséquent, la répartition des ordres de production doit tenir compte de ces deux nouveaux éléments (nombre et choix d'usines). Cette répartition est introduite dans le processus d'optimisation. De plus, les politiques de gestion de stock utilisées par CDC et RDC1 sont à déterminer dynamiquement face aux différentes configurations du réseau. Ces deux dernières décisions sont de natures qualitatives.

5.1.4.2. Modèle de simulation

Le modèle de simulation est construit sur la base du cadre général de simulation des chaînes logistiques présenté dans le chapitre 3. Les attributs associés aux différents sites (usines, DCs et clients) ne sont pas présentés ici. Nous nous limitons à la description des processus opérationnels importants de la chaîne étudiée.

Les six clients génèrent des demandes hebdomadaires indépendantes. La quantité demandée suit une certaine loi de probabilité. Selon un ratio donné par le décideur, chaque demande est divisée en deux parties : une partie pour des véhicules de type MTS et une autre partie pour les véhicules de type MTO. Les deux types de demandes sont traités différemment. En effet, une règle basée sur la priorité est utilisée pour affecter les ordres de production MTO entre les différentes usines, nécessaire en cas où plusieurs usines sont

considérées non fermées. Une demande MTO est affectée à l'usine la moins chargée, en comparant sa capacité de production et les ordres de production déjà affectés en attente de leurs traitements. Les demandes MTS sont servies par les RDCs selon le stock disponible dans RDC1. En cas où une rupture du stock est observée dans RDC1, les demandes MTS sont mises en attente jusqu'à la prochaine livraison.

Dans ce cas d'étude, nous supposons qu'un lien existe entre chaque paire de RDC et client. Aussi, liée à l'économie d'échelle, chaque client est servi par exactement un seul RDC. Du fait que les décisions de fermeture touchent aussi les trois RDCs, pour assurer le service des six clients, on est amené, dynamiquement et suivant la configuration de la chaîne, à déterminer pour chaque client le RDC (non fermé) responsable de sa livraison. L'affectation des six clients aux différents RDCs (non fermés) est déterminée à l'aide d'une règle basée sur la priorité. Pour cette règle, le client est servi par le RDC le plus proche en terme de distance physique. Cela nous permettra de répondre à la question 'qui serve qui ?'.

Les politiques de gestion de stock utilisées dans CDC et RDC1, incluant types et paramètres associés, sont des variables à optimiser. Avant chaque lancement de la simulation, les choix des politiques et leurs propres paramètres sont suggérés par le module d'optimisation. Dans ce cas d'étude, pour la gestion des stocks de véhicules de types MTS dans CDC et RDC1, deux politiques candidates sont possibles, respectivement (R, Q) et (s, S) . Pour la gestion de ses ordres d'approvisionnement en véhicules de types MTS, RDC1 envoie ses commandes à CDC. Si le stock dans CDC le permet, ces véhicules sont livrés en utilisant la connexion combinant bateau et train (Fig. 5.5). Dans le cas contraire, ces ordres sont mises en attente dans CDC jusqu'à sa prochaine livraison. Pour la gestion de ses ordres d'approvisionnement en véhicules de types MTS, CDC envoie directement aux différentes usines considérées non fermées. Ces ordres sont considérés comme des ordres de production par les usines. Nous pouvons voir qu'on est en présence d'un système de production et distribution multi-niveaux. Comme certaines usines d'une configuration à une autre peuvent être considérées fermées ou ouvertes, pour CDC, il est nécessaire de connaître la manière avec laquelle ces ordres d'approvisionnement sont répartis sur les usines existantes. Etant donné que ces ordres sont normalement de grands volumes, nous utilisons une règle d'affectation basée sur les ratios. Ces ratios sont calculés sur la base des poids associés aux différentes usines. De ce fait, ces poids sont modélisés comme des variables de décisions et suggérés par le module d'optimisation. Ainsi, chaque usine non fermée dans la configuration reçoit une partie de l'ordre d'approvisionnement généré par CDC.

Pour traiter les ordres de production de types MTS et MTO dans les usines, une politique FIFO (First-in-first-out) est employée. Par conséquent, tous les ordres sont traités

sans priorité et dans l'ordre d'arrivée. Comme le réseau est géré en flux tirés (pull system), tous les véhicules fabriqués ont déjà leurs propres destinations. Ainsi, aucune décision n'est à prendre concernant le choix des connexions de transport (routing). Plus précisément, tous les véhicules assemblés dans les usines sont d'abord acheminés par train jusqu'à CDC. De là, les véhicules de type MTO sont envoyés directement par train aux RDCs dans le but de réduire le temps de transport. Pour les véhicules de type MTS, ils sont stockés dans CDC jusqu'à réception d'un nouveau ordre d'approvisionnement généré par RDC1. Dans le but d'optimiser les coûts de transport, ces véhicules sont transportés par bateau puis par train jusqu'à RDC1, où ils sont stockés. Le processus de livraison commence, si des demandes clients de type MTS sont en attente dans RDC1. Pour les demandes émises par des clients directement rattachés à RDC1, les véhicules sont livrés par camions. A l'inverse, pour les demandes transmises par les autres RDCs (RDC2, 3 et 4), les véhicules sont transportés par train aux RDCs respectives puis livrés par camion aux clients finaux. Pour une modélisation plus réaliste des connexions de transport, les délais associés peuvent être des variables déterministes ou aléatoires suivant certaines lois de probabilité.

Pour chaque scénario (configuration du réseau plus paramètres associés), plusieurs indicateurs de performance, de natures différentes (financiers et service), sont évalués. Les indicateurs financiers incluent le coût de désinvestissement C_i suite à la fermeture d'usines et RDCs, le coût de production C_p , le coût de transport C_t , le coût de commande C_o et le coût de stock C_h . Pour refléter la qualité du service client de la chaîne, trois indicateurs sont évalués, respectivement le temps de réponse moyen à une demande client, le pourcentage de véhicules livrés dans les délais souhaités par le client, et enfin le pourcentage des demandes MTS satisfaites sans attente dans RDC1. Ces trois indicateurs permettent de donner une meilleure visibilité quant à la justification de la satisfaction du client final.

5.1.4.3. Modèle d'optimisation

Le modèle d'optimisation est développé sur la base de celui présenté dans le chapitre 4. Les opérations génétiques propres au NSGA-II sont utilisées. Nous présentons ci-après la composition du chromosome conçu particulièrement pour ce cas d'étude.

Rappelons que l'un de nos objectifs est de déterminer la configuration de ce réseau de production et de distribution. Ainsi, six variables binaires, relatives aux trois usines et trois RDCs (RDC2, 3 et 4), sont utilisées pour décider de la fermeture ou non des sites. Pour ces six sites, déjà existants, une valeur de '0' signifie que le site correspondant est fermé, '1' signifie que le site reste ouvert. Ces six variables constituent la première partie de notre chromosome.

Aux niveaux des décisions tactiques et opérationnelles, des variables liées à la gestion

de stock et à la planification de la production sont introduites dans le chromosome. En particulier, deux variables *qualitatives* sont introduites pour permettre un choix optimal des politiques de gestion de stock employées dans CDC et RDC1. Dans cette étude, le choix des politiques est binaire. Ainsi, la valeur '0' signifie que la politique (R, Q) est utilisée. A l'inverse, '1' correspond au choix de la politique (s, S). Les paramètres associés à chacune de ces deux politiques sont représentés par des variables entières dans la troisième partie du chromosome. Enfin, trois variables entières sont représentées afin de déterminer les poids permettant l'affectation des ordres de production aux trois usines. Ils sont sélectionnés dans l'intervalle $[0, 8]$. La composition complète est illustrée dans la figure Fig. 5.6.

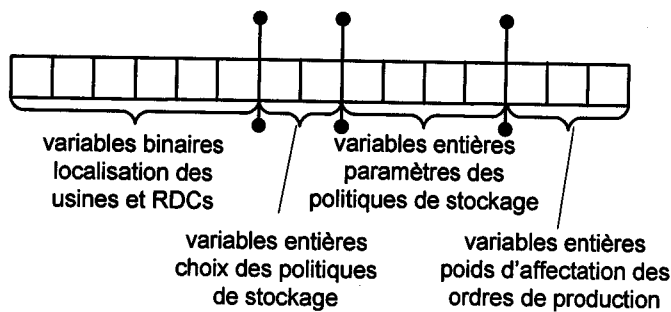


Fig. 5.6. Composition du chromosome utilisé

5.1.4.4. Analyse des résultats

Les données utilisées dans ce modèle sont différentes de ceux utilisées dans l'analyse par scénarios présentée précédemment. Une partie des données a été fournie par notre partenaire industriel. Malheureusement, ces données sont insuffisantes pour permettre d'utiliser l'approche d'optimisation basée sur la simulation. Pour cela, nous avons adapté et utilisé des schémas de données similaires à ceux utilisés en industrie automobile. Par exemple, les capacités de production des trois usines ont été modifiées afin de permettre une exploitation de l'espace des configurations avec plusieurs usines. En effet, en utilisant les anciennes capacités, nous avons constaté que la présence d'une seule usine (fermetures des deux autres) est suffisante pour satisfaire la totalité de la demande dans un délai très court.

Plusieurs expérimentations numériques sont exécutées pour permettre une meilleure vérification des modèles implémentés et l'analyse des résultats. Pour une expérimentation spécifique, nous présentons dans la suite les paramètres utilisés et les résultats obtenus.

Comme la conception d'un réseau de production et de distribution est une décision stratégique lourde de conséquences, nous choisissons un horizon de simulation de trois ans. Cela permettra une évaluation à long terme des indicateurs de performance. Une période de réchauffement, d'une durée de trois mois, est utilisée pour diminuer l'impact des conditions

initiales sur la simulation. Ainsi, nous ne tenons pas compte des valeurs prises par les indicateurs de performance, dans les trois premiers mois, lors d'analyses statistiques. Pour chaque solution candidate, 5 simulations sont exécutées en utilisant des différentes instances aléatoires. Les valeurs des indicateurs de performances sont calculées en moyen grâce aux résultats obtenus.

