

THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par :

Institut National Polytechnique de Toulouse (INP Toulouse)

Discipline ou spécialité :

Informatique et Génie Industriel

Présentée et soutenue par :

Mme RIHAB KHEMIRI

le lundi 27 novembre 2017

Titre :

Développement d'une approche floue multicritères pour une planification intégrée couplant la gestion de la performance et du risque

---

Ecole doctorale :

Systèmes (Systèmes)

Unité de recherche :

Laboratoire Génie de Production de l'ENIT (E.N.I.T-L.G.P.)

Directeur(s) de Thèse :

M. BERNARD GRABOT

M. BELHASSEN ZOUARI

Rapporteurs :

Mme ATIDEL HADJ-ALOUANE, ECOLE NATIONALE D'INGENIEURS DE TUNIS

M. SAMIR LAMOURI, ENSAM - ARTS ET METIERS PARISTECH

Membre(s) du jury :

M. YVES DUCQ, UNIVERSITÉ DE BORDEAUX, Président

M. BELHASSEN ZOUARI, SUP'COM TUNIS, Membre

M. BERNARD GRABOT, ECOLE NATIONALE D'INGENIEURS DE TARBES, Membre

M. FEHMI H'MIDA, ECOLE NATIONALE D'INGENIEURS DE CARTHAGE, Membre

Remerciements

Ce travail de thèse a été réalisé dans le cadre d'une convention de cotutelle entre la Faculté des Sciences Mathématiques, Physiques et Naturelles de Tunis et l'Institut National Polytechnique de Toulouse.

Tout d'abord, je tiens à remercier mon directeur de thèse, Monsieur Bernard Grabot, Professeur à l'Ecole Nationale d'Ingénieurs (ENI) de Tarbes-France pour son soutien crucial, ses conseils judicieux et sa confiance sans laquelle je n'aurais pas pu travailler en toute sérénité. J'ai été extrêmement sensible à ses qualités humaines d'écoute et de compréhension tout au long de ma thèse. Je le remercie également pour son accueil chaleureux durant mes déplacements à Tarbes.

Je voudrai également remercier Monsieur Belhassen ZOUARI, Professeur à l'École Supérieure des Communications (SUP'COM) de Tunis-Tunisie, pour la confiance qu'il m'a accordée en acceptant d'encadrer ce travail, pour ses conseils précieux et pour sa disponibilité.

Je remercie plus particulièrement mon encadrante Madame Kahoula ElBedoui-Maktouf, Maître assistante à l'École Nationale d'Ingénieurs de Carthage-Tunisie, pour sa disponibilité, son soutien et son encouragement. Je voudrais lui adresser ma plus profonde reconnaissance pour ses valeurs tant humaines que professionnelles.

J'exprime toute ma gratitude à tous les autres membres du jury qui m'ont fait l'honneur d'examiner et de juger ce travail de thèse : Monsieur Samir LAMOURI, Professeur à l'Ecole Nationale Supérieur d'Arts et Métiers (ENSAM) de Paris-France et Madame Atidel B.HADJ-ALOUANE, Professeur à l'École Nationale d'Ingénieurs (ENI) de Tunis-Tunisie en leur qualité de rapporteurs, Monsieur Yves DUCQ, Professeur à l'Université de Bordeaux-France et Monsieur Fehmi H'MIDA, Maître de Conférences à l'École Nationale d'Ingénieurs de Carthage-Tunisie en leur qualité d'examinateurs.

Un grand merci à tous les membres du Laboratoire Génie de Production (LGP) de l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tarbes de m'avoir accueilli et facilité mes séjours au sein du LGP, je tiens aussi à leur exprimer ma sincère reconnaissance pour m'avoir procuré l'environnement propice pour le bon déroulement de mes travaux.

Mes plus vifs remerciements vont à mes très chers parents Lazhar et Raja qui m'ont toujours suivie et soutenue dans mes choix et mes convictions. Je tiens également à remercier mon frère Mohamed pour son encouragement et ses conseils.

Enfin, je ne terminerai pas sans avoir exprimé toute ma gratitude à mon mari Mohamed qui n'a pas arrêté de m'encourager à me surpasser malgré toutes les contraintes qui ont accompagné ce travail de thèse.

Table des matières

Introduction générale 1

1. Problématique 1
2. Contributions 2
3. Plan du mémoire 3

Chapitre 1 : Présentation du contexte 5

1. Introduction 6
2. Notion de chaîne logistique (Supply Chain - SC) 6
   - 2.1. Définitions de la chaîne logistique 6
   - 2.2. Structures des chaînes logistiques 8
   - 2.3. Catégories de chaînes logistiques 9
3. Notion de gestion de la chaîne logistique (Supply Chain Management - SCM) 11
   - 3.1. Définitions de la gestion de la chaîne logistique 11
   - 3.2. Les niveaux décisionnels pour la gestion des chaînes logistiques 13
   - 3.3. Amélioration de la performance 14
4. Les processus de la chaîne logistique 15
   - 4.1. Liste des processus de la chaîne logistique 16
   - 4.2. Interaction entre les processus de la chaîne logistique 18
5. La planification 19
   - 5.1. Niveaux de planification 19
   - 5.2. Planification et processus de SCM 20
   - 5.3. Techniques de planification 20
6. Problématique de la planification sous incertitude et risque dans les chaînes logistiques 21
   - 6.1. Enjeux de l'incertitude et du risque 21
   - 6.2. Gestion de risque 23
   - 6.3. Les sources d'incertitude dans la planification des chaînes logistiques 23
7. Conclusion 24

Chapitre 2 : Etat de l'art et positionnement du travail de recherche 26

1. Introduction 27
2. Problématiques et démarche 27
3. Etude de la problématique de planification tactique sous incertitude dans les chaînes logistiques 28
   - 3.1. Utilisation de la programmation stochastique 29
   - 3.2. Utilisation de la logique floue et de la théorie des possibilités 31
4. Etude de la problématique de sélection de fournisseurs avec affectation des ordres d'achat 37
5. Synthèse et évaluation 40
   - 5.1. Limites des travaux traitant la problématique de planification tactique sous incertitude 41
   - 5.2. Limites des travaux traitant la problématique de sélection de fournisseurs avec affectation des ordres d'achat 42
6. Objectifs de la thèse 42
7. Conclusion 45

Chapitre 3 : Outils méthodologiques 47

1. Introduction 48
2. Logique floue et théorie des possibilités 48
   - 2.1. Logique floue 49
   - 2.2. Théorie des possibilités 55
   - 2.3. Défuzzification 56
3. Décision multicritères 60
   - 3.1. Les méthodes de l'analyse multicritères d'aide à la décision 61
   - 3.2. Les méthodes d'optimisation mathématique multicritères 66
4. Conclusion 69

Chapitre 4 : Approche d'aide à la décision multicritères floue pour une planification intégrée couplant la gestion de la performance et du risque 71

1. Introduction 72
2. Description et caractéristiques de la chaîne logistique considérée 73
   - 2.1. Structure de la chaîne logistique 73
3. Présentation du modèle d'aide à la décision multicritères floue 74
   - 3.1. Phase I : Sélection des critères d'évaluation et définition du poids de chaque critère 77
   - 3.2. Phase II : Détermination des ensembles de scénarios possibles d'allocation 80
   - 3.3. Phase III : Evaluation des scénarios possibles d'allocation par des mesures de performance 81
   - 3.4. Phase IV : Evaluation des scénarios d'allocation possibles par des mesures de risque 84

3.5. Phase V : Interprétation des résultats 87
4. Expérimentations et évaluations numériques 88
4.1. Phase I : sélection des critères d'évaluation et définition du poids de chaque critère 89
4.2. Phase II : Détermination des ensembles de scénarios possibles d'allocation 90
4.1. Phase III : Evaluation des scénarios possibles d'allocation par les mesures de performance . 90
4.2. Phase IV : Evaluation des scénarios possibles d'allocation par les mesures de risque 96
4.3. Phase V : Interprétation des résultats 98
5. Analyse de sensibilité 99
6. Conclusion 102

Chapitre 5 : Approche d'optimisation multicritères floue pour une planification intégrée couplant la gestion de la performance et du risque 104

1. Introduction 105
2. Description de l'approche proposée 105
2.1. Phase I : Sélection des critères d'évaluation des acteurs et définition du poids de chaque critère 107
2.2. Phase II : Evaluation des partenaires 109
2.3. Phase III : Formulation du problème de planification par la programmation linéaire multi-objectifs possibiliste 111
2.4. Phase IV : Traitement des contraintes floues 115
2.5. Phase V : Approche de résolution basée sur la méthode du Goal Programming 116
3. Exemples numériques 118
3.1. Données 118
3.2. Phase I : Sélection des critères d'évaluation des acteurs et définition du poids de chaque critère 119
3.3. Phase II : Evaluation des partenaires 120
3.4. Résolution 122
4. Conclusion 127

Conclusion Générale et Perspectives 129

1. Conclusions 129
2. Perspectives 131
2.1. Intégration d'autres classes de critères 132
2.2. Intégration des opérations de transport 132
2.3. Validation par la collaboration industrielle 132

2.4. Comparaison avec des approches qui propagent l'incertitude 133

Références bibliographiques 134

Liste des figures

Figure 1.1 : Représentation d'une chaîne logistique [Lee et Billington, 1993] 7
Figure 1.2 : Différentes structures typiques de la chaîne logiques [Mahmoudi, 2006] 9
Figure 1.3 : Une entreprise multi-sites [Thierry, 2003] 10
Figure 1.4 : La maison du SCM [Stadtler, 2005] 12
Figure 1.5 : Les processus du modèle SCOR [SCOR 11.0, 2011]. 16
Figure 1.6 : Les trois niveaux hiérarchiques de la planification [Genin, 2003] 19
Figure 1.7 : Matrice de planification de la chaîne logistique [Stadtler et Kilger, 2005] 20
Figure 1.8 : Le modèle général du risque proposée par [Gourc,2006] 22
Figure 2.1 : Exemple de fonction de classement appliquée sur le résultat [Guillaume, 2011] 33
Figure 3.1 : Représentation du coût d'approvisionnement d'un produit par la logique classique 50
Figure 3.2 : Représentation du coût d'approvisionnement d'un produit par la logique floue 50
Figure 3.3 : Fonction d'appartenance d'un nombre flou trapézoïdal 51
Figure 3.4 : Fonction d'appartenance d'un nombre flou triangulaire 52
Figure 3.5 : Exemples d'opérations arithmétiques sur des nombres flous triangulaires 53
Figure 3.6 : Représentation de la proposition « la commande est urgente » 55
Figure 3.7 : Ensembles de α-coupes associées au sous ensemble flou A 57
Figure 3.8 : α-coupe associée à un nombre flou triangulaire 58
Figure 3.9 : Illustration du concept des distances à l'idéal et à l'anti-idéal [Méndez et al., 2009 ; Azzabi, 2010] 63
Figure 4.1 : Structure de la chaîne logistique étudiée 73
Figure 4.2 : Mesures de la performance et du risque des scénarios possibles d'allocation 98
Figure 5.1 : Les étapes de l'approche proposée 106

Liste des tableaux

Tableau 1.1 : Les attributs de performance [SCOR 11.0, 2011] 15

Tableau 2.1 : Positionnement du travail de thèse en référence à la grille proposée dans 44

Tableau 4.1: Règles proposées pour évaluer le statut d'un scénario d'allocation possible $S_{p,t}^{i}$ 87

Tableau 4.2 : Capacité des acteurs de la chaîne logistique 88

Tableau 4.3 : Variables linguistiques et valeurs floues trapézoïdaux 89

Tableau 4.4 : Poids des critères de classe I 90

Tableau 4.5 : Poids des critères de classe II 90

Tableau 4.6 : Ensemble des scénarios d'allocation possibles 91

Tableau 4.7 : Evaluation des acteurs par rapport aux différents critères de performance retenus 91

Tableau 4.8 : Matrice de comparaison floue (scénarios possibles d'allocation-Critères de performance) .. 92

Tableau 4.9 : La matrice de décision floue normalisée-Classe I 93

Tableau 4.10 : Matrice de décision floue pondérée-Classe I 93

Tableau 4.11 : Distances entre les scénarios d'allocation possibles et A^{+} (Classe I) 94

Tableau 4.12 : Distances entre les scénarios d'allocation possibles et A^{-} (Classe I) 95

Tableau 4.13 : Calcul des distances $d_{p,t}^{+\,i}$, $d_{p,t}^{-\,i}$ et des coefficients de proximités 95

Tableau 4.14 : Evaluation des acteurs par rapport aux différents critères de risque retenus 96

Tableau 4.15 : Matrice de comparaison floue (scénarios d'allocation possibles-Critères de risque) 97

Tableau 4.16 : Calcul des coefficients de proximités $\mathrm{CC_II}_{\mathrm{p,t}}^{\mathrm{i}}$ 97

Tableau 4.17 : Expérimentations réalisées pour l'analyse de sensibilité 100

Tableau 4.18 : Résultats de l'analyse de sensibilité : mesures de performance 101

Tableau 4.19 : Résultats de l'analyse de sensibilité : mesures de risque 102

Tableau 5.1 : Demande floue générée sur l'horizon de planification 119

Tableau 5.2 : Variables linguistiques et valeurs floues triangulaires 120

Tableau 5.3 : Poids des critères de classe I 120

Tableau 5.4 : Poids des critères de classe II 120

Tableau 5.5 : Evaluation des acteurs par rapport aux critères de performance 121

Tableau 5.6 : Evaluation des acteurs par rapport aux critères de risque 121

Tableau 5.7 : Mesures de performance et de risque relatives à chaque acteur 121

Tableau 5.8 : Répartition relative à l'optimum $\mathrm{F_P^*}$ 122

Tableau 5.9 : Répartition relative à la l'optimum F_R^* 123

Tableau 5.10 : Ordres d'allocations obtenus en utilisant la méthode du Goal Programming 125
Tableau 5.11 : Déviations en (%) par rapport aux buts F_P^* et F_R^* 126

Introduction générale

1. Problématique

Dans un environnement concurrentiel où la pression liée à la mondialisation n'a cessé de s'accroître, la plupart des entreprises se sont organisées en réseaux d'entreprises partenaires : les « chaînes logistiques ». Ces organisations qui, par le passé, affrontaient la concurrence en créant de la valeur pour leurs clients tout en garantissant un prix bas, réalisent de plus en plus la nécessité de s'adapter à l'instabilité du marché ainsi qu'aux exigences des consommateurs. De plus, de nombreuses entreprises se sont réparties sur plusieurs sites (entreprises multi-sites) comprenant en général une entreprise mère et plusieurs sites dérivés. Dans ce cadre, l'entreprise se voit demander de respecter ses engagements en pilotant efficacement ses sites de production et ses fournisseurs, abstraction faite de ses frontières géographiques, temporelles et organisationnelles.