Pour les paramètres liés au module d'optimisation, le nombre de génération maximum est de 2000 avec une taille de population de 100. Le temps de calcul est estimé à 17.2 heures en utilisant un PC dont le CPU est Pentium IV 1.5 GHz. Les probabilités de croisement et mutation sont respectivement 0.9 et 0.1. Dans cette étude, nous avons utilisé le croisement en un point compte du fait que le chromosome est relativement court. Les autres opérations de NSGA-II sont utilisées, par exemple le choix de tournoi binaire utilisé lors de la sélection, etc. Dans cette expérimentation, nous avons choisi deux critères à minimiser, respectivement i) g_1 : temps de réponse moyen à une demande client, ii) g_2 : coût total unitaire moyen calculé par $(C_i + C_p + C_l + C_o + C_h) / Q_{total}$, où Q_{total} est le nombre total de véhicules demandés (MTO et MTS).

Après l'exécution de la méthode, un ensemble de solutions optimales au sens de Pareto est obtenu. La figure Fig. 5.7 montre les 22 solutions sous forme de frontière Pareto. Chacun des 22 points représente une solution optimale (best-so-far) au sens de Pareto par rapport aux deux critères g_1 et g_2 . Chaque solution suggère une configuration de la chaîne, un choix pour les deux politiques de gestion de stock ainsi que les paramètres associés, et les poids d'affectation des ordres de production.

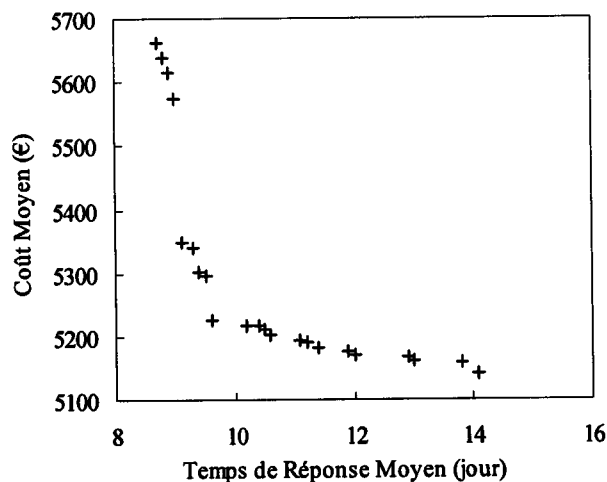


Fig. 5.7. Solutions optimales au sens de Pareto jusqu'à présent

De la figure Fig. 5.7, nous observons que la frontière Pareto obtenue n'est pas uniformément distribuée. En effet, cette frontière est composée de deux principaux segments. Pour mieux analyser les résultats, les détails des solutions sont résumés dans le

Tableau 5.1. Les deux premières colonnes contiennent les valeurs des deux critères g_1 et g_2 . La colonne trois montre la configuration suggérée pour chaque solution optimale au sens de Pareto. Nous constatons que deux types de configurations de la chaîne sont possibles. Une première configuration suggérée consiste à fermer l'Usine3 et de laisser ouvert les usines Usine1 et Usine2. Pour la deuxième configuration suggérée, il est intéressant de fermer les usines Usine2 et Usine3, et de laisser ouvert l'Usine1. Pour ces deux types de configurations, il est suggéré de fermer tous les trois RDCs (RDC2, 3 et 4) et de centraliser la gestion de stock des véhicules dans un seul centre de distribution RDC1. Cela permet de justifier le phénomène discret constaté sur la frontière.

Comme interprétation, dans le cas où on cherche des configurations avec un temps de réponse court, alors les deux usines (Usine1 et Usine2) sont utilisées afin d'avoir une plus grande capacité de production. A l'inverse, dans le cas où on n'accorde pas trop d'importance au temps de réponse, il est plus économique de laisser ouvert l'Usine1 et de fermer les deux usines (Usine2 et Usine3). Les valeurs, dans la colonne 'politique de gestion de stock', renseignent sur les politiques choisies pour gérer les stocks de véhicule MTS dans CDC et RDC1. '0' signifie que la politique (R, Q) est choisie. A l'inverse, '1' indique que la politique (s, S) est sélectionnée. Les paramètres associés à ces deux politiques sont donnés dans les deux colonnes qui suivent. La dernière colonne représente les poids d'affectation pour chaque usine sélectionnée.

Tableau 5.1. Listes des solutions optimales au sens de Pareto

g_1	g_2	Configuration	Politique de stockage		CDC		RDC1		Poids d'affectation		
			CDC	RDC1	R	Q	s/R	S/Q	P1	P2	P3
5662	8.7	P1+P2+CDC	0		1648	1200	1936	3089	4	6	0
5638	8.8	P1+P2+CDC	0		1755	1201	1996	3165	4	6	0
5615	8.9	P1+P2+CDC	0	0	1648	1200	1997	1998	4	6	0
5573	9	P1+P2+CDC	0		1648	1200	1997	3154	4	6	0
5349	9.1	P1+CDC	0		1934	309	1964	3154	8	0	0
5340	9.3	P1+CDC	0		1973	329	1953	3154	3	0	0
5303	9.4	P1+CDC	0		1973	322	1980	3195	4	0	0
5295	9.5	P1+CDC	0		1922	322	1962	3181	2	0	0
5227	9.6	P1+CDC	0		1816	320	1856	3220	2	0	0
5218	10.2	P1+CDC	0	0	1642	322	1987	1218	5	0	0
5216	10.4	P1+CDC	0	0	1487	352	1990	1617	2	0	0
5211	10.5	P1+CDC	0	0	1685	351	1679	1672	7	0	0
5202	10.6	P1+CDC	0	0	1394	314	1965	1680	2	0	0
5193	11.1	P1+CDC	0	0	1188	388	1996	1669	1	0	0
5191	11.2	P1+CDC	0	0	1395	302	1965	1680	1	0	0
5181	11.4	P1+CDC	0	0	1395	341	1755	1652	1	0	0
5176	11.9	P1+CDC	0	0	1177	348	1965	1230	7	0	0
5170	12	P1+CDC	0	0	970	1305	1648	1454	8	0	0
5167	12.9	P1+CDC	0	0	664	335	1990	1675	5	0	0
5162	13	P1+CDC	0		545	1305	1755		8	0	0
5160	13.8	P1+CDC	0	0	638	339	1990	1669	5	0	0
5142	14.1	P1+CDC	0	0	613	328	1933	1652	3	0	0

5.2. Choix de fournisseurs en industrie textile

Dans cette section, nous nous intéressons à un deuxième cas d'étude proposé par un partenaire du projet ONE issu de l'industrie textile. Il s'adresse au problème du choix des fournisseurs et des modes de transport utilisés par cette entreprise travaillant à l'échelle internationale. L'approche d'optimisation développée dans cette thèse a été appliquée pour résoudre ce problème [Ding *et al.* 2003b] [Ding *et al.* 2004c].

5.2.1. Présentation du problème et objectifs

Dans ce cas d'étude, l'entreprise s'intéresse à une partie de sa chaîne logistique relative à l'approvisionnement, au stockage et à la distribution d'un seul type de bottes, sachant que la production est sous-traitée à d'autres entreprises.

La configuration actuelle de la chaîne (Fig. 5.8) consiste en un unique fournisseur S1, localisé au Vietnam et assurant la production de bottes, et un centre de distribution central DC1 situé au nord de l'Italie. L'entreprise maintient un stock de bottes dans son propre centre de distribution et s'approvisionne chez cet unique fournisseur. Dès la réception de l'ordre d'achat envoyé par l'entreprise au fournisseur, les bottes demandés sont disponibles après un certain délai (en nombre de jours) pour être transportés. Ainsi, les paires de bottes sont transportées par bateau du port de Hochimin au port de Genova, où elles sont acheminées par camion jusqu'au DC1. Enfin, les bottes sont distribuées aux clients selon leurs demandes.

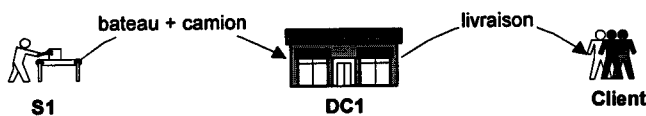


Fig. 5.8. Configuration actuelle de la chaîne étudiée

Sur le plan pratique, l'entreprise a rencontrée des difficultés pour gérer sa chaîne logistique. D'une part il y a une grande saisonnalité sur les demandes client. Les quantités demandées sont beaucoup plus élevées en hiver qu'en été. Dans un marché compétitif, c'est très difficile de prévoir les demandes. D'autre part, le seul fournisseur choisi est situé loin de l'Europe et pour lequel, le seul moyen de transport utilisé jusqu'à présent est le bateau. Transporter en bateau prend beaucoup de temps. Ainsi, le délai de réapprovisionnement est très long et l'entreprise n'est pas assez réactive aux changements des demandes client. Cela pose une difficulté pour la gestion des stocks, provoquant de nombreuses ruptures. Par conséquent, plusieurs demandes sont perdues. Afin de pouvoir répondre aux demandes client plus rapidement et éviter les ruptures du stock, l'entreprise cherche à introduire de nouveaux fournisseurs.

Plus précisément, un nouveau fournisseur candidat situé en Extrême-Orient et noté par S2, est introduit. Ce dernier fournit les bottes au prix le plus bas. Afin de réduire le délai de transport, l'entreprise propose des connexions de transport additionnelles pour les deux fournisseurs d'Asie (S1 et S2). Une des solutions suggérée est que les bottes sont convoyées par avion d'Asie vers un aéroport européen, d'où elles sont transportées au DC1 par camion. Ce choix est plus rapide mais cher. Une autre solution intermédiaire est que les bottes sont transportées par avion (séparément) des deux fournisseurs à un autre port de transit situé en Asie. De là, les bottes sont transportées par bateau jusqu'au port de Genova, d'où elles sont finalement acheminées par camion vers DC1. Cette dernière solution maintient un équilibre entre le coût et le délai de transport. Deux autres fournisseurs candidats sont situés à l'intérieur de l'Europe, notés par S3 et S4 dans la figure Fig. 5.9. Les fournisseurs S3 et S4 sont plus réactifs aux ordres d'approvisionnement. Pour chaque fournisseur, une seule connexion par camion est disponible pour livrer DC1. Par rapport à S1 et S2, S3 et S4 fournissent les bottes dans un délai plus court. Ce délai d'approvisionnement est défini comme le temps séparant l'instant où le fournisseur reçoit une commande de DC1 et l'instant où la commande est livrée au DC1. A l'inverse des prix d'achat proposés par S1 et S2, les prix de S3 et S4 sont plus importants. La configuration complète avec les fournisseurs candidats et les connexions de transport potentielles sont représentées dans la figure Fig. 5.9.

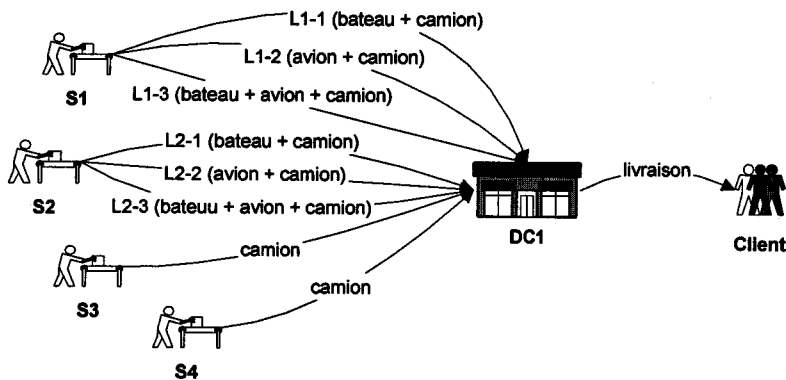


Fig. 5.9. Configuration complète de la chaîne étudiée

En résumé, avec une demande aléatoire et saisonnière, l'entreprise est à la recherche d'une solution, comprenant le choix des fournisseurs, des modes de transports utilisés et de la politique de gestion de stock adoptée par son centre de distribution DC1, plus rentable avec un meilleur niveau de service client. Ainsi, dans le but d'optimiser à la fois les coûts associés aux différentes activités de la chaîne et le niveau de satisfaction du client final, l'entreprise a besoin de réponses aux questions suivantes :

- Quels fournisseurs choisir ? En cas où plusieurs fournisseurs sont sélectionnés, comment répartir un ordre d'approvisionnement entre eux ?

- Comment affecter les quantités transportées si plusieurs connexions existent entre un fournisseur sélectionné et DC1 ?
- Utilisant comme politique de gestion de stock (R, Q) pour DC1, quelles sont les meilleures valeurs de R et Q ?

Suite au choix d'appliquer l'approche développée dans cette thèse, des détails liés aux modèles de simulation et d'optimisation sont présentés dans les deux sous-sections suivantes.

5.2.2. Modèle de simulation

En utilisant le cadre de modélisation et de simulation décrit dans le chapitre 3, nous avons construit un modèle de simulation dynamique et flexible, permettant une évaluation des performances des solutions candidates proposées par le module d'optimisation. Nous présentons ci-après les aspects relatifs à la modélisation des entités de la chaîne et aux règles de pilotage utilisées.

Un seul client, représentant le marché, génère quotidiennement une demande. La quantité commandée est une variable aléatoire suivant une certaine loi de probabilité. Les demandes du client sont servies directement par DC1. Lors de leurs traitements, elles sont gérées par ordre d'arrivée. Le type de comportement du client est défini comme 'impatience', c.-à-d. l'attente d'une demande n'est pas permise durant la simulation. Par conséquent, l'attribut 'délai souhaité de réception de la demande', associé au client, n'est pas utilisé dans notre modèle. Une demande est considérée par l'entreprise comme une vente perdue si au moment de sa réception le stock de DC1 est incapable de la satisfaire.

La politique (R, Q) est utilisée pour la gestion de stock de DC1. La position du stock des bottes est révisée périodiquement par DC1. Un ordre d'approvisionnement sera généré si la position du stock est inférieure au point de commande R . Ainsi, la quantité commandée est égale à Q . Durant le processus d'optimisation, ces deux paramètres sont suggérés par le module d'optimisation.

Tous les ordres d'approvisionnement générés par DC1 sont envoyés vers les fournisseurs. En présence de plusieurs fournisseurs, une règle de type 'affectation des approvisionnements externes' est indispensable pour permettre une répartition des ordres. Dans ce cas d'étude, chaque ordre est réparti selon un ensemble de poids associés aux différents fournisseurs sélectionnés. Par conséquent, chaque fournisseur présent dans la solution candidate reçoit une partie de chaque ordre. Les poids d'affectation sont suggérés par le module d'optimisation. Compte tenu de l'économie d'échelle, chaque fournisseur impose une quantité minimum pour chaque ordre reçu. Ainsi, si la quantité reçue est

inférieure au seuil minimum exigé par le fournisseur, l'ordre est refusé et la position du stock de DC1 est modifiée par conséquence.

Pour ce cas d'étude, les détails relatifs aux processus de fabrication chez chacun des fournisseurs ne sont pas modélisés. De plus, aucune restriction n'est imposée quant aux capacités maximales de production des fournisseurs. Par conséquent, durant la simulation, dès la réception d'un ordre d'achat par un fournisseur, ce dernier commence la préparation des produits demandés. Après un certain délai (attribut propre à chaque fournisseur), les produits demandés sont prêts à la livraison. Dans notre cas, ce délai est supposé constant et dépendant uniquement du fournisseur. Notons que, dans la pratique, ce délai dépend de la quantité commandée, ce qui compliquera considérablement la résolution si cela est pris en compte.

Pour le transport des produits achetés, une règle dédiée au choix des connexions de transport est nécessaire s'il existe plusieurs connexions disponibles entre un fournisseur sélectionné et DC1. Pour répartir les produits entre les connexions présentes, une règle d'affectation est utilisée. Dans ce cas d'étude, la quantité associée à chaque connexion est déterminée selon un poids. Ces poids sont modélisés pour être suggérés par le module d'optimisation. Pour les opérations de chargement des moyens de transport, nous utilisons la règle LCL (Less than Carrier Load). Pour cette règle, les produits prêts à la livraison sont tous chargés sur bateau, train, avion ou camion, suivant le mode de transport utilisé, dès qu'un départ est lancé. De plus, nous utilisons 'prêt à partir' comme règle de 'départ des moyens de transport'. Par conséquent, tous les produits correspondants à un ordre d'achat sont convoyés ensemble. Ces règles sont choisies du fait que notre partenaire soustraite toutes ses activités de transport. Dans ce cas, nous modélisons uniquement les délais et les coûts de transport. Les détails liés aux activités de transport sont exclus du modèle de simulation.

Après chaque simulation, on obtient plusieurs indicateurs de performances, comprenant : le coût d'engagement (C_e), le coût d'achat (C_p), le coût de transport (C_t), le coût de stockage (C_h), le coût de commande (C_o), la quantité totale des demandes générées (Q_{total}) et la quantité totale des demandes perdues (Q_{lost}). Le coût d'engagement C_e est un coût d'investissement spécifique pour le choix des fournisseurs. En effet, l'entreprise n'investisse pas directement chez les fournisseurs mais un coût d'engagement est engendré suite à la négociation du contrat. Pour le fournisseur S1, le coût d'engagement est égal à 0 (fournisseur existant déjà). Le coût d'achat C_e dépend de la quantité des produits achetés, du prix unitaire hors taxe et du taux de la taxe douanière. Le coût de transport C_t est calculé sur la base de la quantité transportée et du coût unitaire. Le coût de stockage C_h est calculé par jour et par produit stocké. Le coût de commande est engendré chaque fois qu'un ordre

d'approvisionnement est lancé. Les deux indicateurs non financiers, Q_{total} et Q_{lost} , sont évalués pour mesurer le pourcentage des demandes satisfaites sans attente (niveau de service dans notre cas).

5.2.3. Modèle d'optimisation

Rappelons que l'objectif principal de cette étude est de permettre à l'entreprise de choisir des fournisseurs, des connexions de transport et une meilleure politique de gestion de stock pour DC1, en maximisant le pourcentage des demandes satisfaites, tout en minimisant le coût total.

Par rapport à la composition du chromosome générique définie dans le chapitre 4, dans notre cas, le chromosome comprend uniquement deux segments suite à l'absence de variables qualitatives à optimiser. Plus précisément, à chaque itération, le module d'optimisation propose différentes solutions candidates. Chaque solution est composée de trois parties comme le montre la figure Fig. 5.10. La première partie compte quatre variables binaires, chacune représentant la décision de sélectionner ou non le fournisseur correspondant. La valeur '1' signifie que le fournisseur est choisi. A l'inverse, la valeur '0' signifie que le fournisseur est exclu. Dans la deuxième partie, huit nombres entiers sont modélisés relatifs au poids de chaque connexion de transport. Ils sont sélectionnés dans l'intervalle $[0, 31]$. En cas où une valeur '0' est affectée à une connexion, cette dernière est considérée comme absente de la configuration actuelle. La troisième partie contient deux nombres entiers représentant respectivement le point de commande R et la quantité commandée Q associés à la politique (R, Q) . Ces deux paramètres sont sélectionnés dans l'intervalle $[1000, 10000]$.

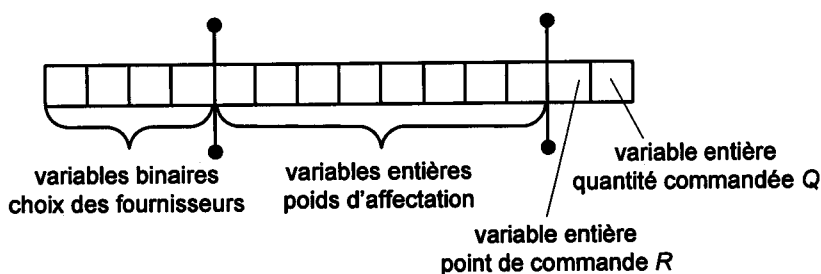


Fig. 5.10. Composition du chromosome utilisé

Dans ce cas d'étude, la répartition des ordres d'approvisionnement sur les différents fournisseurs est déterminée selon les poids d'affectation de transport. Par exemple, supposons qu'on a une solution candidate, représentée par une série de nombres $(0,1,0,1)-(0,0,0,30,0,15,0,15)-(3100,4000)$. Ainsi, nous pouvons déduire la configuration de la chaîne et les règles de pilotage associées (Fig. 5.11). Deux fournisseurs, S2 et S4, sont

sélectionnés pour assurer l’approvisionnement des bottes. Lors de la simulation, si la position du stock est inférieure à 3100, un ordre d’approvisionnement de 4000 bottes est envoyé à ces deux fournisseurs. Plus précisément, 75% de bottes, soit 3000 paires, seront fournis par S2, et 25% par S4. Pour les livraisons de S2 au DC1, deux connexions de transport seront utilisées L2-1 et L2-3. La connexion L2-2 n’est pas utilisée car son poids d’affectation est égal 0, c.-à-d. la solution combinant l’avion et le camion est exclue. Par conséquent, 2000 paires (50%) sont transportées via la connexion L2-1 et 1000 paires (25%) sont transportées via L2-3. Les autres produits (25%) fournis par S4, sont transportées via l’unique connexion L4.