Ceci a conduit à une complexification des différents processus de gestion de la chaîne logistique et en particulier celui de planification, qui doit non seulement optimiser les critères économiques et améliorer la qualité de service, mais aussi faire face aux risques qui touchent les éléments de la chaîne logistique et le processus décisionnel.

Cette problématique n'a pas encore reçu toute l'attention nécessaire dans la littérature scientifique. En effet, la majorité des approches de planification rapportées dans ce cadre visent essentiellement à satisfaire les exigences des clients à moindre coût, mais n'intègrent pas la gestion du risque dans leurs processus décisionnels. Dans la pratique, cette intégration est loin d'être une affaire simple : elle est difficile à mettre en œuvre, notamment de par la multiplication des données incertaines (telles que la demande, la capacité, etc.) et des informations entachées d'ambiguïté (telles que les préférences et les jugements des décideurs), même sur un horizon moyen terme.

Dans ce contexte, la planification doit donc minorer le risque attaché à chaque décision et conserver à l'entreprise une réserve suffisante d'actions. Cette réserve constitue le potentiel de flexibilité dans lequel l'entreprise puisera sa réactivité aux événements imprévus. Ceci signifie que certains leviers

de flexibilité doivent être préparés au niveau décisionnel pour qu'ils puissent être exploités au niveau opérationnel.

2. Contributions

L'objectif des travaux de cette thèse est d'assurer une planification qui tienne compte des critères classiques de performance (i.e. le coût, la qualité, etc.), tout en mettant en œuvre un mécanisme permettant de quantifier le risque corrélé à chaque décision en tenant compte des diverses sources d'incertitude, dans un contexte d'entreprise multi-sites. Pour ce faire, nous avons choisi de mettre en avant les deux points délicats évoqués ci-dessus :

- L'intégration d'un mécanisme de gestion du risque qui repose sur des critères conflictuels de natures quantitatives et qualitatives. En effet, le mécanisme de gestion du risque doit proposer au décideur un éventail de plans avec les risques qui y correspondent. C'est au décideur de statuer sur le choix du plan adéquat en assumant les risques qui lui sont relatifs.
- La modélisation de l'incertitude et de l'ambigüité. Nous utiliserons la théorie des ensembles flous pour modéliser les données incertaines (telles que la demande, la capacité, etc.). D'autre part, nous proposons de prendre en compte les expériences, les jugements et les préférences des décideurs, souvent vagues et entachés d'ambiguïté, pour pallier la difficulté d'évaluer d'une manière précise les comportements des partenaires industriels. L'intégration de ces évaluations reposera elle aussi sur l'utilisation de la théorie des ensembles flous, afin de représenter au mieux les ambiguïtés et la dimension subjective de certaines données.

Cette double gestion de risque et d'incertitude repose sur certains leviers de flexibilité à adopter, tels que les heures supplémentaires et la sous-traitance. La modélisation de cette approche de planification est ainsi basée sur un modèle mathématique flou :

- qui permet de positionner simultanément les ordres servant à couvrir les besoins et les décisions relatives à la production,
- qui intègre de manière efficace la gestion du risque et de l'incertitude.

Cette approche de planification est d'abord étudiée sur le plan théorique puis sur le plan de sa mise en œuvre. Son intérêt est ensuite mis en évidence sur le plan pratique par sa capacité à proposer un bon compromis entre performance et résistance aux risques.

3. Plan du mémoire

Ce manuscrit est organisé en cinq chapitres comme suit :

- Le premier chapitre est consacré à la présentation du contexte global de notre travail de recherche. Il rappelle les notions de base relatives à la gestion de la chaîne logistique en montrant l'importance de l'interaction entre ses processus décisionnels. L'accent est mis sur le processus de planification et ses techniques. Ensuite, nous nous focalisons sur la problématique de planification sous incertitude et risque dans les chaînes logistiques. Il s'agit de s'approprier les concepts émergeants autour des notions de risque et d'incertitude ainsi que les sources d'incertitudes prises en compte dans le processus de planification. Ce premier chapitre débouche sur le positionnement de notre problématique dans le vaste domaine de la gestion des chaînes logistiques.

- Le deuxième chapitre est dédié à la présentation d'une revue de la littérature relative à notre problématique de recherche. Plus précisément, nous dressons un état de l'art sur les approches de planification sous incertitude en mettant l'accent sur les approches basées sur la théorie des ensembles flous. Nous passons ensuite en revue les différents critères utilisés dans le cadre des travaux dédiés à la problématique de choix des fournisseurs avec affectation des ordres d'achat. Enfin, nous détaillons les objectifs de notre travail de recherche, motivés par les limites des approches développées dans la littérature.

- Le troisième chapitre vise à présenter les outils méthodologiques utilisés dans le cadre de ce travail. Tout d'abord, nous rappelons les principes de la logique floue et de la théorie des possibilités, employés dans cette thèse pour traiter les informations incertaines et ambiguës. Nous décrivons par la suite les principes de base de la décision multicritères en justifiant notre recours à ce paradigme pour traiter la problématique multidimensionnelle de planification intégrée dans les chaînes logistiques. De plus, nous exposons les différents

principes et caractéristiques des méthodes de l'analyse multicritères d'aide à la décision et des méthodes d'optimisation mathématiques multicritères. Dans ce cadre, nous détaillons le principe de base de la méthode floue d'aide à la décision multicritères multi-attributs TOPSIS floue (*Fuzzy Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution*) ainsi que le modèle d'optimisation multicritères du Goal Programming (GP).

- Le quatrième chapitre décrit la structure générale de notre première approche hybride d'aide à la décision multicritères. Cette approche combine un modèle analytique et la méthode TOPSIS floue pour aborder la problématique de planification intégrée sous incertitude. L'applicabilité et la robustesse de l'approche proposée sont illustrées par un exemple numérique et une analyse de sensibilité.

- Le cinquième et dernier chapitre expose notre seconde approche de résolution des problèmes de planification, cette fois dédiée aux problèmes de grande taille, dans un environnement incertain. Cette seconde approche est basée sur un couplage de la méthode TOPSIS floue, de la programmation multi-objectifs possibiliste et de la méthode du Goal Programming. L'instanciation de cette approche sur un cas d'étude a permis de montrer son applicabilité sur des problèmes de planification en présence de données et de préférences floues.

Nous concluons ce manuscrit de thèse en résumant les principales contributions de ce travail de recherche et en ouvrant des perspectives qui pourront l'enrichir.

Chapitre 1 : Présentation du contexte

1. Introduction 6
2. Notion de chaîne logistique (Supply Chain - SC) 6
   2.1. Définitions de la chaîne logistique 6
   2.2. Structures des chaînes logistiques 8
   2.3. Catégories de chaînes logistiques 9
3. Notion de gestion de la chaîne logistique (Supply Chain Management - SCM) 11
   3.1. Définitions de la gestion de la chaîne logistique 11
   3.2. Les niveaux décisionnels pour la gestion des chaînes logistiques 13
   3.3. Amélioration de la performance 14
4. Les processus de la chaîne logistique 15
   4.1. Liste des processus de la chaîne logistique 16
   4.2. Interaction entre les processus de la chaîne logistique 18
5. La planification 19
   5.1. Niveaux de planification 19
   5.2. Planification et processus de SCM 20
   5.3. Techniques de planification 20
6. Problématique de la planification sous incertitude et risque dans les chaînes logistiques 21
   6.1. Enjeux de l'incertitude et du risque 21
   6.2. Gestion de risque 23
   6.3. Les sources d'incertitude dans la planification des chaînes logistiques 23
7. Conclusion 24

1. Introduction

Ce premier chapitre est consacré à la contextualisation de notre travail de thèse dans le domaine des chaînes logistiques.

Nous commençons par la présentation de la notion de chaîne logistique. Pour ce faire, nous reprenons quelques définitions et nous survolons les différentes structures et catégories de chaînes logistiques. Ensuite, nous abordons la notion de gestion de la chaîne logistique en rappelant quelques définitions et en détaillant les différents niveaux décisionnels adoptés pour cette gestion. En troisième partie, nous détaillons les différents processus fondamentaux d'une entreprise et nous mettons en évidence l'importance de l'interaction entre ces processus. Dans la quatrième partie, nous présentons d'une manière générale les différents aspects relatifs à la problématique de la planification au sein des chaînes logistiques. Enfin, nous exposons les concepts émergeants de risque et d'incertitude dans le contexte de planification dans les chaînes logistiques. Dans cette optique, nous nous focalisons sur la problématique de planification sous incertitude et nous détaillons les principales sources d'incertitude abordées dans la littérature scientifique.

2. Notion de chaîne logistique (Supply Chain - SC)

Nous présentons dans cette section quelques définitions proposées pour la notion de chaîne logistique dans le but de mettre l'accent sur les différents aspects relatifs à cette notion. Ensuite, nous évoquons les principales typologies caractérisant les chaînes logistiques actuelles, notre objectif étant de donner plus de détails sur la structuration physique et l'aspect dimensionnel des éléments composant la dite chaîne. Le dernier paragraphe de cette section est destiné à exposer les différentes catégories de chaînes logistiques usuelles qui sont fortement corrélées aux objectifs liés à la création du partenariat entre les organisations composant la chaîne logistique.

2.1. Définitions de la chaîne logistique

Bien que le concept de chaîne logistique, ou Supply Chain (SC), ait fait l'objet de nombreux travaux, nous pouvons souligner l'absence d'unanimité sur sa définition.

Lee et Billington [1993] définissent une chaîne logistique comme « *un réseau d'installations qui effectue les fonctions d'approvisionnement en matières premières, de transformation de ces matières en produits fini et/ou composants, ainsi que la distribution de ces derniers jusqu'aux clients*». Cette définition se focalise sur l'aspect « produit » et ses différentes étapes de transformation (cf. Figure 1.1).

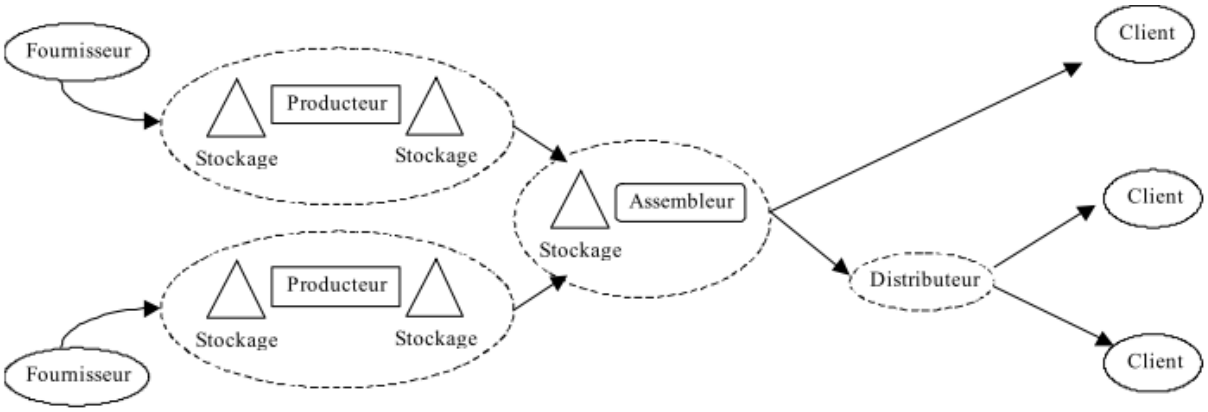


Figure 1.1 : Représentation d'une chaîne logistique [Lee et Billington, 1993]

Ganeshan et Harrison [1995] ont apporté un complément à cette définition en indiquant que « *la notion de la chaîne logistique existe tant dans les organisations de production que de service ».*

Au-delà de cet aspect, d'autres auteurs mettent l'accent sur trois flux traversant une chaîne logistique, à l'instar de Tsay et al. [1999] qui définissent une chaîne logistique comme « *un ensemble de deux ou plusieurs entités liées par des flux d'information, des flux de marchandises et des flux financiers* ».

Une autre vision orientée entreprise considère que la chaîne logistique est « *un réseau d'organisations ou de fonctions géographiquement dispersées sur plusieurs sites qui coopèrent, pour réduire les coûts et augmenter la vitesse des processus et activités entre les fournisseurs et les clients. Si l'objectif de satisfaction du client est le même, la complexité varie d'une chaîne logistique à l'autre* » [Génin, 2003].

Plus récemment, [Amrani-Zouggar, 2009] considère que la chaîne logistique est « *un ensemble d'activités en réseau, incluant différents partenaires, coordonné par des flux informationnels et matériels échangés, visant à satisfaire au mieux les besoins des clients* ».

Selon notre point de vue, la chaîne logistique est un ensemble d'organisations géographiquement dispersées coopérant via des flux matériels, informationnels et financiers. Cette coopération assure l'approvisionnement des matières premières, les différents processus de transformation de ces matières premières jusqu'à l'obtention des produits finis, ainsi que la distribution de ces derniers jusqu'aux clients finaux. L'objectif d'une telle organisation correspond bien à la satisfaction du client.