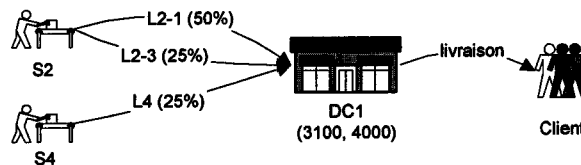


Fig. 5.11. Configuration d’une solution candidate

En utilisant les indicateurs de performances évalués par simulation, deux objectifs à optimiser sont calculés par :

- Coût total moyen unitaire :

$$f_1 = \frac{C_e + C_p + C_t + C_k + C_o}{Q_{total} - Q_{lost}} \quad (5.1)$$

- Pourcentage des demandes satisfaites sans attente :

$$f_2 = \frac{Q_{total} - Q_{lost}}{Q_{total}} \quad (5.2)$$

5.2.4. Expériences numériques et analyses

Pour une meilleure compréhension de l’utilisation de l’approche, dans ce cas d’étude, des expériences numériques sont menées. Ces expériences vont permettre une meilleure analyse de la validité de l’approche proposée.

Via un diagramme (Fig. 5.12), nous montrons les principales étapes pour l’application de l’approche sur ce cas d’étude. Initialement, les fichiers contenant les données du problème sont initialisés. Ces données sont préparées et fournies par le département logistique de notre partenaire. Partant de ces données, le module d’optimisation génère aléatoirement une population initiale contenant de nombreuses solutions candidates. Comme nous avons présenté dans les sous-sections précédentes, chaque solution candidate contient des propositions relatives aux choix des fournisseurs, à l’affectation des ordres

d'achat entre les fournisseurs sélectionnés et à la répartition des produits achetés entre les différentes connexions de transport, ainsi que les deux paramètres associés à la politique de gestion de stock du DC1. A partir du décodage de ces informations, la configuration de la chaîne correspondante est déterminée et ensuite vérifiée par la procédure de 'vérification'. Dans le cas où la configuration est 'infaisable', la configuration de la chaîne est réparée en ajoutant plus de fournisseurs. Partant d'une solution validée, le module de simulation construit automatiquement un modèle de simulation en utilisant les objets nécessaires. A partir de là, la simulation est déclenchée et les indicateurs performances sont obtenus. Dans notre cas, les deux objectifs, f_1 et f_2 , sont calculés en combinant l'ensemble de ces indicateurs. Avec la prise en compte des valeurs de f_1 et f_2 , tous les individus de la population actuelle (solutions candidates) sont classés et associés un rang au sens de la dominance Pareto. Les autres opérations génétiques sont celles utilisées par NSGA-II. A chaque itération, diverses solutions candidates optimales au sens de Pareto (best-so-far) sont archivées. Dès que le nombre maximum de générations est atteint, un ensemble de solutions optimales au sens de Pareto est obtenu et son analyse est initiée.

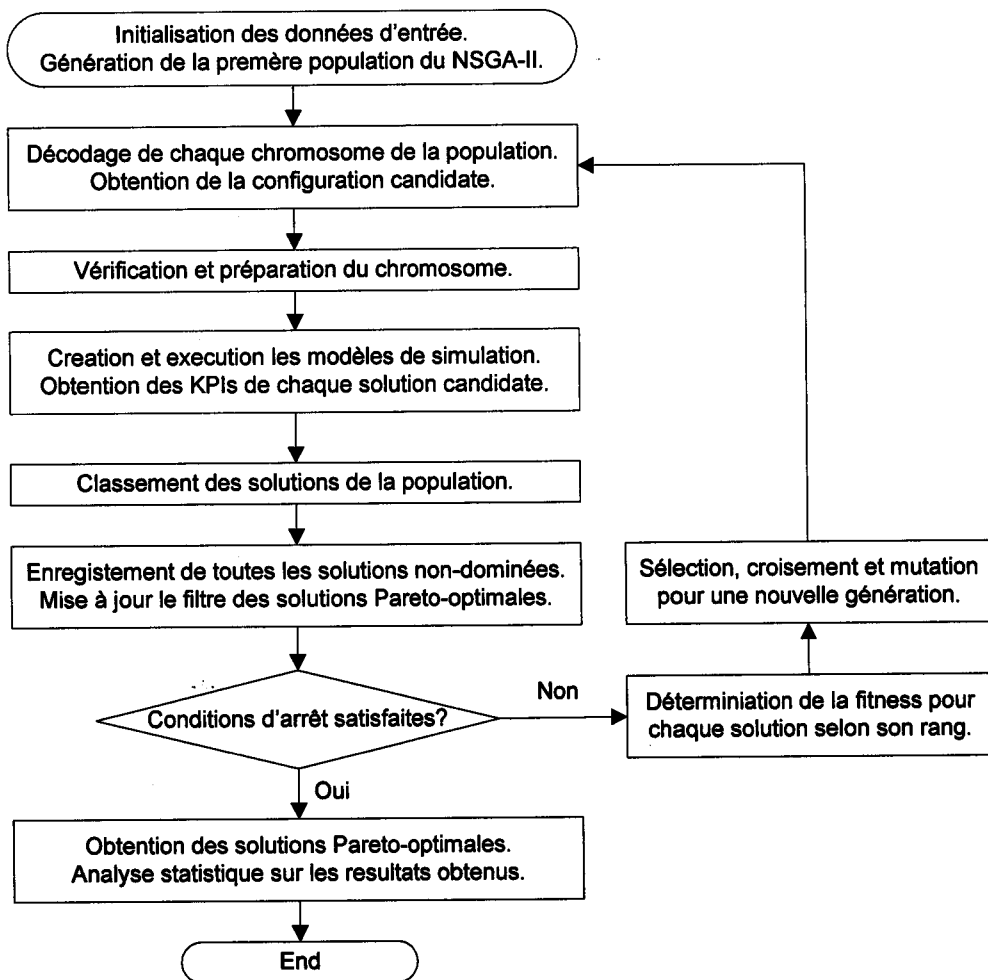


Fig. 5.12. Procédures de l'approche d'optimisation adoptée

Nous avons effectué de nombreuses expérimentations avec des paramètres différents, afin d'ajuster et de vérifier l'approche adoptée. Dans le cadre de cette thèse, nous présentons ci-après les résultats obtenus à partir d'une expérimentation spécifique.

Le client génère une demande quotidienne. La quantité de la demande suit une distribution normale de moyenne 300 et d'écart-type 50. La position du stock de bottes dans DC1 est révisée chaque semaine. Chaque ordre d'approvisionnement généré par DC1 engendre un coût de commande fixe égal à 100€ dans notre cas. Le coût unitaire (par paire) associé aux différentes activités dans DC1 est égal à 2.5€ par jour.

Les caractéristiques liées aux 4 fournisseurs candidats sont résumées dans le Tableau 5.2. Le coût d'engagement est engendré par l'entreprise dès qu'un nouveau fournisseur est sélectionné, représentant les dépenses liées à la négociation du contrat. La taille minimum d'un ordre d'approvisionnement (attribut associé à chaque fournisseur) est utilisée pour garantir l'économie d'échelle. Tout ordre de taille inférieure est refusé par le fournisseur correspondant. Le Tableau 5.3 illustre l'ensemble des données relatives aux différentes connexions de transport. Plus particulièrement, le délai de transport est modélisé de manière plus réaliste pouvant être constant ou aléatoire.

Tableau 5.2. Caractéristiques des fournisseurs candidats

ID	Coût d'engagement (€)	Prix unitaire (€/paire)	Taxe	Délai d'approvisionnement (jour)	Min. Taille d'Ordre (paire)
1	0	12.0	10%	15.0	1000
2	100000	10.0	20%	20.0	1000
3	80000	14.0	0	10.0	500
4	100000	16.0	0	8.0	500

Tableau 5.3. Caractéristiques des connexions de transport

ID	Délai de transport			Coût unitaire (€/paire)	Coût par livraison (€/liv.)
	Distribution	Moyen (jour)	Ecart-type (jour)		
L1-1	Normal	20	1	0.5	0
L1-2	Normal	8	0.8	2.0	0
L1-3	Normal	5	0.5	4.0	0
L2-1	Normal	25	2	0.5	0
L2-2	Normal	10	1	2.0	0
L2-3	Normal	5	0.5	4.0	0
L3	Constant	4	0	1.0	0
L4	Constant	2	0	0.2	0

L'aspect décision stratégique du problème demande une analyse compréhensive avec la prise en compte des facteurs dynamiques propres à la chaîne. Ainsi, l'horizon de la simulation est égal à 3 ans. Pour chaque solution candidate, 10 simulations sont exécutées en utilisant différentes instances aléatoires relatives aux données du problème. Les valeurs des indicateurs de performances sont calculées en moyen grâce aux résultats obtenus.

Pour les paramètres de l'algorithme génétique, le nombre de génération maximum est de 2000 avec une taille de population de 100. Le temps de calcul est estimé à 15.6 heures en utilisant un PC dont le CPU est Pentium IV 1.5 GHz. Les probabilités de croisement et mutation sont respectivement 0.9 et 0.1. Dans cette étude, nous avons utilisé le croisement en un point du fait que le chromosome est relativement court. Les autres opérations de NSGA-II sont utilisées.

Comme le niveau du service client est un critère majeur, nous nous focalisons ici sur l'analyse des solutions avec un pourcentage de demandes satisfaites sans attente supérieur à 80%, illustrées par la figure Fig. 5.13. Chacun des 183 points est une solution spécifique représentant un compromis entre les deux critères f_1 et f_2 . Nous observons également que ces solutions optimales au sens de Pareto sont uniformément distribuées.

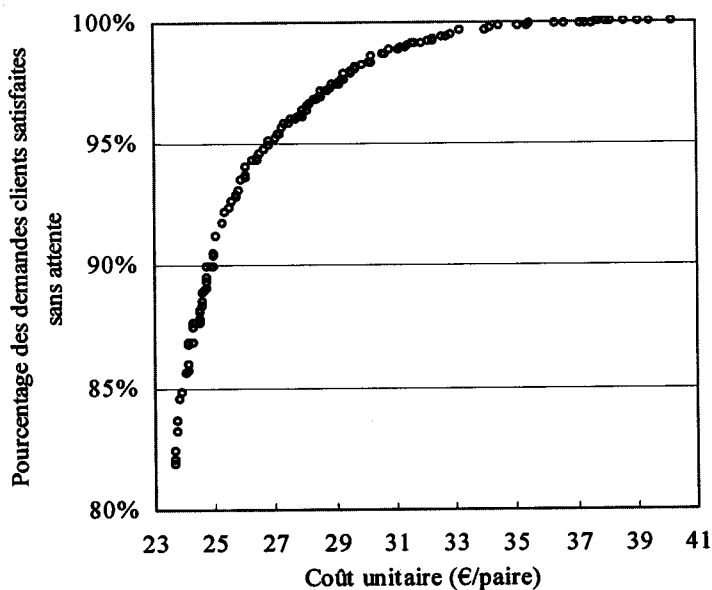


Fig. 5.13. Frontière des solutions optimales au sens de Pareto jusqu'à présent

Plus de détails, sur les solutions importantes, sont rapportés dans le Tableau 5.4. Nous notons que ces solutions optimales au sens de Pareto sont composées fondamentalement de deux catégories de configurations. Plus précisément, pour les solutions avec $f_2 > 97.2\%$, deux fournisseurs S2 et S3 sont sélectionnés. Les autres solutions choisissent uniquement le fournisseur S2. Cela permet de justifier l'utilisation de plusieurs fournisseurs afin

d'atteindre un niveau de satisfaction client plus important. Pour les solutions avec la même configuration, les poids d'affectation des ordres d'approvisionnement et les paramètres associés à la politique de gestion de stock changent selon le niveau de compromis entre les critères optimisés.

Tableau 5.4. Solutions optimales au sens de Pareto

$f_1(\text{€})$	$f_2(\%)$	Fournisseurs choisis	Poids d'affectation	R	Q
40,26	100	S2 + S3	L2(16, 23, 16) + L3(31)	6351	1652
39,51	99,99	S2 + S3	L2(23, 10, 23) + L3(31)	6465	1590
...
28,71	97,19	S2 + S3	L2(16, 23, 21) + L3(31)	5363	1681
28,60	97,17	S2 + S3	L2(16, 19, 24) + L3(31)	5309	1625
28,56	96,90	S2	L2(24, 21, 22)	7196	1187
28,39	96,76	S2	L2(19, 30, 24)	6780	1216
...
23,67	82,08	S2	L2(29, 24, 24)	6033	1005
23.66	81.86	S2	L2(25, 27, 17)	5760	1001

5.2.5. Vérification de l'approche

Pour vérifier l'efficacité de l'approche développée dans le cadre de cette thèse, nous avons conçu deux expérimentations spécifiques. Plus précisément, une première expérimentation va nous permettre d'établir une vérification par comparaison entre les résultats obtenus précédemment (sous-section 5.2.4), et ceux obtenus en fixant la configuration de la chaîne et n'optimiser que le reste des variables de décisions. Dans une deuxième expérimentation, nous comparons la frontière Pareto réelle, obtenue en faisant une recherche exhaustive, avec les résultats obtenus par notre approche.

5.2.5.1. Vérification par comparaison

Les algorithmes génétiques sont connus pour être efficace pour une optimisation des variables quantitatives liées au pilotage des chaînes logistique quand la configuration de la chaîne est fixée à l'avance. Le but de cette première expérimentation est de vérifier l'efficacité de l'approche d'optimisation basée sur la simulation.

Comme les solutions optimales au sens de Pareto retrouvées par l'approche sont composées de deux types de configurations, respectivement un seul fournisseur S2 et deux fournisseurs S2 et S3, nous avons conçu deux modèles d'optimisation locaux. Pour le premier modèle, seul le fournisseur S2 est sélectionné, et on cherche à déterminer les poids d'affectation pour la répartition des quantités transportées et les paramètres associés à la

politique (R, Q) . De même, pour le deuxième modèle, les deux fournisseurs S2 et S3 sont sélectionnés à l'avance et nous cherchons à optimiser seulement les paramètres quantitatifs.

Ces deux expérimentations sont exécutées en utilisant le même environnement d'optimisation que celui utilisé dans la sous-section précédente. Théoriquement, les résultats obtenus par ces optimisations locaux doivent être un sous-ensemble de ceux obtenus par l'optimisation globale (configuration plus paramètres).

La figure Fig. 5.14 montre, pour les trois expérimentations, la distribution des solutions avec un pourcentage de demandes clients satisfaites sans attente supérieur à 97%. Nous observons que les solutions du scénario 'LOpt_S2' (configuration fixée avec un seul fournisseur S2), indiquées par '+', sont dominées par celles obtenues de l'optimisation globale 'GOpt', indiquées par 'o'. Les solutions du scénario 'LOpt_S2+S3' (configuration fixée avec les fournisseurs S2 et S3), indiquées par 'Δ', superposent avec ceux de l'optimisation global.

En ce qui concerne les solutions avec un pourcentage de demandes clients satisfaites sans attente situé entre 80% et 97%, un phénomène inverse est observé dans la figure Fig. 5.15. Nous constatons que les solutions du scénario 'LOpt_S2+S3', indiquées par 'Δ', sont dominées par celles obtenues de l'optimisation globale 'GOpt', indiquées par 'o'. Les solutions du scénario 'LOpt_S2', indiquées par '+', superposent avec ceux de l'optimisation global. Ces résultats montrent que l'optimalité des résultats obtenus de l'optimisation global sont assurés.

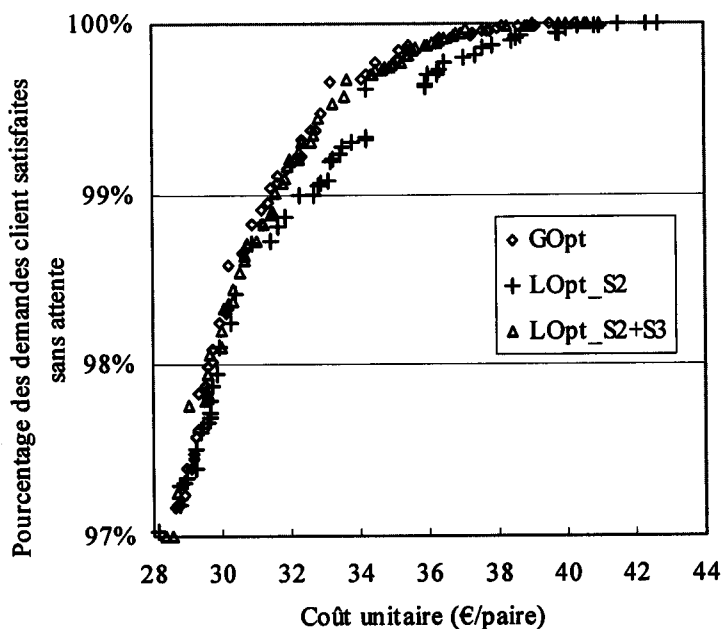


Fig. 5.14. Solutions avec un pourcentage des demandes satisfaites sans attente entre 97% et 100%

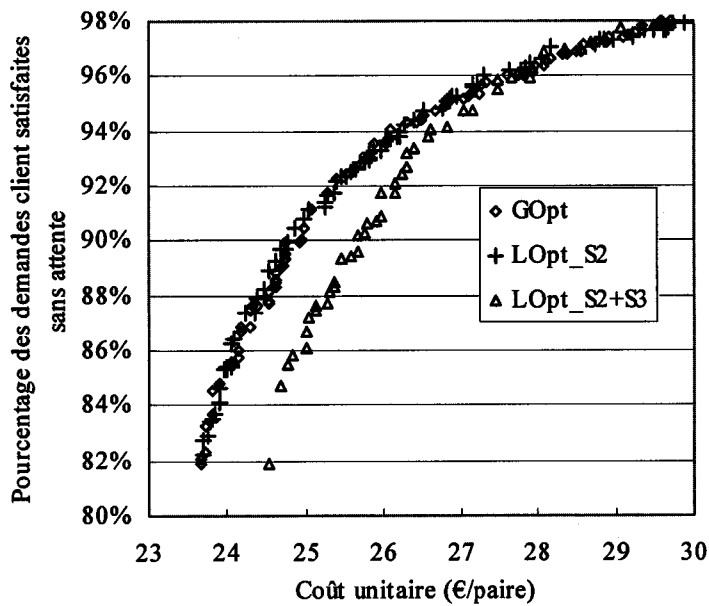


Fig. 5.15. Solutions avec un pourcentage des demandes satisfaites sans attente entre 80% et 97%

5.2.5.2. Comparaison par rapport à la recherche exhaustive

Pour une autre justification de la validité de l'approche, nous avons défini un nouveau problème d'optimisation simplifié, avec seulement deux fournisseurs candidats. Le choix d'un problème simplifié permet l'exploration exhaustive de tout l'espace de solutions possibles dans un temps de calcul raisonnable mais très important. En effet, nous avons construit *manuellement* tous les modèles de simulation correspondants à toutes les solutions possibles (configuration plus paramètres). Ainsi, nous avons obtenus la vraie frontière Pareto de ce problème d'optimisation, en comparant les indicateurs de performance livrés par la simulation. Parallèlement, nous avons appliqué l'approche d'optimisation basée sur la simulation à ce même problème. L'objectif de cette expérimentation est de comparer la frontière réelle avec celle retrouvée par notre approche d'optimisation.