2.2. Structures des chaînes logistiques

Les types de fabrication présentés dans la littérature sont tellement variés et les périmètres des chaînes logistiques tellement vastes qu'il est difficile de définir une structure des chaînes logistiques couvrant l'ensemble des cas réels [Galasso, 2007]. Néanmoins, plusieurs typologies existent dans la littérature scientifique [Huang et al., 2003; Croom et al., 2000].

Par exemple, dans [Huang et al., 2003], les structures des chaînes logistiques ont été classifiées en cinq types : *Dyadique, Série, Divergente, Convergente* et *Réseau* (cf. Figure 1.2).

- ***Structure Dyadique*** *:* elle est limitée à deux entités avec pour objectif l'étude des relations donneur d'ordre/sous-traitant ou client/fournisseur.

- ***Structure en Série*** *:* elle est obtenue par une série de liaisons dyadiques. Une telle structure est corrélée à un procédé de fabrication vertical et linéaire. Elle peut être utilisée pour analyser l'influence de la propagation de l'information sur la totalité de la chaîne [Galasso, 2007].

- ***Structure Divergente*** *:* cette structure est la plus adéquate pour modéliser le fonctionnement d'un système de distribution dans lequel le flux matériel part d'un point unique (par exemple le fabricant) et fait l'objet d'un positionnement des stocks dans plusieurs entités en aval (par exemple des centres de distribution et des détaillants).

- S***tructure Convergente*** *:* cette structure est généralement dédiée à la modélisation des processus d'assemblage, pouvant servir de base pour traiter, par exemple, la problématique du choix des fournisseurs.

- ***Structure en Réseau*** *:* cette structure est une combinaison d'une structure convergente et d'une structure divergente, permettant ainsi de considérer à la fois les aspects de distribution et d'approvisionnement.

Dans le cadre de notre thèse, nous nous plaçons dans le cas d'une chaîne logistique au sein de laquelle l'entreprise est considérée comme une entité centrale, collaborant avec un ensemble de sous-traitants, fournisseurs et clients. C'est la structure en réseau qui est la plus adéquate pour la représentation de ce type de chaîne.

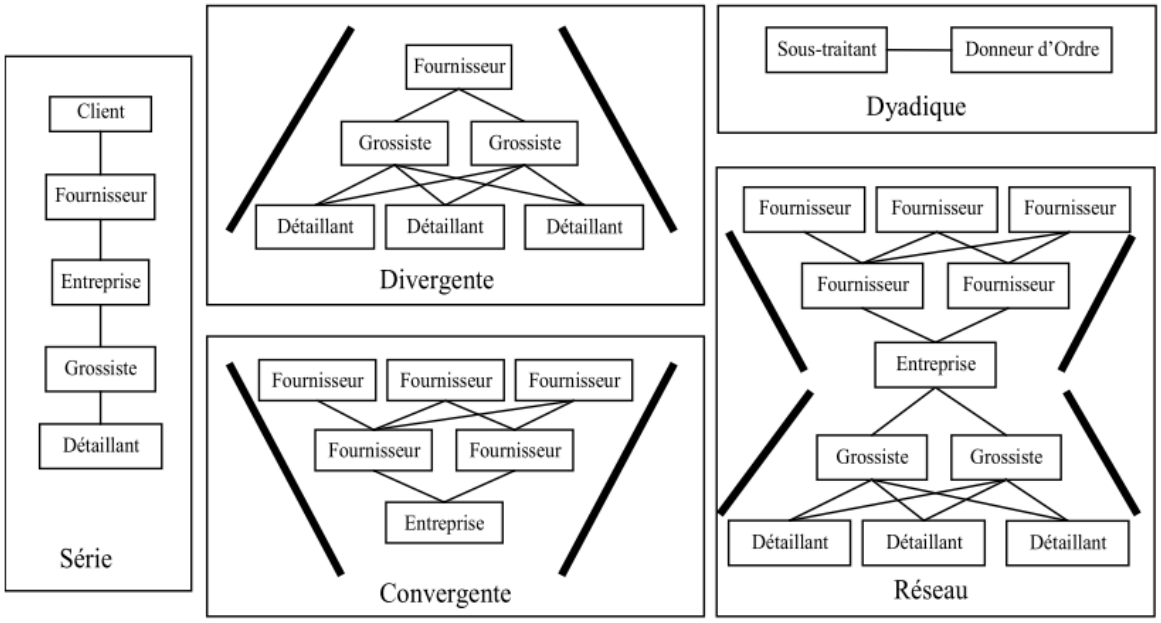


Figure 1.2 : Différentes structures typiques de la chaîne logiques [Mahmoudi, 2006]

2.3. Catégories de chaînes logistiques

Au-delà de l'aspect structurel présenté dans le paragraphe précédent, les chaînes logistiques peuvent être classifiées en fonction des objectifs liés à l'établissement des réseaux de partenariats. Dans ce cadre, nous distinguons trois catégories de liens entre entreprises-partenaires :

- ***L'entreprise étendue*** : correspond à un ensemble d'entreprises économiquement et juridiquement indépendantes associées dans le cadre d'une relation de partenariat durable et partageant le même système de gestion d'une façon plus ou moins complète [Galasso, 2007].

- ***L'entreprise virtuelle*** : contrairement à l'entreprise étendue, cette forme d'organisation désigne un réseau temporaire d'entreprises économiquement et juridiquement indépendantes et géographiquement distribuées collaborant dans le but d'atteindre un objectif bien spécifique. La durée de vie de cette collaboration est limitée à celle de l'objectif visé. L'intérêt d'une telle organisation est le cumul du savoir-faire spécifique des entreprises pour gérer la totalité du cycle de vie du projet [Nayak et al., 2001].

- ***L'entreprise multi-sites*** : elle désigne une entreprise dont la production est effectuée sur plusieurs sites géographiquement dispersés mais appartenant à la même structure juridique [Galasso, 2007] (cf. Figure 1.3). Dans le domaine industriel actuel, cette catégorie est largement exploitée dans la plupart des domaines tels que l'industrie aérospatiale (Boeing, Airbus, etc.), l'industrie automobile (Renault, PSA, etc.) et l'industrie électronique (Schneider, Siemens, etc.). En général, dans ce type d'entreprise, la charge globale de production est répartie par un donneur d'ordre (une entreprise mère) sur l'ensemble de sites. Ces derniers sont autonomes dans la gestion de leurs ressources et dans la planification de leurs activités de production.

  Du fait de son émergence, c'est cette catégorie d'entreprise qui est considérée dans le cadre de ce travail de thèse.

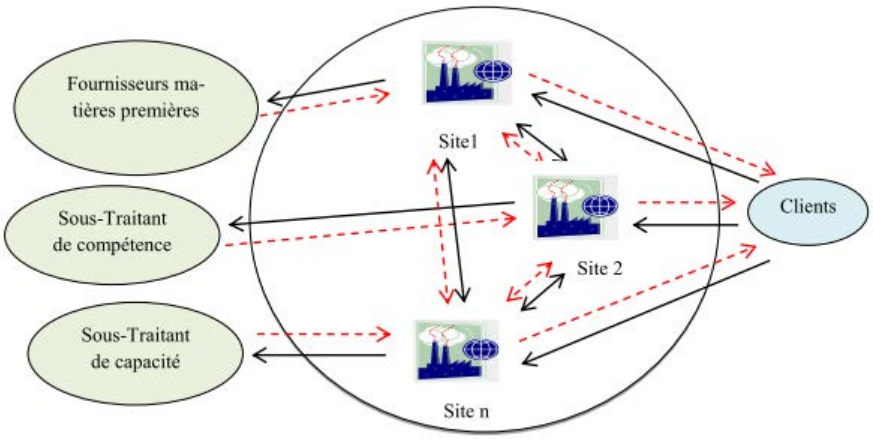


Figure 1.3 : Une entreprise multi-sites [Thierry, 2003]

3. Notion de gestion de la chaîne logistique (Supply Chain Management - SCM)

Dans cette section, un certain nombre de définitions sur la gestion de la chaîne logistique sont répertoriées afin d'offrir une vision globale des éléments clés de ce concept. La description de l'architecture décisionnelle caractérisant la démarche de SCM fera l'objet de la deuxième partie de cette section. La dernière partie sera consacrée à la présentation d'un aspect important du SCM : l'amélioration de la performance globale de la chaîne logistique.

3.1. Définitions de la gestion de la chaîne logistique

A l'instar de la notion de la chaîne logistique, la notion de gestion de la chaîne logistique, ou *Supply Chain Management* (SCM), introduite en 1982 par Oliver et Webber [1982], a donné lieu à une multitude de définitions dans la littérature scientifique. Nous notons de nouveau l'absence d'unanimité sur sa définition.

Le concept de gestion de la chaîne logistique a été défini par Simchi-Levi et al. [2003] comme « *un ensemble d'approches utilisées pour intégrer efficacement les fournisseurs, les distributeurs et les producteurs, de manière à ce que la marchandise soit produite et distribuée à la bonne quantité, au bon moment et au bon endroit ce, afin d'assurer le niveau de service exigé par le client final au moindre coût* ».

De manière très générale, [Thierry, 2003] définit le SCM comme « *les décisions qui permettent d'optimiser les performances de la chaîne logistique* ».

Selon [Stadtler, 2005], le SCM est « *la tâche impliquant l'intégration des entités organisationnelles le long de la chaîne logistique ainsi que la coordination des flux matériels, informationnels et financiers, de manière à ce que toutes les exigences des clients soient satisfaites et que la compétitivité globale de la chaîne logistique soit améliorée* ».

Stadtler regroupe les principales orientations du SCM dans une « maison du SCM » (cf. Figure 1.4). Le toit de cette maison correspond aux objectifs visés par l'approche SCM qui sont d'une part, l'amélioration de la compétitivité globale de la chaîne logistique et, d'autre part, la satisfaction des clients finaux. Ces deux objectifs principaux reposent sur deux piliers, à savoir l'intégration et

la coordination des partenaires de la chaîne logistique. Chaque pilier repose lui-même sur des composantes principales.

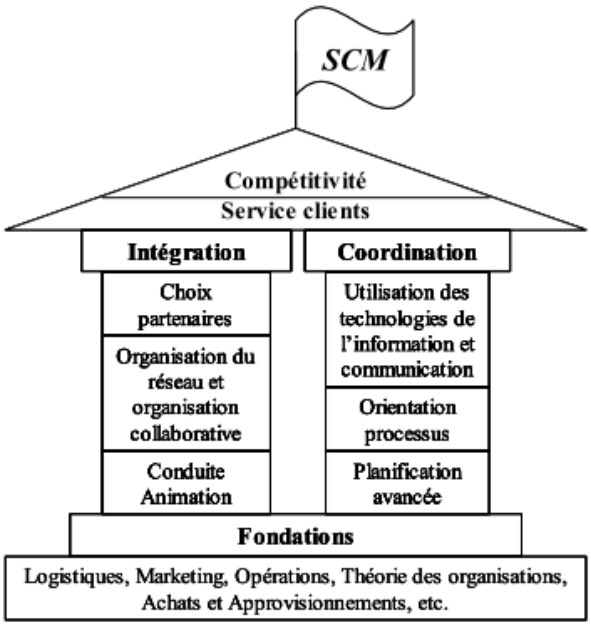


Figure 1.4 : La maison du SCM [Stadtler, 2005]

Le pilier d'intégration des partenaires est fondé sur trois composantes : le choix des partenaires, l'organisation collaborative du réseau formé par les partenaires de la chaîne logistique et la conduite et l'animation en termes de prise de décision au sein de la chaîne logistique.

Le pilier coordination s'intéresse à la gestion des trois flux : physique, informationnel et financier, circulant dans la chaîne logistique en s'appuyant sur les technologies de l'information et de la communication. Le pilier coordination s'intéresse aussi à l'orientation « processus » visant l'amélioration des activités de fabrication et de commercialisation des produits. Une dernière composante de ce pilier est la planification avancée de la chaîne en utilisant, par exemple un *Advanced Planning System* (APS).

Il est intéressant de noter que ces deux piliers d'intégration et de coordination sont basés sur des fondations issues de nombreux domaines industriels tels que la logistique, le marketing, la théorie des organisations, l'approvisionnement, etc.

3.2. Les niveaux décisionnels pour la gestion des chaînes logistiques

Le système de prise de décision requis pour la gestion de la chaîne logistique est basé sur une approche hiérarchisée. Cette dernière propose une classification des décisions en trois niveaux selon l'horizon temporel sur lequel elles s'appliquent, le niveau d'agrégation de la décision ainsi que le niveau de responsabilité. Dans ce sens, nous distinguons le niveau stratégique, le niveau tactique et le niveau opérationnel [Huang et al., 2003 ; Ganeshan et al., 1999 ; Shapiro, 1999].

3.2.1 Le niveau stratégique

Les décisions stratégiques matérialisent la politique à long terme de la chaîne logistique, avec une vision qui dépasse deux années. Ces décisions sont souvent du ressort exclusif de la direction de l'entreprise et portent principalement sur les problèmes liés à la conception et la configuration de la chaîne logistique. Cela implique par exemple, selon [Miller, 2012 ; Galasso, 2007] :

- la localisation des nouveaux sites (entrepôts, usines, etc.),
- la délocalisation de certains sites,
- la sélection de nouveaux partenaires industriels (fournisseurs, sous-traitants, etc.),
- la détermination des capacités des usines et des entrepôts,
- le développement de nouveaux produits,
- le choix du mode de production (production à la commande ou production sur stock),
- etc.