Les solutions obtenues, par notre approche ainsi que la frontière Pareto réelle, sont représentées dans la figure Fig. 5.16. Nous constatons que les solutions retrouvées par notre approche sont présentes le long de la frontière Pareto réelle. Cela montre que l'approche d'optimisation basée sur la simulation est capable d'identifier la vraie frontière Pareto. Notons que cette frontière Pareto n'est pas si uniformément distribuée que celle de l'expérimentation précédente, car l'espace de solution est assez dispersé.

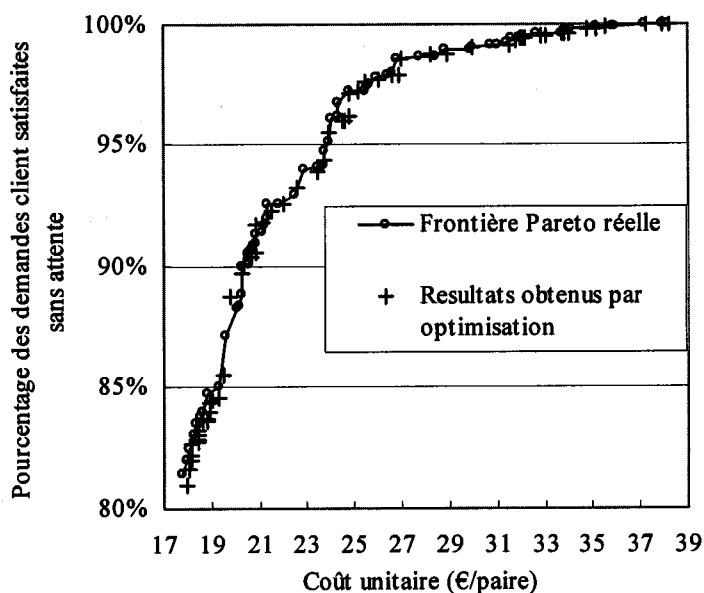


Fig. 5.16. Comparaison de la frontière Pareto réelle avec les résultats obtenus par notre approche

5.3. Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons présenté deux cas d'étude proposés par deux partenaires, respectivement des industries automobile et textile.

L'objectif du premier cas d'étude était de reconfigurer un réseau de production et de distribution à l'échelle internationale. Dans un premier temps, une analyse par scénarios a été réalisée en comparant la configuration actuelle du réseau dite 'décentralisée' et une configuration alternative dite 'centralisée'. Dans un deuxième temps, nous avons appliqué l'approche d'optimisation, développée dans le cadre de cette thèse, sur une version modifiée du cas d'étude.

Le deuxième cas d'étude était dédié au problème de choix des fournisseurs dans un environnement dynamique et stochastique. Plus particulièrement, dans ce cas d'étude, l'objectif était de déterminer la meilleure sélection des fournisseurs, la manière de répartir les demandes et les paramètres associés à la politique de gestion de stock utilisée. L'approche d'optimisation basée sur la simulation a été appliquée et les résultats numériques obtenus analysés. Enfin, via deux expérimentations différentes, nous avons justifié la validité et l'efficacité de l'approche développée dans cette thèse.

Conclusions et perspectives

La conception des chaînes logistiques nécessite la prise de nombreuses décisions avec des impacts majeurs à long terme sur la performance globale de la chaîne. Les problèmes de conception sont complexes par leur nature et par leurs enjeux économiques, organisationnels et sociaux. Beaucoup de travaux de recherche ont été réalisés dans le passé sur le problème. Néanmoins, nous avons constaté une lacune importante de méthodes de résolution tenant compte des aspects importants de la conception des chaînes logistiques comme i) les interactions entre les différents niveaux décisionnels (stratégique, tactique et opérationnel) ; ii) les aléas et la dynamique tout au long de la chaîne et iii) la nécessité de passer d'une optimisation monocritère à une réelle optimisation multicritères. Motivés par ces aspects, dans cette thèse, nous avons proposé une approche d'optimisation basée sur la simulation pour la conception des chaînes logistiques. Cette approche est composée d'un module d'optimisation utilisant les algorithmes génétiques multicritères et un module de simulation permettant l'évaluation de la chaîne étudiée au cours de l'optimisation.

L'approche proposée a été appliquée à deux cas d'étude issus respectivement des industries automobile et textile. Le premier cas d'étude consiste en la reconfiguration d'une partie du réseau de production et de distribution de FIAT. Les décisions concernent l'ouverture/fermeture des sites de production et de distribution, le choix des politiques de gestion des stocks et l'affectation des ordres de production aux différentes usines. Les incertitudes prises en compte concernent principalement les demandes clients et les délais de transport. Le coût total unitaire de l'ensemble des activités du réseau ainsi que le délai unitaire moyen de réponse à une demande client ont été minimisés simultanément. Le deuxième cas d'étude concerne le choix de fournisseurs à l'échelle internationale pour HI-TEC, partenaire de l'industrie textile. Les choix des fournisseurs, des modes de transport utilisés et politique de gestion de stock adoptée par HI-TEC ont représentés l'ensemble des décisions optimisées par notre approche. De même, deux indicateurs de performance ont été considérés simultanément, respectivement le coût total unitaire ainsi que le pourcentage des demandes client satisfaites sans attente.

Ces deux applications industrielles ont permis de démontrer les innovations de l'approche proposée lors de la conception des chaînes logistiques. Plus particulièrement, l'utilisation de la simulation a permis une évaluation précise des performances de la chaîne avec la prise en compte des incertitudes dans la chaîne et du système de pilotage. De plus,

l'algorithme génétique multicritères implémenté montre son efficacité pour trouver des solutions de bonne qualité avec un meilleur compromis entre le coût total de l'ensemble des activités de la chaîne et le niveau de service client.

Comme perspectives, dans un premier temps, nous envisageons d'enrichir le cadre de simulation en enrichissant i) les classes de base représentant les caractéristiques des différentes entités d'une chaîne logistique générique et ii) les règles de pilotage pour une simulation plus réaliste et intelligente des chaînes logistiques. Dans un deuxième temps, nous allons examiner d'autres algorithmes génétiques multicritères et les comparer avec le MOGA actuellement utilisé. De plus, d'autres codages, croisements, mutations et sélections seront implémentés et testés.

Une autre perspective cruciale à nos yeux réside dans la recherche d'une meilleure validation de la méthode proposée. A cause de la nature de recherche stochastique des algorithmes génétiques, l'optimalité des solutions trouvées n'est pas assurée. Ainsi, nous envisageons de chercher dans la littérature des problèmes simplifiés, pour lesquels les indicateurs de performance des solutions candidates peuvent être déterminés de manière analytique et les solutions optimales déterminées exactement, afin de mieux valider l'approche d'optimisation basée sur la simulation développée dans cette thèse.

Lié à la nature des algorithmes génétiques considérés comme grands consommateurs de temps de calcul, mais efficace pour une recherche plus réaliste, une des perspectives pour traiter des problèmes de conception et de pilotage des chaînes logistiques de grandes tailles consiste à mixer programmation mathématique et algorithmes génétiques. Plus précisément, en utilisant initialement la programmation mathématique, nous aurons la possibilité de sélectionner un nombre raisonnable de sites potentiels à considérer par notre approche si des problèmes de grandes tailles sont rencontrés. Cela, sans avoir recours à i) une représentation détaillée de l'ensemble des activités de la chaîne, ii) tenir compte des aspects aléatoires et dynamiques de la chaîne et iii) à une optimisation multicritères. Par la suite, tenant compte des sites potentiels suggérés par la programmation mathématique, notre approche sera appliquée pour une recherche plus approfondie et réaliste de la meilleure configuration de la chaîne ainsi que les choix des règles de pilotage à utiliser.

Bibliographie

- [Aikens 1985] Aikens C. H. Facility location models for distribution planning. *European Journal of Operational Research*, vol. 22, pp. 263-279, 1985.
- [Arntzen *et al.* 1995] Arntzen B. C., Brown G. G., Harrison T. P., et Trafton L. L. Global supply chain management at Digital Equipment Corporation. *Interfaces*, vol. 25, pp. 69-93, 1995.
- [Aytug *et al.* 2003] Aytug H., Khouja M., et Vergara F. E. Use of genetic algorithms to solve production and operations management problems : A review. *International Journal of Production Research*, vol. 41, pp. 3955-4009, 2003.
- [Azadivar 1999] Azadivar F. Simulation optimization methodologies. *Proceedings of the 1999 Winter Simulation Conference*, pp. 93-100.
- [Azadivar et Tompkins 1999] Azadivar F. et Tompkins G. Simulation optimization with qualitative variables and structural model changes: A genetic algorithm approach. *European Journal of Operational Research*, vol. 113, pp. 169-182.
- [Azadivar et Wang 2000] Azadivar F. et Wang J. Facility layout optimization using simulation and genetic algorithms. *International Journal of Production Research*, vol. 38, no. 17, pp. 4369-4383.
- [Bagchi *et al.* 1998] Bagchi S., Buckley S. J., Ettl M. et Lin G. Y. Experience using the IBM supply chain simulator. *Proceedings of the 1998 Winter Simulation Conference*, pp. 1387-1394.
- [Ballou 1999] Ballou R. H. *Business Logistics Management*. Prentice-Hall, Fourth edition, 1999.
- [Barbarosoglu et Yazgac 1997] Barbarosoglu G. et Yazgac T. An application of the analytic hierarchy process to the supplier selection problem. *Production and Inventory Management Journal*, vol.38, no.1, pp. 14-21, 1997.
- [Beamon 1998] Beamon B. M. Supply chain design and analysis : Models and methods. *International Journal of Production Economics*, vol. 55, pp. 281-294, 1998.
- [Beamon et Chen 2001] Beamon B. M. et Chen V. C. P. Performance analysis of conjoined supply chains. *International Journal of Production Research*, vol. 39, no. 14, pp. 3195-3218.
- [Bel *et al.* 1996] Bel G., Bensana E., Rota K. et Sarocchi B. Strategic decision making in production planning with genetic algorithms. *Proceedings of the Fifth Rensselaer International Conference on Computer Integrated Manufacturing & Automation Technology*, Grenoble, France, 1996.
- [Bhaskaran 1998] Bhaskaran S. Simulation analysis of a manufacturing supply chain. *Decision Sciences*, vol. 29, pp. 633-657.
- [Biswas et Narahari 2004] Biswas S. et Narahari Y. Object oriented modeling and decision support for supply chains. *European Journal of Operational Research*, vol. 153, pp. 704-726, 2004.