3.2.2 Le niveau tactique

Les décisions tactiques concernent une vision à moyen terme (de 3 à 18 mois) et s'inscrivent dans le cadre défini par les décisions stratégiques. Prises par les cadres de l'entreprise au niveau de l'usine, ces décisions concernent principalement la gestion des ressources de l'entreprise. Parmi celle-ci, nous pouvons mentionner [Miller, 2012 ; Galasso, 2007] :

- l'affectation des capacités de production aux familles de produits par usine,
- l'allocation des sources d'approvisionnement aux centres de distribution, aux usines, et aux détaillants,
- la détermination des besoins en main d'œuvre,

- le choix des transporteurs et les modes du transport,
- etc.

3.2.3 Le niveau opérationnel

Les décisions opérationnelles s'inscrivent dans le cadre des décisions fixées au niveau tactique. Ces décisions ont une portée temporelle plus limitée et sont prises à l'échelle d'un site de production ou d'un atelier. Elles concernent principalement les problématiques d'ordonnancement des activités de fabrication et de transport visant à atteindre les objectifs fixés aux niveaux supérieurs portant sur la gestion de main d'œuvre, la gestion des stocks, le traitement des commandes clients, etc.

Dans notre travail, nous exclurons les décisions stratégiques liées à la configuration de la structure physique de la chaîne logistique, en supposant que cette structure est déjà définie. D'autre part, nous ne nous intéressons pas aux décisions d'ordonnancement qui concernent le niveau opérationnel. Dès lors, notre travail s'inscrit, évidemment, dans le cadre du niveau tactique.

3.3. Amélioration de la performance

L'amélioration de la performance globale de la chaîne logistique est l'un des concepts importants de la SCM. Selon [Berrah, 2013] « *le concept de la performance étant multicritères…, allant au-delà du cadre financier, pour progressivement intégrer les critères techniques de qualité et de délai. Aujourd'hui, d'autres critères viennent compléter ce triptyque, rattachés à l'innovation, au design, à l'équité, à la durabilité… ».*

Pour cela, un certain nombre d'indicateurs de performance sont mis en place par les décideurs de la SCM. Beamon [1998] propose de catégoriser ces indicateurs en deux familles :

- **les mesures de performance *quantitatives*** : ces mesures peuvent être évaluées numériquement, comme par exemple les critères corrélés au coût et au profit, le temps de réponse des clients, les retards de livraison, etc.
- **les mesures de performance *qualitatives*** : il s'agit de mesures qui ne peuvent pas "naturellement" être évaluées numériquement, comme par exemple, le degré de satisfaction du client, l'intégration du flux informationnel et physique, la performance du fournisseur, etc.

En outre, le modèle SCOR *(Supply Chain Operations Reference model)* [SCOR 11.0, 2011], développé pour la première fois en 1997 par le *Supply Chain Council*, met en avant un certain nombre d'indicateurs de performance qui se déclinent suivant cinq attributs, à savoir la fiabilité, la réactivité, l'agilité, le coût, l'efficacité de la gestion des actifs (cf. Tableau 1.1).

Attribut	**Définition**
Fiabilité	Capacité d'exécuter les tâches comme prévu. La fiabilité met l'accent sur la prévisibilité du résultat d'un processus. Des mesures typiques de l'attribut de fiabilité incluent : le respect des délais, des quantités et de la qualité.
Réactivité	Vitesse à laquelle les tâches sont exécutées. Vitesse à laquelle une chaîne logistique fournit des produits au client, traduite par exemple par les mesures des temps de cycles.
Agilité	Capacité à répondre aux influences extérieures ; capacité à répondre aux changements du marché pour gagner ou maintenir un avantage concurrentiel. Cette catégorie inclut la flexibilité et l'adaptabilité.
Coût	Coût d'exploitation des processus (cf. section 4) de la chaîne logistique. Cela comprend les coûts de main-d'œuvre, les coûts des matières et composants, les frais de gestion et de transport.
Efficacité de la gestion d'actifs	Capacité d'utiliser efficacement ses actifs. Les mesures de performance dans ce contexte incluent entre autres l'utilisation de la capacité.

Tableau 1.1 : Les attributs de performance [SCOR 11.0, 2011]

4. Les processus de la chaîne logistique

Nous trouvons dans la littérature certaines références qui cherchent à caractériser les chaînes logistiques par les processus principaux qui cadrent leur fonctionnement.

Dans cette optique, les diverses activités de la chaîne logistique ont été agrégées par [Stadtler et Kilger, 2005] en quatre processus génériques, à savoir l'approvisionnement, la production, la distribution et la vente.

Cependant SCOR propose un modèle à six processus génériques (cf. Figure 1.5) : *Plan, Source, Make, Deliver, Return* et *Enable.* Dans cette section, nous nous focalisons sur la description de ces processus et nous évaluerons l'importance de leurs interactions.

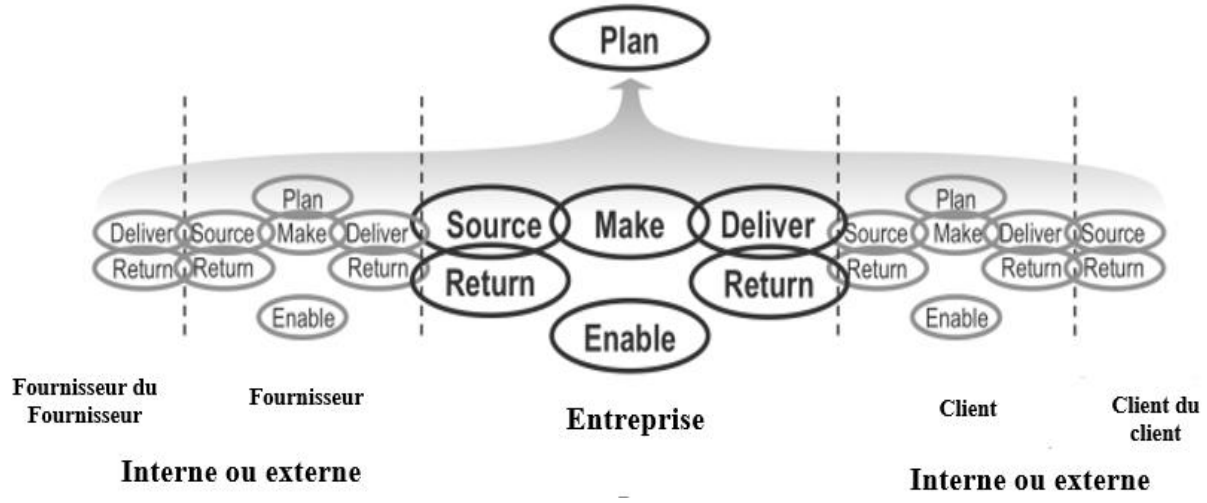


Figure 1.5 : Les processus du modèle SCOR [SCOR 11.0, 2011].

4.1. Liste des processus de la chaîne logistique

4.1.1 Le processus Plan

Le processus *Plan* (planification) vise à décrire les activités associées à l'élaboration des plans d'actions de la chaîne logistique. Ceci inclut la détermination des besoins, l'équilibrage de la demande et des ressources (équilibrage charge/capacité), la planification d'approvisionnement, la planification de livraison, la planification de production, la planification des retours, etc. [SCOR 11.0, 2011]

D'après [Mercé, 1987], ce processus vise à « *déterminer un programme prévisionnel pour réaliser des objectifs bien déterminés* ». L'enjeu dans le domaine manufacturier est de « *trouver un équilibre entre le taux de satisfaction client et les différents coûts engendrés par la fabrication effective de la demande (production, stockage etc.)* » [Lemoine, 2008].

4.1.2 Le processus Source

Le processus *Source* (approvisionnement) concerne l'ensemble des méthodes permettant d'approvisionner des biens et des services qui sont nécessaires pour répondre aux demandes. Ceci inclut l'émission du bon de commande, l'ordonnancement des livraisons, la réception, la validation, le stockage des marchandises, l'acceptation de la facture du fournisseur, etc. [SCOR 11.0, 2011].
Selon [François, 2007], ce processus est basé, pour une entreprise, sur deux grands axes : le premier concerne la sélection des fournisseurs partenaires de l'entreprise. Cette sélection peut être fondée sur une multitude de critères comme le prix, la qualité, le délai de livraison, la capacité de production, la capacité à répondre à une demande très variable, le service après-vente, etc. Quant au second axe, il s'intéresse à la passation des commandes aux fournisseurs sélectionnés afin de satisfaire le besoin de l'entreprise.

4.1.3 Le processus Make

Le processus *Make* (production) permet de décrire les activités associées à la conversion de matières (telles que l'assemblage, la maintenance, la réparation, la révision, le recyclage, les processus chimiques, etc.) ou la création du contenu des services. Ceci comprend certains processus opérationnels à savoir : l'ordonnancement des activités de production, la fabrication et le test des produits, l'emballage, le traitement des déchets, etc.
Le processus *Make* est également caractérisé en fonction de la politique de production considérée en : *make-to-stock, make-to-order* et *engineer-to-order* [SCOR 11.0, 2011].
Pour la politique de production pour le stock ou *make-to-stock*, les opérations de production peuvent être déclenchées avant la réception effective de la demande client, en particulier lorsque le niveau de stock des produits tombe au-dessous d'un certain seuil. Cela nécessite un calcul efficace de la demande prévisionnelle.
En outre, dans le cadre d'une production à la commande ou *make-to-order,* les opérations de production et d'approvisionnement ne commencent que quand une commande ferme est reçue d'un client. Cette politique est généralement utilisée dans des entreprises proposant des produits spécifiques, caractérisés par leur faible standardisation ou encore lorsque la demande du client est très aléatoire.

Enfin, pour les systèmes de production basés sur une conception à la commande ou *engineer-to-order*, la conception des produits est déclenchée à la réception d'une commande ferme. Cette politique de production est généralement utilisée pour des produits unitaires.

4.1.4 Le processus Deliver

Le processus *Deliver* relève du transfert des biens et des services afin de satisfaire la demande des clients en incluant la réception, la validation et la saisie des commandes clients, l'ordonnancement de la livraison des commandes, la facturation, etc. [SCOR 11.0, 2011].

4.1.5 Le processus Return

Le processus *Return* (gestion des retours), dont l'intégration dans le modèle SCOR est relativement récente (à partir de la version 5), permet de décrire les activités associées aux flux inverses des marchandises (matières premières et produit finis). Ceci inclut l'identification du besoin de retour, l'envoi et la réception des marchandises retournées, etc. [SCOR 11.0, 2011].

4.1.6 Le processus Enable

Ce processus a été inclus dans la version 11 du modèle SCOR. Il inclut la gestion des règles métier, la gestion de la performance, la gestion des données, la gestion des ressources, la gestion des installations, la gestion des contrats, la gestion du réseau de la chaîne logistique, la gestion de la conformité réglementaire et la gestion des risques [SCOR 11.0, 2011].

4.2. Interaction entre les processus de la chaîne logistique

Dans le cadre de notre travail de thèse, nous nous intéressons à la problématique de planification tactique touchant en particulier les processus *Plan*, *Make*, *Source*, *Deliver* et *Enable* dans le cadre d'une organisation de production à la commande. Bien que la gestion des retours soit un axe de recherche prometteur, nous l'exclurons volontairement dans le reste de notre travail.

L'interaction entre les différents processus est fondamentale pour la cohérence des décisions prises au sein de l'entreprise et par extension, pour la réussite de la démarche du SCM.

Ainsi, les processus *Make*, *Source*, *Deliver* et *Return* sont notamment coordonnés par les processus P*lan* et *Enable*.

Par ailleurs, le processus *Deliver* transmet périodiquement les demandes prévisionnelles, d'une part au processus *Make* pour que celui-ci planifie ses opérations de fabrication, et d'autre part au processus *Source* pour qu'il puisse fournir les matières premières et/ou les composants nécessaires.

D'autre part, les processus *Make* et *Deliver* communiquent régulièrement au processus *Source* les niveaux des stocks dans les divers magasins afin que ceux-ci assurent la régulation des stocks.

[Goyal et Deshmukh, 1992] met en avant l'importance de la coordination entre le processus production (*Make*) et le processus approvisionnement (*Source*). En effet, étant donné que les matières premières sont utilisées pour la fabrication des produits finis, la détermination des quantités à approvisionner dépend de la taille de lot économique des produits finis et de leur ordonnancement. Ainsi, le traitement séparé des processus production et approvisionnement peut engendrer une sous-optimisation de la chaîne logistique.

Dans le paragraphe suivant, nous nous focalisons sur les caractéristiques du processus de planification.

5. La planification

5.1. Niveaux de planification

A l'instar des niveaux décisionnels qui s'inscrivent dans le cadre de la gestion des chaînes logistiques, la planification se décline en trois niveaux hiérarchiques [Genin, 2003], à savoir le niveau stratégique, tactique et opérationnel, comme l'illustre la Figure 1.6.



Figure 1.6 : Les trois niveaux hiérarchiques de la planification [Genin, 2003]

5.2. Planification et processus de SCM

Au-delà du croisement horizontal de la problématique de planification présenté dans le paragraphe précédent, un croisement vertical a été proposé par Stadtler et Kilger [2005] conformément aux quatre processus-clés de la chaîne logistique définis par les mêmes auteurs, à savoir l'approvisionnement, la production, la distribution et la vente. Les auteurs ont illustré leur classification sous la forme de matrice dans laquelle les processus clés sont présentés en fonction des niveaux décisionnels (cf. Figure 1.7).

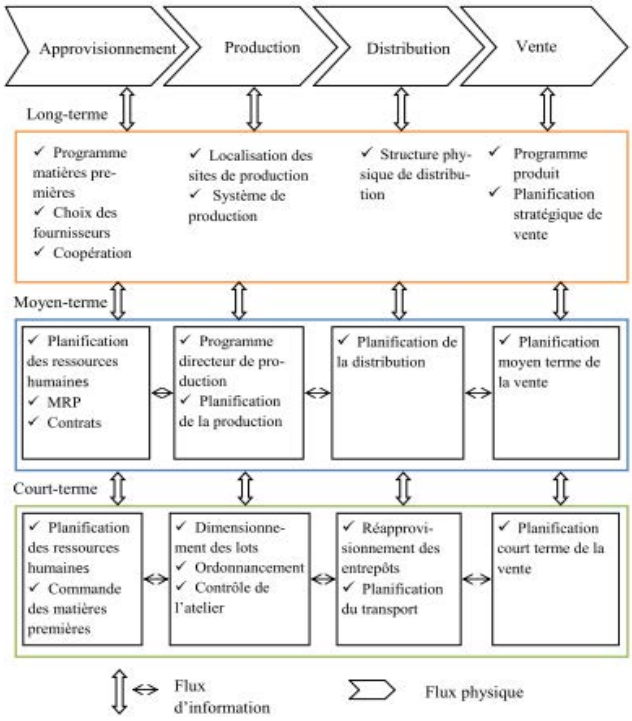


Figure 1.7 : Matrice de planification de la chaîne logistique [Stadtler et Kilger, 2005]

5.3. Techniques de planification

Deux grandes familles de techniques de planification peuvent être distinguées dans la littérature. La première concerne la production à flux poussé, dans laquelle les opérations de production peuvent être déclenchées par la planification basée sur les prévisions. Les méthodes de planification MRP (*Material Requirement Planning*) et MRP II (*Manufacturing Resource Planning*) implémentent ce principe de flux poussé.

La deuxième famille, basée sur le principe du flux tiré, fonctionne à l'opposé du flux poussé. Dans ce contexte, les opérations de production et d'approvisionnement sont déclenchées par la consommation du stock en aval. Ces techniques sont généralement utilisées dans des entreprises proposant des produits personnalisés, dont la personnalisation est obtenue par combinaison d'éléments de composants standard (produit de masse ou *mass customization*) comme dans l'industrie automobile. L'approche de planification Juste-à-temps (JAT) et la méthode Kanban concrétisent le principe de planification à flux tiré.

Dans la section suivante, nous nous focalisons sur la problématique de planification en présence d'incertitude et de risque.

6. Problématique de la planification sous incertitude et risque dans les chaînes logistiques

Après avoir abordé globalement dans la section précédente la problématique de planification, nous nous focalisons dans cette section sur les concepts émergeants de risque et d'incertitude dans le cadre des chaînes logistiques.

Nous rappelons dans un premier temps les définitions de ces deux concepts pour présenter par la suite la démarche de gestion des risques dans les chaînes logistiques connue sous l'appellation *Supply Chain Risk Management* (SCRM). Enfin, nous détaillons les principales sources d'incertitude issues de la littérature scientifique qui peuvent affecter le processus de planification au sein des chaînes logistiques.

6.1. Enjeux de l'incertitude et du risque

Le concept de risque a donné lieu à un ensemble de définitions dont la majorité fait ressortir le rapport entre cette notion et la probabilité. Par exemple, dans sa thèse de doctorat, Guillaume [2011] rapporte la définition du guide 73 de l'ISO/IEC, fréquemment utilisée, qui présente le risque comme « *la combinaison de la probabilité d'un événement et de ses conséquences* ».

Dans le même contexte, Gourc [2006] a proposé un schéma descriptif pour la notion du risque en projet (cf. Figure 1.8) en le considérant comme « *la possibilité d'apparition d'un événement*

provoquant des perturbations et qui a un impact positif ou négatif sur le déroulement de l'activité du projet ».

En théorie de la décision, la *décision sous risque* désigne la prise de décision dans le cas où des mesures de probabilités peuvent être affectées à l'occurrence des événements. Dans le cas contraire, il s'agit d'une *décision sous incertitude* [Lang, 2003 ; Jeantet, 2010].

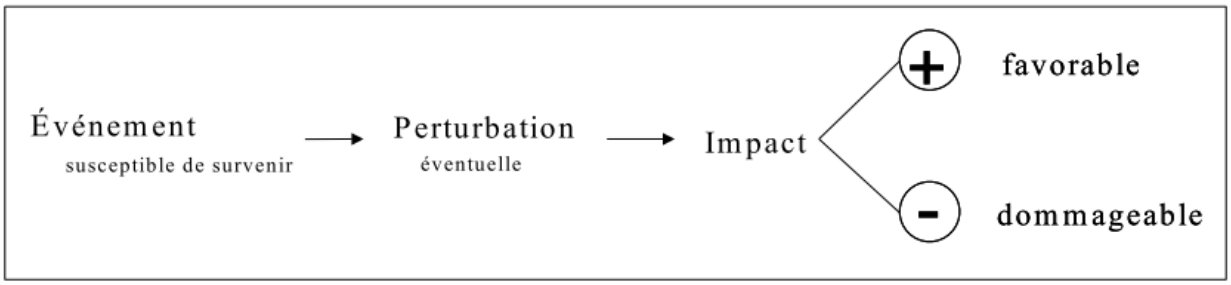


Figure 1.8 : Le modèle général du risque proposée par [Gourc,2006]

Néanmoins, cette distinction précise n'est pas toujours appliquée dans le domaine des chaînes logistiques dans lequel règne une certaine confusion entre les deux concepts risque et incertitude.

Dans ce contexte, [Tang et Musa, 2011] affirme qu' « *il n'est pas évident de faire la distinction entre le concept de risque lui d'incertitude, en particulier dans le cadre des chaînes logistiques* ». Selon cette vision, les auteurs déclarent que « *le risque est parfois interprété comme des ressources peu fiables et incertaines créant une interruption de la chaîne logistique, tandis que l'incertitude peut signifier un risque de non correspondance entre la demande et l'approvisionnement dans le processus de la chaîne logistique ».*

Dans le contexte des chaînes logistiques, la gestion des incertitudes et la gestion des risques sont souvent unifiées dans le concept de *Supply Chain Risk Management* (SCRM) [Guillaume, 2011]. Ce concept sera détaillé dans le paragraphe suivant.

Dans le cadre de cette thèse, nous traitons la problématique de planification dans le cas où l'on ne dispose pas de mesures de probabilités pour la modélisation des incertitudes. Ainsi, nous nous plaçons dans un problème de prise de décision sous incertitude.

6.2. Gestion de risque

La démarche de gestion des risques dans les chaînes logistique, ou *Supply Chain Risk Management* (SCRM), est un sujet d'une importance croissante, que ce soit dans le monde industriel ou académique.

Selon le point de vue d'Artebrant et al. [2004], le SCRM est *« l'identification et la gestion des risques issus de l'intérieur ou de l'extérieur de la chaîne logistique, par une approche coordonnée entre les membres de la chaîne, visant à réduire la vulnérabilité de la chaîne logistique dans son ensemble ».*

Une autre vision reprend la confusion entre les notions de risque et d'incertitude dans le contexte des chaînes logistiques en les homogénéisant dans le concept de *SCRM,* à l'instar de Linroth et Norrman [2001] et Norrman et Jansson [2004] qui indiquent que « *la gestion des risques dans les chaînes logistiques consiste à collaborer avec les partenaires en appliquant des outils, pour faire face aux incertitudes et aux risques causés par, ou ayant des répercussions sur, les activités et les ressources liées à la logistiques* ».

Selon la norme ISO *(International Organization for Standardization)*, la démarche de management des risques dans les chaînes logistiques est composée de cinq processus, à savoir : l'établissement du contexte, l'identification des risques, l'analyse des risques, l'évaluation des risques et le traitement des risques [ISO, 2009].

6.3. Les sources d'incertitude dans la planification des chaînes logistiques

Les sources d'incertitudes prises en compte dans le processus de planification peuvent, selon [Peidro et al., 2009], être classées en trois grandes catégories :

- **la demande** : considérée comme la source d'incertitude la plus importante [Davis, 1993] en cas de mauvaise prévision de la demande ou d'une demande volatile.
- **le système de production** : l'incertitude à ce niveau est fortement liée à la non fiabilité du processus de production. Ceci peut entraîner, par exemple, une panne sur une ou plusieurs machines.

- **l'approvisionnement** : cette source d'incertitude est causée par la variabilité du service assuré par les fournisseurs. Cette variabilité est due, par exemple, à des retards de livraisons ou à des défauts de fabrication.

Bien entendu, ces trois catégories d'incertitude peuvent être considérées simultanément. Néanmoins, la revue de la littérature de Peidro et al. [2009] a montré que seulement 9,71% des articles analysés considèrent les trois sources d'incertitudes, 29,13% traitent deux sources, et 60% une seule source d'incertitude.

En se focalisant sur la problématique de la planification tactique, les revues de la littérature de Peidro et al. [2009] et Dolgui et Prodhon [2007] ont été analysées dans [Guillaume, 2011]. Cette analyse détaillée a permis de montrer que la source d'incertitude la plus abordée au niveau de la planification tactique est la demande. En effet, 41 articles sur 47 dans [Peidro et al., 2009] et 17/25 dans (Dolgui et Prodhon, 2007) ont considéré l'incertitude de la demande dans le cadre de la problématique de planification tactique. L'incertitude des systèmes de production est moins fréquente (10/47 dans [Peidro et al., 2009] et 12/25 dans [Dolgui et Prodhon, 2007]) et l'incertitude due aux approvisionnements est encore moins développée (6/47 dans [Peidro et al., 2009]).

Motivés par l'analyse proposée par Peidro et al. [2009], nous nous focalisons dans notre travail sur la problématique de planification tactique en considérant les différentes sources d'incertitude, à savoir la demande, le processus de production et l'approvisionnement.

7. Conclusion

Au cours de ce chapitre, nous avons présenté le contexte global de notre travail. Ainsi, nous avons situé notre problématique de recherche au sein du domaine vaste des chaînes logistiques : il s'agit d'un problème de planification tactique des opérations de production et d'approvisionnement au sein d'une entreprise multi-sites confrontée à diverses sources d'incertitude. Selon la vision du modèle SCOR [SCOR 11.0, 2011], cette problématique touche directement quatre processus clés de la chaîne logistique à savoir *Plan*, *Source*, *Make* et *Deliver*.

Par ailleurs, cette planification est conçue, non seulement pour satisfaire la demande des clients, mais aussi pour atteindre un niveau satisfaisant de performance globale et de résistance aux risques. Ainsi, nous nous intéressons également au processus *Enable* pour faire face à ces enjeux.

En outre, nous nous limitons dans cette étude aux systèmes pratiquant une production à la commande. Cette dernière politique est plus critique que la production sur stock étant donné que cette dernière ne requiert pas le même niveau de coopération exigé par la politique *make-to-order* entre les acteurs de la chaîne logistique.

Dans le chapitre suivant, nous proposons une analyse de la littérature scientifique relative à notre problématique de recherche.

Chapitre 2 : Etat de l'art et positionnement du travail de recherche

1. Introduction 27
2. Problématiques et démarche 27
3. Etude de la problématique de planification tactique sous incertitude dans les chaînes logistiques 28
   3.1. Utilisation de la programmation stochastique 29
   3.2. Utilisation de la logique floue et de la théorie des possibilités 31
4. Etude de la problématique de sélection de fournisseurs avec affectation des ordres d'achat 37
5. Synthèse et évaluation 40
   5.1. Limites des travaux traitant la problématique de planification tactique sous incertitude 41
   5.2. Limites des travaux traitant la problématique de sélection de fournisseurs avec affectation des ordres d'achat 42
6. Objectifs de la thèse 42
7. Conclusion 45

1. Introduction

Ce deuxième chapitre vise à présenter notre problématique de recherche et à analyser la revue de la littérature qui lui est relative.

Pour cela, nous abordons dans la troisième section la problématique de planification sous incertitude dans les chaînes logistiques. Dans ce sens, nous présentons dans un premier temps quelques travaux basés sur la programmation stochastique. Dans un second temps, nous proposons un état de l'art plus approfondi sur les approches de planification sous incertitude basées sur la logique floue et la théorie des possibilités. La quatrième section est consacrée à l'analyse de la littérature relative à la problématique de sélection des fournisseurs avec affectation des ordres d'achat, en insistant sur les critères employés lors de la phase de prise de décision. La cinquième section est dédiée principalement à synthétiser notre revue de la littérature et à en souligner les limites, qui ont incité notre travail de recherche. La dernière section vise la description de l'objectif de notre travail de recherche et son positionnement dans le domaine étendu du SCM.

2. Problématiques et démarche

Rappelons que notre travail de recherche concerne la planification tactique des opérations d'approvisionnement et de production au sein d'une entreprise multi-sites confrontée à diverses sources d'incertitude et de risque. Dans ce sens, l'accent est mis, d'une part, sur le processus de planification de production et d'autre part, sur l'approvisionnement. La planification est inéluctablement le processus le plus imposant et le plus critique dans la gestion de la chaîne logistique. Cependant, la gestion d'approvisionnement n'est pas à son tour une tâche simple. En effet, cette dernière fait souvent appel à la sélection des fournisseurs. La part du poids des achats se situe fréquemment entre 40% et 80% du coût total du produit final [Aguezzzoul et Ladet, 2006]. Ce choix est donc crucial sur la performance globale de toute entreprise.

Ainsi, il est nécessaire d'effectuer l'étude de deux volets :

- La problématique de planification sous incertitude
- La problématique de sélection de fournisseurs

Dans ce qui suit, nous présentons une analyse large de la littérature traitant chacune des deux problématiques susmentionnées. Dans ce sens, nous essayons de dégager les méthodes adoptées, de les comparer et de les évaluer.