- [Boesel J. *et al.* 2003] Boesel J., Nelson B. L. et Ishii N. A framework for simulation-optimization software. *IIE Transactions*, vol. 35, pp. 221-229.
- [Boyle et Shin 1996] Boyle C. R. et Shin W. S. An interactive multiple-response simulation optimization method. *IIE Transactions*, vol. 28, pp. 453-462.
- [Canel et Khumawala 1997] Canel C. et Khumawala B. M. Multi-period international facilities location : an algorithm and application. *International Journal of Production Research*, vol. 35, no. 7, pp. 1891-1910, 1997.
- [Carson et Maria 1997] Carson Y. et Maria A. Simulation optimization : methods and applications. *Proceedings of the 1997 Winter Simulation Conference*, pp. 118-126.
- [Cheng et Li 1998] Cheng F. Y. et Li D. Genetic algorithm development for multiobjective optimization of structures. *AIAA Journal*, vol. 36, pp. 1105-1112, 1998.
- [Christopher 1992] Christopher M. Logistics and supply chain management : Strategies for reducing costs and improving services. *Financial Times*. Pitman publishing, London, 1992.
- [Coad et Yourdon 1991] Coad P. et Yourdon E. *Object-Oriented Analysis*. Englewood Cliffs, New Jersey : Yourdon Press, Prentice Hall. 2nd edition, 1991.
- [Coello 2000] Coello C. A. C. An updated survey of ga-based multiobjective optimization techniques. *ACM Computing Surveys*, vol. 32, pp. 109-143, 2000.
- [Cohen et Lee 1985] Cohen M. A. et Lee H. L. Manufacturing strategy : Concepts and methods. *The Management of Productivity and Technology in Manufacturing*, P. R. Kleindorfer ed., Plenum, New York, pp. 153-188, 1985.
- [Cohen et Lee 1989] Cohen M. A. et Lee H. L. Resource deployment analysis of global manufacturing and distribution networks. *Journal of Manufacturing and Operations Management*, vol. 2, pp. 81-104, 1989.
- [Cohen et Moon 1991] Cohen M. A. et Moon S. An integrated plant loading model with economies of scale and scope. *European Journal of Operational Research*, vol. 50, pp. 266-279, 1991.
- [Daskin *et al.* 2002] Daskin M. S., Coullard C. R., et Shen Z. M. An inventory-location problem : Formulation, solution algorithm and computational results. *Annals of Operations Research*, vol. 110, pp. 83-106, 2002.
- [Deb *et al.* 2000] Deb K., Pratap A., Agarwal S., et Meyarivan T. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm : NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 6, pp. 182-197, 2002.
- [Dickson 1966] Dickson G. W. An analysis of vendor selection : systems and decisions. *Journal of Purchasing*, vol. 2, no. 1, pp. 5-17.
- [Ding *et al.* 2003a] Ding H., Benyoucef L., et Xie X. Simulation Model of a Mixed Make-to-Order and Make-to-Stock Distribution Network. *Proceedings of the 6th International Conference on Industrial Engineering and Production Management*. Porto, Portugal. 2003.
- [Ding *et al.* 2003b] Ding H., Benyoucef L., et Xie X. A simulation-optimization approach using genetic search for supplier selection. *Proceedings of the 2003 Winter Simulation Conference*. New Orleans, U.S.A. 2003.
- [Ding *et al.* 2004a] Ding H., Benyoucef L., et Xie X. A modeling and simulation

framework for supply chain network design. *Supply Chain Optimization : product/process design, facility location and flow control*, Chapter 16, pp. 219-232. Springer. ISBN : 0-387-23566-3.

- [Ding *et al.* 2004b] Ding H., Benyoucef L., et Xie X. A simulation optimization methodology for supplier selection problem. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*. 2004. To appear.
- [Ding *et al.* 2004c] Ding H., Benyoucef L., et Xie X. Simulation-based optimization for supplier selection. Submitted to *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*. 2004. Under review.
- [Ding *et al.* 2004d] Ding H., Benyoucef L., et Xie X. A multiobjective optimization method for strategic sourcing and inventory replenishment. *Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. New Orleans, U.S.A.
- [Ding *et al.* 2004e] Ding H., Benyoucef L., et Xie X. A simulation-based optimization method for production-distribution network design. *Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Systems, Man & Cybernetics*. The Hague, Netherlands.
- [Ding *et al.* 2004f] Ding H., Benyoucef L., Xie X., Hans C. et Schumacher J. "ONE" A new tool for supply chain network optimization and simulation. *Proceedings of the 2004 Winter Simulation Conference*. Washington, U.S.A.
- [Ding *et al.* 2004g] Ding H., Benyoucef L., et Xie X. Multiobjective optimization on facility location and inventory deployment with customer service consideration. *Proceedings of the 2004 International Conference on Service Systems and Service Management*. Beijing, China.
- [Ding *et al.* 2004h] Ding H., Benyoucef L., Xie X et Mascolo J. Problèmes de simulation et d'optimisation des chaînes logistiques : Deux cas d'études issues des industries automobile et textile. *Actes de la 5th Conférence de Modélisation et Simulation*. Nantes, France.
- [Dyer et Forman 1992] Dyer R. F. et Forman E. H. Group decision support with the analytic hierarchy process. *Decision Support Systems*, vol. 8, pp. 99-124.
- [Ellram 1990] Ellram L. M. The supplier selection decision in strategic partnerships. *Journal of Purchasing and Materials Management*, vol. 26, no.4, pp. 8-14.
- [Erenguc *et al.* 1999] Erenguc S. S., Simpson N. C., et Vakharia A. J. Integrated production/distribution planning in supply chains : An invited review. *European Journal of Operational Research*, vol. 115, pp. 219-236, 1999.
- [Erlebacher et Meller 2000] Erlebacher S. J. et Meller R. D. The interaction of location and inventory in designing distribution systems. *IIE Transactions*, vol. 32, pp. 155-166, 2000.
- [Fonseca et Fleming 1993] Fonseca C. M. et Fleming P. J. Genetic algorithm for multiobjective optimization: formulation, discussion and generalization. *Proceeding of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms*. S. Forrest, Ed. Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, pp. 416-423, 1993.
- [Fonseca et Fleming 1995] Fonseca C. M. et Fleming P. J. An overview of evolutionary algorithms in multiobjective optimization. *Evolutionary Computation*, vol. 3, pp. 1-16, 1995.
- [Fu 1994] Fu M. C. Optimization via simulation : A review. *Annals of Operations Research*,

vol. 53, pp. 199-248, 1994.

- [Fu 2002] Fu M. C. Optimization for simulation : Theory vs. practice. *INFORMS Journal on Computing*, vol. 14, no. 3, pp. 192-215, 2002.
- [Gaballa 1974] Gaballa A. A. Minimum cost allocation of tenders. *Operational Research Quarterly*, vol. 25, pp. 389-398, 1974.
- [Gen et Cheng 1997] Gen M. et Cheng R. *Genetic algorithms and engineering design*. John Wiley and Sons, Inc. New York, NY. 1997.
- [Geoffrion et Graves 1974] Geoffrion A. M. et Graves G. W. Multi-commodity distribution system design by Benders decomposition. *Management Science*, vol. 20, pp. 822-844, 1974.
- [Geoffrion et Powers 1995] Geoffrion A. M. et Powers R. F. Twenty years of strategic distribution system design : An evolutionary perspective. *Interfaces*, vol. 25, pp. 105-127, 1995.
- [Ghodsypour et O'Brien 1998] Ghodsypour S. H. et O'Brien C. A decision support system for supplier selection using an integrated analytic hierarchy process and linear programming. *International Journal of Production Economics*, vol. 56, pp. 199-212, 1998.
- [Goetschalckx et al. 2002] Goetschalckx M., Vidal C. J., et Dogan K. Modeling and design of global logistics systems : A review of integrated strategic and tactical models and design algorithms. *European Journal of Operational Research*, vol. 143, pp. 1-18, 2002.
- [Goldberg 1989] Goldberg D. *Genetic algorithm in search, optimization & machine-learning*. Addison-Wesley, 1989.
- [Graves et al. 1993] Graves S. C., Kan A., et Zipkin P. H. *Logistics of production and inventory*. Elsevier, Amsterdam, 1993.
- [Griffin et al. 2000] Griffin I. A., Schroder P., Chipperfield A. J. et Fleming P. J. Multi-objective optimization approach to the ALSTOM gasifier problem. *Proceeding of the Institution of Mechanical Engineers*, vol. 214, pp. 453-468, 2000.
- [Herrmann et al. 2003] Herrmann J. W., Lin E. et Pundoor G. Supply chain simulation modeling using the supply chain operations reference model. *Proceedings of DETC'03*, pp. 1-9, Chicago, U.S.A., 2003.
- [Hicks 1999] Hicks D. A. A four step methodology for using simulation and optimization technologies in strategic supply chain planning. *Proceedings of the 1999 Winter Simulation Conference*, pp. 1215-1220.
- [Holland 1975] Holland J. H. *Adaptation in natural and artificial systems : An introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. University of Michigan Press, Ann Arbor, MI. 1995.
- [Horn et al. 1994] Horn J., Nafpliotis N. et Goldberg D. E. A niched Pareto genetic algorithm for multiobjective optimization. *Proceeding of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation*, pp. 82-87, Piscataway, NJ, 1994.
- [Ingalls 1998] Ingalls R.G. The value of simulation in modeling supply chains. *Proceedings of the 1998 Winter Simulation Conference*, pp. 1371-1375, Washington.
- [Jain et al. 2001] Jain S., Workman R. W., Collins L. M. et Ervin E. C. Development of a

- high-level supply chain simulation model. *Proceedings of the 2001 Winter Simulation Conference*, pp. 1129-1137.
- [Jansen *et al.* 2001] Jansen D. R., Weert A., Beulens A. J. M. et Huirne R. B. M. Simulation model of multi-compartment distribution in the catering supply chain. *European Journal of Operational Research*, vol. 133, pp. 210-224.
- [Jayaraman *et al.* 1999] Jayaraman V., Srivastava R. et Benton W. C. Supplier selection and order quantity allocation : A comprehensive model. *The Journal of Supply Chain Management*, vol. 35, pp. 50-58.
- [Jayaraman et Pirkul 2001] Jayaraman V. et Pirkul H. Planning and coordination of production and distribution facilities for multiple commodities. *European Journal of Operational Research*, vol. 133, pp. 394-408, 2001.
- [Joines et Roberts 1997] Joines J. A. et Roberts S. D. An introduction to object-oriented simulation in C++. *Proceedings of the 1997 Winter Simulation Conference*, pp. 78-85.
- [Jones *et al.* 2002] Jones D. F., Mirrazavi S. K. et Tamiz M. Multi-objective meta-heuristics : an overview of the current state-of-the-art. *European Journal of Operational Research*, vol. 137, pp. 1-9, 2002.
- [Kilgore 2003] Kilgore R. A. Object-oriented simulation with SML and SILK in .NET and JAVA. *Proceedings of the 2003 Winter Simulation Conference*, pp. 218-224.
- [Korpela et Tuominen 1996] Korpela J. et Tuominen M. A decision support system for strategic issues management of logistics. *International Journal of Production Economics*
- [Lacksonen 2001] Lacksonen T. Empirical comparison of search algorithms for discrete event simulation. *Computers & Industrial Engineering*, vol. 40, pp. 133-148.
- [Larman 2001] Larman C. *Applying UML and patterns : An introduction to object-oriented analysis and design and the unified process*. 2nd Edition. Prentice Hall PTR, 2001.
- [Lee *et al.* 1993] Lee, H.L., Billington C., et Carter B. Hewlett-Packard gains control of inventory and service through design for localization. *Interfaces*, vol. 23, pp. 1-11, 1993.
- [Mausser et Laguna 1998] Mauesser H. E. et Laguna M. A new mixed integer formulation for the maximum regret problem. *International Transactions in Operational Research*, vol. 5, no. 5, pp. 389-403, 1998.
- [McHaney 1999] McHaney R. Integration of the genetic algorithm and discrete-event computer simulation for decision support. *Simulation*, vol. 72, no. 6, pp. 401-411, 1999.
- [Michalewicz 1994] Michalewicz Z. *Genetic algorithms + data structures = evolution programs*. 2nd Extend Edition. Springer-Verlag, New York, NY. 1994.
- [Narasimhan 1983] Narasimhan R. An analytical approach to supplier selection. *Journal of Purchasing & Material Management*, vol. 19, no. 1, pp. 27-32, 1983.
- [Nozick et Turnquist 2001] Nozick L. K. et Turnquist M. A. Inventory, transportation, service quality and the location of distribution centers. *European Journal of Operational Research*, vol. 129, pp. 362-371, 2001.
- [Paul et Chaney 1998] Paul R. J. et Chaney T. Simulation optimisation using a genetic

- algorithm. *Simulation Practice and Theory*, vol. 6, pp. 601-611, 1998.
- [Petrovic *et al.* 1998] Petrovic D., Roy R. et Petrovic R. Modelling and simulation of a supply chain in an uncertain environment. *European Journal of Operational Research*, vol. 109, pp. 299-309, 1998.
- [Petrovic *et al.* 1999] Petrovic D., Roy R. et Petrovic R. Supply chain modeling with fuzzy sets. *International Journal of Production Economics*, vol. 59, pp. 443-453, 1999.
- [Pirkul et Jayaraman 1996] Pirkul H. and Jayaraman V. Production, transportation, and distribution planning in a multi-commodity tri-echelon system. *Transportation Sciences*, vol. 30, no. 4, pp. 291-302, 1996.
- [Quayle 1998] Quayle M. Industrial procurement : factors affecting sourcing decisions. *European Journal of Purchasing & Supply Management*, vol. 4, pp. 199-205, 1998.
- [Revelle et Laporte 1996] Revelle C. S. et Laporte G. The plant location problem : New models and research prospects. *Operations Research*, vol. 44, no. 6, pp. 864-874, 1996.
- [Rossetti et Chan 2003] Rossetti M. D. et Chan H.T. A prototype object-oriented supply chain simulation framework. *Proceedings of the 2003 Winter Simulation Conference*, pp. 1612-1620, New Orleans, U.S.A.
- [Saaty 1980] Saaty T. L. *The Analytic Hierarchy Process*. McGraw Hill, New York, 1980.
- [Sarmiento et Nagi 1999] Sarmiento A. M. et Nagi R. A review of integrated analysis of production-distribution systems. *IIE Transactions*, vol. 31, pp. 1061-1074, 1999.
- [Schaffer 1985] Schaffer J. D. Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithms. *Proceeding of the First International Conference on Genetic Algorithms*, Lawrence Erlbaum Associates Inc., Hillsdale, NJ, pp. 93-100, 1985.
- [Schmidt et Wilhelm 2000] Schmidt G. et Wilhelm E. Strategic, tactical and operational decisions in multi-national logistics networks : A review and discussion of modeling issues. *International Journal of Production Research*, vol. 39, no. 7, pp. 1501-1523.
- [Schriber et Brunner 2003] Schriber T. J. et Brunner D. T. Inside discrete-event simulation software : How it works and why it matters. *Proceedings of the 2003 Winter Simulation Conference*, pp. 113-123.
- [Schunk et Plott 2000] Schunk D. et Plott B. Using simulation to analyze supply chains. *Proceedings of the 2000 Winter Simulation Conference*, pp. 1211-1216.
- [Shen *et al.* 2003] Shen Z. J., Coullard M. C. et Daskin M. S. A joint location-inventory model. *Transportation Science*, vol. 37, no. 1, pp. 40-55, 2003.
- [Simchi-Levi *et al.* 2003] Simchi-Levi D., Kaminsky P. et Simchi-Levi E. *Designing & Managing The Supply Chain : Concepts, Strategies & Case Studies*. Second Edition, McGraw-Hill/Irwin Publisher.
- [Simulation Dynamics 2004] Simulation Dynamics. "Supply chain builder : A simulation platform for the development and understating of complex supply chains", www.simulationdynamics.com/product/modeling_tools/sc_builder.asp.
- [Slats *et al.* 1995] Slats P. A., Bholra B., Evers J. J. M. et Dijkhuizen G. Logistic chain modeling. *European Journal of Operational Research*, vol. 87, pp. 1-20, 1995.
- [Srinivas et Deb 1994] Srinivas N. et Deb K. Multiobjective optimization using

- nondominated sorting in genetic algorithms. *Evolutionary Computation*, vol. 2, pp. 221-248, 1994.
- [Snyder 2004] Snyder L. V. Facility location under uncertainty : A review. Technical report #04T-015, Department of Industrial & System Engineering, Lehigh University, PA, USA.
- [Teo *et al.* 1999] Teo C. P., Ou J. et Goh M. Impact on inventory costs with consolidation of distribution centers. *Proceedings of the 38th Conference on Decision & Control*, Phoenix, Arizona USA.
- [Tompkins et Azadivar 1995] Tompkins G. et Azadivar F. Genetic algorithms in optimizing simulated systems. *Proceedings of the 1995 Winter Simulation Conference*, pp. 757-762.
- [Towill *et al.* 1992] Towill D. R., Naim M. M. et Wikner J. Industrial dynamics simulation models in the design of supply chains. *International Journal of Physical Distribution and Logistics Management*, vol. 22, pp. 3-13.
- [Truong et Azadivar 2003] Truong T. H. et Azadivar F. Simulation based optimization for supply chain configuration design. *Proceedings of the 2003 Winter Simulation Conference*, pp. 1268-1275.
- [Vamanan *et al.* 2004] Vamanan M., Wang Q., Batta R. et Szczerba R. Integration of COTS software products ARENA & CPLEX for an inventory/logistics problem. *Computers & Operations Research*, vol. 31, pp. 533-547.
- [Van der Vorst *et al.* 2000] Van der Vorst J., Beulens A. J. M. et Van Beek P. Modelling and simulating multi-echelon food systems. *European Journal of Operational Research*, vol. 122, pp. 354-366.
- [Veldhuizen et Lamont 2000] Veldhuizen D. A. V. et Lamont G. B. Multiobjective evolutionary algorithms : Analyzing the State-of-the-Art. *Evolutionary Computation*, vol. 8, pp. 125-147, 2000.
- [Verter et Dincer 1992] Verter V. et Dincer C. An integrated evaluation of location, capacity acquisition, and technology selection for designing global manufacturing strategies. *European Journal of Operational Research*, vol. 60, pp. 1-18, 1992.
- [Verter et Dincer 1995] Verter V. et Dincer C. Facility location and capacity acquisition: An integrated approach. *Naval Research Logistics*, vol. 42, pp. 1141-1160.
- [Vidal et Goetschalckx 1997] Vidal C. J. et Goetschalckx M. Strategic production-distribution models: A critical review with emphasis on global supply chain models. *European Journal of Operational Research*, vol. 98, pp. 1-18, 1997.
- [Vincke 1989] Vincke P. *Aide Multicritère à la Décision*, Bruxelles, 1989.
- [Weber *et al.* 1991] Weber C. A., Current J. R. et Benton W. C. Vendor selection criteria and methods. *European Journal of Operational Research*, vol. 50, pp. 2-18, 1991.
- [Weber et Current 1993] Weber C. A. et Current J. R. A multiobjective approach to vendor selection. *European Journal of Operational Research*, vol. 68, pp. 173-184, 1993.
- [Weber et Ellram 1993] Weber C. A. et Ellram L. M. Supplier selection using multi-objective programming: A decision support system. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, vol. 23, no. 2, pp. 3-14, 1993.
- [Zipkin 1997] Zipkin P. H. *Foundations of inventory management*. Irwin, Burr Ridge, IL,

1997.

- [Zitzler et Thiele 1999] Zitzler E. et Thiele L. Multiobjective evolutionary algorithms: A comparative case study and the strength Pareto approach. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 3, pp. 257-271. 1999.
- [Zitzler *et al.* 2000] Zitzler E., Deb K. et Thiele L. Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: Empirical results. *Evolutionary Computation*, vol. 8, pp. 173-195. 2000.