3. Etude de la problématique de planification tactique sous incertitude dans les chaînes logistiques

La planification des chaînes logistiques sous incertitude est un axe de recherche très vaste qui a fait l'objet de nombreux travaux. Une partie de cette littérature (103 références) a été analysée par [Peidro et al., 2009], en particulier celle datant de la période entre 1988 et 2007. Ces références bibliographiques ont été analysées selon une nouvelle taxonomie de trois dimensions :

- **La source de l'incertitude** : trois sources d'incertitude ont été identifiées, à savoir la demande, le processus de production et l'approvisionnement (cf. chapitre 1, §6.3).
- **Le type du problème** : il concerne le niveau décisionnel considéré dans la planification. Cette dimension met en évidence trois types de problèmes : les problèmes stratégiques, tactiques et opérationnels (cf. chapitre 1, §3.2).
- **L'approche de modélisation** : en ce qui concerne cette dimension, les auteurs distinguent principalement quatre types de modèles :
  - **(i)** **Les modèles analytiques** : qui se basent sur la programmation stochastique, l'optimisation robuste, la programmation linéaire et paramétrique ou la théorie des jeux.
  - **(ii)** **Les modèles basés sur l'intelligence artificielle** : ces modèles font appel à la programmation linéaire floue, ou « Fuzzy Goal Programming », à la programmation multi-objectifs floue, aux systèmes multi-agents, à l'apprentissage par renforcement, à la programmation évolutive ou aux algorithmes génétiques.
  - **(iii)** **Les modèles de simulation** : ces modèles sont basés sur la simulation à événements discrets et sur la dynamique des systèmes.

(iv) **Les modèles hybrides** : qui combinent par exemple la programmation linéaire et la simulation, les algorithmes génétiques et la simulation, la programmation stochastique et dynamique, la commande prédictive, la programmation linéaire mixte et la simulation à événements discrets, la programmation linéaire mixte et la dynamique des systèmes.

Cet état de l'art [Peidro et al., 2009] a permis de montrer que les modèles analytiques sont les plus utilisés pour modéliser les problématiques de planification tactique sous incertitude au sein des chaînes logistiques, en particulier ceux basées sur la programmation stochastique.

Ce type d'approche nécessite pour sa mise en œuvre la définition des distributions de probabilités qui sont généralement déterminées à partir des historiques. Cependant, si les données statistiques ne sont pas fiables ou ne sont pas disponibles, la programmation stochastique peut ne pas être le meilleur choix [Peidro et al., 2009]. Dans ce cas, certains auteurs ont eu recours ces dernières années aux modèles basés sur l'intelligence artificielle, en particulier ceux utilisant la logique floue et la théorie des possibilités, afin d'éviter la difficulté de définition des distributions de probabilités.

Nous présentons dans la suite une revue de la littérature concernant la modélisation des incertitudes en utilisant la programmation stochastique et la théorie des ensembles flous dans des travaux de recherche se rapportant à la problématique de planification tactique au sein des chaînes logistiques.

3.1. Utilisation de la programmation stochastique

Parmi les approches de planification sous incertitude basées sur la programmation stochastique, nous pouvons citer celle de Pyke et Cohen, qui ont proposé dans [Pyke et Cohen, 1993] un modèle de planification intégrant les activités de production et de distribution dans le cadre d'un système composé d'un site de production, d'un entrepôt de produits finis et d'un détaillant, en présence d'une demande stochastique. Ce modèle a été étendu à un système de fabrication multi-produits dans [Pyke et Cohen, 1994]. Les approches de planification proposées par Pyke et Cohen intègrent des contraintes sur le taux de service et visent à minimiser le coût total. Ces approches sont basées sur des sous modèles stochastiques pour déterminer les valeurs des variables aléatoires.

De même, Gupta et Maranas ont proposé dans [Gupta et Maranas, 2003] une approche de programmation stochastique en deux étapes pour résoudre la problématique de planification

tactique dans le cadre d'une chaîne logistique multi-sites. Dans cette approche, les décisions de production sont modélisées comme des décisions « *here-and-now* » ; elles sont donc prises avant la réalisation effective de la demande. De leur côté, les décisions de distribution, telles que celles corrélées à la satisfaction de la demande client et à la gestion des stocks, ont été retardées jusqu'à la réalisation de la demande, en adoptant la stratégie « *wait-and-see* ». L'objectif de ce modèle de planification multi-objectifs et multi-produits est de satisfaire la demande client tout en minimisant le coût total. De plus, le modèle proposé permet une meilleure coordination entre les décisions prises aux niveaux tactique et opérationnel. Néanmoins, aucune approche de résolution optimale de ce modèle n'a été proposée.

Dans le même contexte, Sodhi et Tang ont développé dans [Sodhi et Tang, 2009] un modèle de planification tactique basé sur un programme linéaire stochastique considérant les risques qui peuvent être engendrés par une demande incertaine, tels que la non satisfaction de la demande client et l'excédent de stock, ainsi que les risques qui peuvent être engendrés par l'incertitude sur les flux de trésorerie. L'objectif de leur modèle stochastique est la maximisation des flux de trésoreries/la minimisation des pénalités. Le modèle proposé intègre un nombre important de contraintes et de variables de décision (plus que 100 millions de contraintes et 100 millions de variables de décision) pour un problème de planification mono-produit et un horizon de planification de 26 périodes. Dans ce sens, les auteurs ont souligné la complexité de résolution de leur modèle en se basant sur des méthodes de résolution directes. Ils ont donc considéré d'autres techniques de résolution à savoir la décomposition, l'agrégation et l'échantillonnage des scénarios (*Sampling scenarios*). Néanmoins, ces techniques ne permettent pas de déterminer une solution exacte au problème de planification considéré. En outre, ce travail de recherche n'inclut qu'une seule source d'incertitude : la demande. Cette incertitude est modélisée par une génération des différents scénarios sous la forme d'un arbre d'événement binaire (binary event tree). Par conséquent, la considération de multiple sources d'incertitude va engendrer un grand nombre de scénarios ce qui est très difficile à gérer.

Plus récemment, dans le cadre des chaînes logistiques durables et en présence d'une demande incertaine, [Sazvar et al., 2014] a proposé un modèle de programmation stochastique bi-objectifs pour résoudre la problématique de planification des activités de transport et la définition d'une politique de réapprovisionnement dans une chaîne logistique centralisée produisant des produits

périssables. Ce modèle vise à trouver un compromis entre la minimisation des coûts résultants et les critères environnementaux. Dans ce contexte, les auteurs focalisent leurs travaux sur les produits détériorés tels que les substances radioactives en soulignant le risque corrélé à cette famille de produits à l'instar des accidents entrainant la perte des propriétés bénéfiques des produits ainsi que les effets environnementaux non compensés. Cependant, aucune approche de minimisation de ce risque n'a été proposée.

Bien que le recours à la programmation stochastique soit une des techniques les plus répandues de la modélisation des incertitudes, la définition des densités des probabilités reste une tâche très complexe et ardue.

3.2. Utilisation de la logique floue et de la théorie des possibilités

Un deuxième type d'approche exploité pour modéliser les incertitudes affectant la planification au sein des chaînes logistiques est le recours à la logique floue et à la théorie des possibilités. Un des intérêts de ce type d'approche par rapport aux approches probabilistes est son aptitude à modéliser l'incertitude sur la base de l'expertise humaine, dans le cas d'une insuffisance des données historiques pour déterminer les densités des probabilités. Ce formalisme offre la possibilité de représenter non seulement des informations de nature quantitative mais aussi celles de nature qualitative, telle que les préférences des décideurs et plus généralement les données subjectives entachées d'ambiguïté.

Dans ce cadre, les approches de planification sous incertitude peuvent être catégorisées en fonction de la manière avec laquelle l'incertitude a été traitée. Ainsi, nous distinguons les approches qui défuzzifient (cf. chapitre 3, §2.3) les valeurs incertaines avant l'optimisation (en leur attribuant une valeur précise via des fonctions dites de classement) de celles qui propagent l'incertitude jusqu'à la fin du traitement de l'information.

3.2.1 Approches de planification avec propagation de l'incertitude

Dans le cadre des approches de planification qui propagent l'incertitude, nous pouvons noter la présence de deux types de propagation :

- une première partie de la littérature propage les valeurs floues tout au long du processus de traitement et utilise des fonctions de classement pour interpréter le résultat et choisir une solution finale.
- Une autre partie de la littérature propage les incertitudes dans une approche d'aide à la décision.

Dans le contexte du premier type de propagation, nous pouvons citer la méthode proposée par [Kao et Hsu, 2002] pour résoudre le problème du calcul de la quantité économique (« *Economic order quantity* ») en présence d'une demande floue. Dans cette approche, l'incertitude a été propagée dans les coûts et les quantités à commander. La propagation de l'incertitude a permis de montrer l'interaction entre certaines variables, à savoir les quantités à commander et les quantités en stock/en rupture qui en résultent. Ensuite, une fonction de classement sur le coût a été employée pour déterminer la solution optimale (i.e. la quantité à commander qui minimise le coût total). Cependant, dans le cadre de cette étude, une seule période est considérée.

De même, [Pai, 2003] a étendu l'approche proposée par [Florian et Klein, 1971] pour la résolution du problème de calcul de tailles des lots (« *Capacity lot sizing* ») en considérant des capacités de production floues. L'auteur propage l'incertitude en calculant les tailles des lots floues ainsi que leurs coûts respectifs. Puis, il utilise une fonction de classement sur le coût total flou pour choisir la solution optimale. Une fois cette dernière choisie, les tailles des lots sont défuzzifiées. Toutefois, malgré son importance, l'incertitude sur la demande n'a pas été prise en compte dans le cadre de ce travail de recherche.

Dans sa thèse de doctorat [Guillaume, 2011], Guillaume a signalé la difficulté d'interprétation des résultats en utilisant des fonctions de classement. L'auteur a illustré cet état de fait par un exemple dans lequel la défuzzification des distributions des possibilités est effectuée en calculant leur centre de gravité. Dans ce cas, une distribution est estimée supérieure à une autre si l'abscisse de son centre de gravité est supérieure à celui de l'autre. Un exemple de fonction de classement est illustré par la Figure 2.1. Le centre de gravité de la distribution D1 (rayée) est inférieur à celui de D2 (quadrillée). Par conséquent, la distribution D2 est supérieure à D1. Cependant la figure montre que pour certaines valeurs, D2 est inférieure à D1, ce qui n'a pas été considéré par la fonction de classement. D'où la difficulté d'interpréter ce résultat.

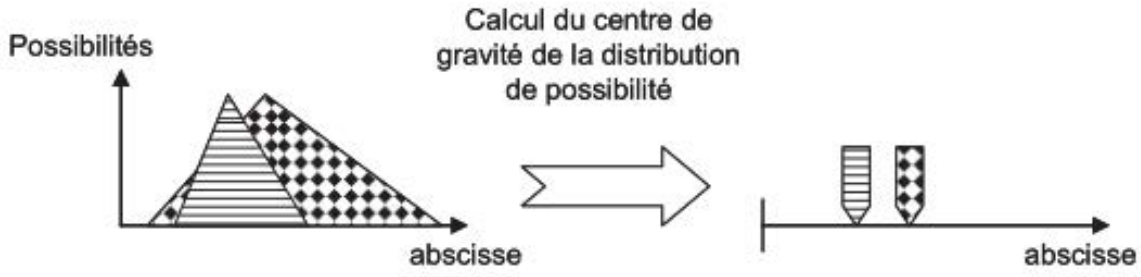


Figure 2.1 : Exemple de fonction de classement appliquée sur le résultat [Guillaume, 2011]

Dans le cadre du deuxième type de propagation, Thierry et Fargier [2000] propagent les incertitudes sur les quantités commandées, représentées par des distributions de possibilités, pour résoudre le problème de calcul d'un programme directeur de production. Contrairement aux méthodes d'optimisation, cette approche d'aide à la décision ne cherche pas à déterminer une solution optimale vis-à-vis d'un critère donné mais plutôt une solution qui satisfait au mieux le décideur.

Grabot et al. [2005] propagent l'incertitude de la demande tout au long du processus de planification MRP pour obtenir un plan de charge flou. Ce plan est ensuite évalué par le décideur en utilisant des critères spécifiques tels que la nécessité et la possibilité (cf. chapitre 3, §2.2). A l'instar de la méthode proposée par [Thierry et Fargier, 2000], cette approche ne permet pas de déterminer une solution optimale.

Dans [Guillaume et al., 2011], les auteurs se focalisent sur le processus de planification des approvisionnements dans le cadre d'une chaîne logistique dyadique impliquant un client et un fournisseur. Dans ce travail de recherche, les incertitudes sur la demande ont été modélisées par des distributions de possibilités et ont été propagées dans un processus de calcul des besoins bruts. L'approche proposée fournit un plan d'approvisionnement flou exprimé en termes de quantités floues par période. Ce résultat n'est pas un simple ensemble flou, mais plutôt un ensemble de situations possibles beaucoup plus informatives que le résultat obtenu en considérant une demande déterministe. Néanmoins ce résultat pourrait être beaucoup plus riche si la modélisation considérait d'autres sources d'incertitudes. D'un point de vue pratique, étant basée sur la génération des scénarios, l'approche proposée est difficile à gérer pour des problèmes de grande taille.

Ce deuxième type d'approche est intéressant car il propage les incertitudes dans le processus de décision, permettant ainsi au décideur de connaître les risques encourus et de choisir les impacts plutôt que de les subir. Cependant, nous partageons le point de vue de Guillaume qui affirme que cette méthode ne garantit pas au décideur de choisir la solution optimale mais plutôt la solution préférée parmi celles évaluées [Guillaume, 2011].

De plus, la propagation de l'incertitude est un processus très compliqué, long et dans lequel l'incertitude croit jusqu'à ce qu'on débouche sur des résultats peu informatifs et des calculs impossibles.

Ainsi, nous nous intéressons dans le cadre de cette thèse au premier type d'approches de planification qui défuzzifient les données avant l'optimisation. Le paragraphe suivant répertorie quelques travaux portant sur cette catégorie d'approche.

3.2.2 Approches de planification avec défuzzification des données avant traitement

Dans cette section, nous allons faire un état de l'art sur les méthodes de planification qui défuzzifient l'incertitude avant l'optimisation. Le volume des travaux développés dans ce cadre de recherche montre l'intérêt croissant qui lui est accordé par la communauté scientifique.

Etant donné que nous nous focalisons dans cette thèse sur la problématique de la planification du processus de production et d'approvisionnement, nous avons jugé intéressant de dresser un état de l'art des approches de planification conçues pour répondre à cette problématique et qui défuzzifient les variables incertaines avant l'optimisation. Une telle visibilité sur l'état de l'art est très utile pour orienter le développement de notre approche de planification dans la suite de notre travail.

Dans ce cadre, citons par exemple les travaux de Chen et Chang [2006] qui s'intéressent au problème de planification multi-produits, multi-périodes et multi-échelons dans le cas d'une chaîne logistique composée de quatre acteurs principaux qui sont les clients, les fournisseurs, les usines et les centres de distributions. Un modèle de programmation linéaire flou visant à minimiser le coût total a été développé pour résoudre cette problématique. Ce modèle intègre le coût unitaire des matières premières fournies par les fournisseurs, le coût unitaire de transport des produits et de la demande clients au moyen de nombres flous. La résolution de ce modèle a été basée sur le concept d'α-coupe (cf. chapitre 3, §2.3.1) et le principe d'extension de Zadeh [Zadeh, 1978 ; Yager, 1986 ;

Zimmermann, 2011] permettant de transformer un programme linéaire flou en un ensemble de programmes linéaires déterministes.

Dans [Torabi et Hassini, 2008], les auteurs ont développé un modèle de programmation linéaire multi-objectifs possibiliste (*« multi-objective possibilistic linear programming »*) pour répondre au problème de planification d'approvisionnement-production-distribution d'une chaîne logistique composée d'un ensemble de fournisseurs, d'un site de production et d'un ensemble de centres de distribution. Le modèle a été conçu pour prendre en compte différentes formes d'incertitude, telles que l'incertitude de la demande, l'incertitude des niveaux de capacité des acteurs de la chaîne logistique et l'incertitude affectant les coûts et les délais temporels. La résolution du modèle proposé est assurée ensuite par une approche en deux étapes. Dans la seconde étape, la fonction objectif floue de minimisation du coût a été remplacée par trois fonctions objectifs déterministes en appliquant l'approche de Lai et Hwang [1992]. De plus, un processus de défuzzification basé sur l'utilisation conjointe de la méthode de la moyenne pondérée (« *weighted average method* ») (cf. chapitre 3, §2.3.2) [Lai et Hwang, 1992 ; Wang et Liang, 2005 ; Liang, 2006] et le « *fuzzy ranking concept* » [Ramik et Rimanek, 1985 ; Lai et Hwang, 1992 ; Wang et Liang, 2005] a été adopté pour convertir les contraintes flexibles et pour obtenir à la fin de cette étape un modèle de programmation linéaire multi-objectifs déterministe. Dans la deuxième étape, une approche basée sur la théorie des ensembles flous a été proposée pour trouver une solution de compromis au programme linéaire multi-objectifs. Les objectifs visés correspondent à la minimisation du coût total de la logistique et à la maximisation de la valeur totale des achats. Ce dernier objectif a été proposé pour considérer l'impact des critères qualitatifs liés aux décisions d'achat, tels que les capacités techniques des fournisseurs, la structure de l'entreprise et les services après-vente. Malgré la nature subjective de ces critères, ils ont été évalués quantitativement.

Ce travail a été étendu par les mêmes auteurs dans [Torabi et Hassini, 2009] en considérant une chaîne logistique plus complexe et en proposant une approche floue orientée "buts" (« *Fuzzy Goal Programming* »). Sa résolution a été effectuée par une méthode basée sur la théorie des ensembles flous permettant de convertir le modèle original flou en un modèle de programmation déterministe pour trouver une solution de compromis efficace. Les objectifs visés correspondent à la minimisation du coût total, à la maximisation de la valeur totale des achats, à la minimisation du nombre d'articles défectueux et à la minimisation des livraisons tardives. Comme dans leur

approche précédemment présentée [Torabi et Hassini, 2008], les critères subjectifs sont évalués quantitativement.

Dans [Peidro et al., 2009(a)] les auteurs ont mis en œuvre une approche de planification intégrée dans le cadre d'une chaîne logistique affectée par différentes sources d'incertitude concernant la demande, le processus d'approvisionnement et le processus de production. Le modèle de planification a été élaboré sous la forme d'un programme linéaire flou dans lequel les données incertaines sont modélisées par des nombres flous triangulaires (cf. chapitre 3, §2.1.3). Ce modèle vise une meilleure utilisation des ressources disponibles dans la chaîne logistique tout en satisfaisant la demande des clients à un coût minimal. Les auteurs ont ensuite adopté une stratégie basée sur l'approche de Cadenas et Verdegay [Cadenas et Verdegay, 1997] et celle de Yager [Yager, 1981] pour transformer le modèle linéaire flou en un modèle linéaire déterministe équivalent. Le modèle proposé fournit au décideur des plans de décision alternatifs pour différents degrés de satisfaction. Cependant, ces plans de décision sont uniquement basés sur le critère de minimisation du coût total sans considérer les critères qualitatifs ou ceux liés à la gestion du risque, qui sont devenus extrêmement importants dans un environnement entaché d'incertitude.

Les auteurs ont ensuite étendu leur modèle dans [Peidro et al., 2010] en utilisant des valeurs floues trapézoïdales (cf. chapitre 3, §2.1.3) pour modéliser les données incertaines liées au processus d'approvisionnement, au processus de production et à la demande. Le modèle linéaire flou ainsi obtenu a été ensuite résolu en le transformant en un modèle linéaire déterministe équivalent et en introduisant une méthode permettant la participation interactive du décideur dans toutes les étapes du processus décisionnel. Comme dans leur précédent travail [Peidro et al., 2009(a)], les auteurs ne tiennent compte que d'un unique objectif : la minimisation du coût total.

Récemment, Gholamian et al. [2015] ont élaboré un modèle de planification tactique sous la forme d'un programme non linaire multi-objectifs flou dans le cadre d'une chaîne logistique multi-sites affectée par plusieurs sources d'incertitude, telles que la demande client et les coûts. Le modèle a été ensuite converti en un modèle de programmation linéaire déterministe en suivant quatre étapes. Dans la première étape, les auteurs se sont intéressés à la traduction des contraintes flexibles sous forme déterministe en adoptant la méthode proposée par Herrera et Verdegay [1995] et Cadenas et Verdegay [1997], ainsi qu'à la défuzzification des données floues en utilisant la fonction de classement proposée par Yager [1981]. Dans une deuxième étape, la fonction objectif relative à la

minimisation du coût a été mise sous forme déterministe en se basant sur la méthode proposée par Lai et Hwang [1992]. Après avoir converti le modèle non linéaire en modèle linéaire, les auteurs ont proposé une stratégie pour déterminer une solution de compromis. En ce qui concerne l'objectif visé par ce modèle, les auteurs ont employé quatre fonctions objectifs : la minimisation du coût total, l'amélioration de la satisfaction de la clientèle, la minimisation du taux de changement de main d'œuvre et la maximisation de la valeur totale des achats. Ce dernier objectif a été envisagé pour examiner l'impact des critères qualitatifs liés aux décisions d'achat tel que le service après-vente, les capacités techniques des fournisseurs, etc. Cependant, à l'instar des travaux de Torabi et Hassini [2008 ; 2009], aucune évaluation subjective n'a été introduite ; en revanche les critères qualitatifs ont été évalués numériquement.

Les trois premières fonctions objectifs ont été réemployées dans [Gholamian et al., 2016] dans le cadre d'un modèle de programmation non linéaire multi-objectifs flou pour résoudre le problème de planification tactique et opérationnelle. Les auteurs ont également résolu leur modèle en utilisant la stratégie de défuzzification utilisée dans leur article précédemment publié [Gholamian et al., 2015].

4. Etude de la problématique de sélection de fournisseurs avec affectation des ordres d'achat

La problématique de sélection des fournisseurs est sans doute l'une des décisions stratégiques les plus critiques, étant donné l'impact significatif des achats sur les performances de l'entreprise. Cette décision consiste à choisir un certain nombre de fournisseurs parmi un ensemble de fournisseurs possibles. Les fournisseurs retenus vont prendre en charge les opérations d'approvisionnement au sein de la chaîne logistique. Cette problématique stratégique fait souvent l'objet d'une décision multicritères considérant simultanément des critères qualitatifs et quantitatifs.

Dans ce cadre, de nombreux critères de sélection des partenaires ont été définis dans la littérature scientifique dès les années soixante. Citons entre autres la qualité, la capacité de production, le coût, le délai de livraison, la localisation géographique, la réputation et la position dans l'industrie, la fiabilité, la réactivité, la sécurité, etc. [Weber et al., 1991 ; Dickson, 1966 ; Huang et Keskar,

2007]. Les critères de qualité, coût et délai de livraison sont considérés comme les plus importantes dans la plupart des travaux de recherches [Shipley, 1985 ; Ellram, 1990 ; Pi et Low, 2005].

Néanmoins, nous jugeons que ces critères ne sont plus les seuls importants, compte tenu de l'évolution des systèmes industriels actuels dans lesquels l'exécution d'une planification optimale peut être mise en cause par des événements inattendus.

L'attribution des commandes aux fournisseurs sélectionnés devrait d'autre part être elle aussi optimisée. Le problème de sélection des fournisseurs avec affectation des ordres d'achats a ainsi reçu une attention considérable ces dernières années.

Pour résoudre cette problématique, Demirtas et Üstün [2008] développent une approche en deux étapes. Dans la première étape, les fournisseurs potentiels sont évalués en utilisant la méthode ANP (« *Analytic Network Process* ») avec quatorze critères qualitatifs ou quantitatifs structurés en quatre classes selon l'analyse BOCR [Saaty, 2001] qui fait appel à quatre facteurs : Bénéfice (B), Opportunité (O), Coût (C) et Risque (R). Dans la seconde étape, un modèle de programmation linéaire en nombre entier multi-objectifs a été employé pour allouer les ordres d'achat aux fournisseurs choisis.

[Guneri et al., 2009] présente une approche de programmation linéaire floue utilisant des variables linguistiques (cf. chapitre 3, §2.1.2) et des nombres flous trapézoïdaux (cf. chapitre 3, §2.1.3) pour évaluer les poids traduisant l'importance des critères d'évaluation ainsi que les performances des fournisseurs potentiels par rapport à ces critères. Les auteurs considèrent cinq critères : la proximité relationnelle, la réputation et la position dans l'industrie, l'historique de performance, la résolution de conflit et la capacité de livraison. Un modèle basé sur la théorie des ensembles flous a été employé pour calculer le coefficient de proximité de chaque fournisseur par rapport aux solutions idéales (la meilleure) et anti-idéales (la pire) floues. Par la suite, en se basant sur ces coefficients, sur les contraintes de budget, sur la qualité des fournisseurs et sur les contraintes de capacité, un modèle de programmation linéaire a été développé afin d'identifier les fournisseurs les plus appropriés ainsi que les ordres d'achat qui leur seront affectés.

[Lee, 2009] développe une approche qui combine la théorie des ensembles flous et l'approche AHP (« *Analytic Hierarchy Process* ») de [Saaty, 1980] dans le but de résoudre le problème de sélection des fournisseurs. Les auteurs ont considéré dans leur approche une analyse BOCR. Chacun des

facteurs regroupe un ensemble d'indicateurs regroupant à leur tour un certain nombre d'attributs. Par exemple le facteur (R) Risque est représenté par trois indicateurs qui sont 'la contrainte de livraison', 'la contrainte de la relation client-fournisseur' et 'le profil du fournisseur'. L'indicateur 'contrainte de livraison', à son tour, est représenté par les attributs 'limite de capacité de livraison des fournisseurs', 'limite de capacité des fournisseurs pour produire de nouveaux produits' et 'difficulté d'acquisition de la matière première par le fournisseur'. Le second indicateur de risque regroupe pour sa part trois attributs corrélés à la relation client-fournisseurs à savoir 'variation du prix', 'pouvoir de négociation du fournisseur' et 'incompatibilité entre acheteur et fournisseur'. Enfin, l'indicateur 'profil du fournisseur' a été représenté par les attributs 'risque financier', 'historique des performances et réputation' et 'contrôles et programmes environnementaux'.

[Mafakheri et al., 2011] développe, pour un problème de sélection des fournisseurs avec affectation des ordres d'achat, une approche en deux étapes basée sur la programmation dynamique. Dans la première étape, la méthode AHP est employée pour classer les fournisseurs en fonction des quatre critères : la performance du prix, la qualité, la performance de livraison et la performance environnementale. Ces critères sont à leur tour décomposés en 21 sous-critères de nature qualitative et quantitative. Sur la base de ce classement, un modèle d'optimisation bi-objectif a été proposé pour la détermination des ordres d'achat des différents fournisseurs dans la seconde étape. Ce modèle vise à maximiser la valeur totale des achats et à minimiser le coût total au sein de la chaîne logistique, sous réserve de certaines contraintes telles que les contraintes de capacités, de niveau de stock et de demande. Remarquons ici que malgré la multitude des critères de sélection utilisés dans la première étape, les décisions prises au niveau tactique sont basées uniquement sur la minimisation/maximisation des fonctions économiques/classiques. De plus, nous pouvons souligner que les décisions prises lors de la première et seconde étape n'intègrent pas les sources d'incertitude qui caractérisent les chaînes logistiques actuelles.

[Arabzad et al., 2015] propose une approche de sélection des fournisseurs avec affectation des ordres d'achat composée de deux étapes. Dans la première, les fournisseurs sont évalués en utilisant la méthode SWOT (*Strengths, Weaknesses, Opportunities and Threats*) permettant de considérer simultanément des critères d'évaluation qualitatifs et quantitatifs. Ces derniers ont été catégorisés en deux grandes familles : les critères internes (prix, qualité, livraison et services après-vente) et les critères externes (réputation et position dans l'industrie, capacité de conception, stabilité

financière, équipement et capacité et localisation géographique). La méthode TOPSIS (*Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution*) floue (cf. chapitre 3, §3.1.1) a été employée pour calculer les poids des critères d'évaluation. Ces résultats ont été utilisés dans la seconde étape pour déterminer les quantités d'achat pour chaque fournisseur dans le cadre d'un modèle de programmation linéaire mixte en nombre entiers qui vise à maximiser la coopération entre le client et le fournisseur et dont la résolution a été assurée par le solveur LINGO. Bien que l'incertitude sur les comportements des fournisseurs ait été considérée lors de la première étape, aucune source d'incertitude n'a été prise en compte lors de l'affectation des ordres d'achat aux fournisseurs. En outre, le modèle de programmation proposé dans ce cadre ne considère qu'une seule période de planification.

De même, Zouggari et Benyoucef [2012] ont proposé une approche d'aide à la décision multicritères composée de deux étapes pour aborder la problématique de choix des fournisseurs avec affectation des ordres d'achat dans un environnement dynamique. Dans la première étape consacrée au choix des fournisseurs, les auteurs ont utilisé la méthode AHP floue avec quatre classes de critères : la stratégie de performance, la qualité du service, l'innovation et le risque. Chaque classe est composée d'un certain nombre de critères évalués qualitativement via des variables linguistiques. Dans la seconde étape, les auteurs se focalisent sur la détermination des ordres d'achat assignés à chaque fournisseur choisi en utilisant la méthode TOPSIS floue et les critères de prix, qualité et délai de livraison. Ces derniers critères ont été évalués quantitativement.

Notons que malgré la richesse de la littérature consacrée à l'identification des critères de choix des fournisseurs, rares sont les travaux qui ont considéré des critères liés aux risques. Le travail de Zouggari et Benyoucef [2012] est parmi ceux qui ont essayé de modéliser explicitement cet aspect important. Des travaux proches, tels que ceux de Demirtas et Üstün [2008] et de Lee [2009] ont déjà abordé cet aspect mais le risque a été limité au niveau stratégique, tout en étant lié en particulier à la localisation géographique et à la stabilité économique et politique des pays des fournisseurs.

5. Synthèse et évaluation

Dans cette partie, une évaluation des différentes approches susmentionnées est présentée. Cette évaluation met en exergue les limites des travaux de recherche traitant la problématique de

planification tactique sous incertitude et aussi les limites des travaux de recherche traitant la problématique de sélection de fournisseurs avec affectation des ordres d'achat.

5.1. Limites des travaux traitant la problématique de planification tactique sous incertitude

Nous remarquons à travers notre revue de littérature présentée dans la section 3 que la problématique de planification tactique a été largement étudiée dans la littérature scientifique et que les approches de planification des problèmes d'approvisionnement-production ayant recours à la logique floue ont donné lieu à une littérature assez abondante.

5.1.1 Aspect qualitatif des critères

Les approches rencontrées dans ce cadre visent essentiellement à satisfaire la demande client tout en minimisant le coût ou en maximisant le profit, sans toujours considérer explicitement des critères de nature subjectifs (qualitatifs), ceux-ci étant la plupart du temps convertis en critères fonctionnels (quantitatifs), comme par exemple dans [Torabi et Hassini, 2008 ; Torabi et Hassini, 2009 ; Gholamian et al., 2015].

Dans la pratique, certains paramètres et préférences nécessitent à notre avis d'être évalués qualitativement, par exemple sur la base des jugements et des expériences des décideurs, ce qui n'est pas le cas dans la majorité des approches de planification rencontrées dans la littérature.

5.1.2 Intégration de la gestion du risque dans le processus décisionnel

Une autre limitation importante est que ces méthodes n'incluent pas la gestion des risques dans leurs processus décisionnels. En effet, les approches développées restreignent cet aspect aux répercussions de l'existence de certains paramètres incertains sur les décisions prises au sein de la chaîne logistique, sans toutefois considérer explicitement le comportement des acteurs de la chaîne (fournisseurs, sous-traitants, etc.) pour faire face au risque.

5.2. Limites des travaux traitant la problématique de sélection de fournisseurs avec affectation des ordres d'achat

5.2.1 Critères liés au risque

Notre revue de la littérature dédiée à cette problématique a montré que le comportement des acteurs de la chaîne logistique pour faire face au risque est parfois évalué lors de la sélection des partenaires au niveau stratégique. Néanmoins, les décisions d'affectation des ordres d'achat (au niveau tactique) sont caractérisées par une abondance remarquable des critères liés au risque telle que la flexibilité, la réactivité, etc. Cependant, compte tenu de l'instabilité et de la globalisation des marchés actuels affectant les différents processus et acteurs de la chaîne logistique, les facteurs de risque peuvent également se manifester au niveau tactique. Il serait donc intéressant d'explorer les répercussions de ces facteurs de risque non seulement sur les décisions stratégiques de sélection des fournisseurs mais aussi sur les décisions tactiques lors de l'affectation des ordres d'achats, ce qui, à notre connaissance, n'a pas été abordé dans la littérature.

5.2.2 Evaluation des fournisseurs en en se basant sur des méthodes d'agrégation

Une seconde limite a été constatée au niveau des approches considérant des critères d'évaluation procurant des informations de nature différentes, telles que les critères de performances et les critères de risque : les fournisseurs potentiels sont souvent évalués en se basant sur un score global pour chaque alternative, ce qui induit une possibilité de compensation entre la satisfaction d'objectifs pourtant de nature très différente. Il serait donc intéressant d'évaluer les alternatives sans recours aux méthodes d'agrégation, en distinguant les critères liés au risque de celles liés à la performance, permettant ainsi aux décideurs une meilleure vision du problème.

6. Objectifs de la thèse

Pour pallier les limites décrites dans la partie précédente, nous proposons dans le cadre de cette thèse une approche de planification tactique multicritères qui, à la différence de la majorité des approches traditionnelles basées sur la minimisation/maximisation d'un critère économique, vise

d'une part à améliorer la performance globale des plans et d'autre part à minimiser le risque qui y est associé.

A cet égard, une « bibliothèque » de critères de natures quantitative et qualitative, répartie en deux classes : critères de performance et de risque, est proposée. Le décideur choisira parmi ces critères ceux qui lui conviennent le mieux.

Etant donné que les comportements futurs des partenaires sont incertains et susceptibles d'évoluer sur un horizon moyen terme, il est difficile d'évaluer ces partenaires par rapport à certains critères de décision en utilisant des valeurs précises. Nous proposons donc de prendre en considération les évaluations des décideurs à travers leurs propres expériences, leurs jugements et leurs préférences. Ces derniers sont souvent de nature vague et entachés d'ambigüités, la théorie des ensembles flous sera donc utilisée pour mieux modéliser ces évaluations et les préférences des décideurs.

Pour positionner notre travail de recherche dans le domaine étendu du SCM, nous nous appuyons sur la grille de classification proposée par Galasso et al. [Galasso et al., 2005 ; Galasso, 2007 ; Francois, 2008]. Cette grille propose un certain nombre de critères de classement répartis en quatre catégories :

- La première considère l'identification de l'article et vise à le classer suivant le type de l'ouvrage et le type de publication.
- La deuxième catégorie, cherche à identifier les sujets abordés dans le travail de recherche en se basant sur quatre critères : niveau de décision (cf. chapitre 1 §3.2), processus de décision (cf. chapitre 1 §4), structure de la chaîne logistique (cf. chapitre 1 §2.2) et point de vue de l'auteur par rapport aux principales problématiques abordées par le SCM.
- La troisième catégorie permet de décrire les choix méthodologiques et techniques proposés par l'auteur, par la spécification de la nature et des caractéristiques du modèle ainsi que la méthode et l'outil qui ont été utilisés.
- Enfin, la quatrième catégorie concerne plus particulièrement les modes de collaboration, en précisant les fréquences des échanges et la nature des échanges entre client et fournisseurs.

En se référant à cette grille de classement, et notamment aux trois dernières catégories de critères, nous synthétisons le positionnement de notre travail dans le Tableau 2.1. Les cases vertes correspondent aux domaines abordés dans le cadre de notre travail ; celles en police normale sont conformes aux champs proposés par Galasso et al. [2005] alors que celles en gras italique correspondent à des champs qui n'ont pas été proposés par Galasso et al. et que nous avons inclus dans la grille pour une meilleure caractérisation du sujet abordé dans notre travail.

Niveau de décision	Stratégique	Tactique	Opérationnel	Temps réel			
Processus	Approvisionnement	Production	Distribution	Vente	Logistique inverse		
Regard	Conception chaîne	Planification des activités	Gestion stocks	Gestion transports	Gestion des risques	Evaluation de performances	
	Système d'information	Modélisation d'entreprise	Coopération	Aspect socio	Aspect économique & financier	Offre logicielle	
Structure de la chaîne	Dyadique	Convergente	Divergente	Série	Réseau	Intra-entreprise	Inter-entreprises
Nature du modèle	Analytique	Simulation	***Basé sur l'intelligence artificielle***	Descriptif	Centralisé	Distribué	
Caractéristique du modèle	Déterministe	Stochastique	Continu	Discret	Linéaire	Non linéaire	*Flou*
Méthode de résolution utilisée	Programmation Mathématique	Heuristique	Approche par contraintes	Théorie des jeux	Enquête	Jeux d'entreprises	Multi-agents
	Simulation continue	Simulation discrète	***Aide à la décision***				
Outil utilisé	Logiciel non dédié	Logiciel spécifique	Simulateur	Solveur générique	Jeux de plateau	Jeux informatiques	Tableur
Fréquences des échanges	Ponctuel	Partage en accès libre	Processus d'échange				
Nature des échanges	Données	Traitement	Données et traitements				

Tableau 2.1 : Positionnement du travail de thèse en référence à la grille proposée dans [Galasso et al., 2005]

Par rapport à cette grille, notre travail de recherche s'inscrit dans le cadre d'un niveau décisionnel *tactique* et s'intéresse aux processus *approvisionnement*, *production* et *vente*.

Les principales problématiques abordées portent sur la *planification des activités* et *la coopération* afin d'assurer l'amélioration des relations entre les acteurs de la chaîne logistique (*inter-entreprises*) ainsi que la *gestion du risque* et *l'évaluation des performances*. Ce dernier objectif est mis en œuvre via l'inclusion d'une série de critères classés respectivement en critères de risque et en critères de performance.

D'autre part, nous considérons une chaîne logistique du type *réseau* multi-fournisseurs et multi-sites de production. Ces derniers sont basés sur des systèmes de production à la commande. La production sur stock demeure hors du champ de cette thèse. Ce choix est motivé par l'importance des problématiques corrélées à ce type d'organisation, imposant un degré d'intégration et de coopération important entre les acteurs de la chaîne logistique, ainsi qu'une connaissance suffisante de la demande client.

Les approches de résolution élaborées dans ce travail de thèse sont des approches centralisées combinant des modèles de natures différentes, tels que les modèles analytiques et les modèles basés sur l'intelligence artificielle. Nous aborderons ainsi la programmation mathématique, les méthodes d'aide à la décision multicritères et les méthodes d'optimisation multicritères en présence de données imprécises/incertaines. Ces choix méthodologiques et techniques seront détaillés et justifiés dans les prochains chapitres.

7. Conclusion

Notre revue de la littérature a montré que les approches de planification des problèmes d'approvisionnement-production basées sur la théorie des ensembles flous ont donné lieu à une littérature abondante. Néanmoins, ces approches ont montré leurs limites, d'une part dans la modélisation explicite des paramètres et préférences de natures subjectives et d'autre part dans la considération des critères liés à la gestion des risques. Des limites sont également soulignées lors de l'analyse des travaux de recherche dédiés à la problématique de sélection des fournisseurs avec affectation des ordres d'achats. Ces limites concernent l'abondance des critères liés aux risques et la sélection des fournisseurs via des méthodes d'agrégation.

Enfin, motivés par les limites soulignées dans notre revue de la littérature, nous avons développé les objectifs de ce travail de thèse. Chose qui a permis de positionner notre problématique dans le domaine étendu du SCM.

Dans le chapitre suivant, nous présentons les outils méthodologiques utilisés dans le cadre de cette thèse. L'objectif visé est de cerner les principes de la logique floue et de la théorie des possibilités ainsi que les bases de la décision multicritères.

Chapitre 3 : Outils méthodologiques

1. Introduction 48
2. Logique floue et théorie des possibilités 48
   2.1. Logique floue 49
   2.2. Théorie des possibilités 55
   2.3. Défuzzification 56
3. Décision multicritères 60
   3.1. Les méthodes de l'analyse multicritères d'aide à la décision 61
   3.2. Les méthodes d'optimisation mathématique multicritères 66
4. Conclusion 69

1. Introduction

Ce chapitre présente les outils méthodologiques indispensables pour le développement des approches proposées dans le cadre de cette thèse.

Tout d'abord, nous décrivons les concepts fondamentaux de la logique floue et de la théorie des possibilités, adoptés dans ce travail pour modéliser et manipuler les connaissances imprécises et vagues.

La deuxième partie porte sur les méthodes de décisions multicritères, qui permettent d'aborder des problématiques de choix complexes de manière beaucoup plus réaliste que les méthodes monocritère. Deux catégories de méthodes multicritères sont présentées : les méthodes d'analyse multicritères pour l'aide à la décision et les méthodes d'optimisation multicritères. Nous justifions le choix de la méthode Fuzzy TOPSIS et du Goal Programming (GP) dans le cadre de notre étude, et nous donnons les principes de base de ces méthodes. Ces deux approches seront utilisées dans les chapitres 4 et 5.

2. Logique floue et théorie des possibilités

Dans le cadre de la logique classique, les propositions sont binaires : soit vraies, soit fausses. Ce cadre peut être insuffisant pour modéliser des connaissances subjectives ou des jugements énoncés par les êtres humains. La logique floue a ainsi été introduite par *Lotfi Zadeh* en 1965 [Zadeh, 1965] pour modéliser l'imprécision liée aux connaissances humaines. Elle a été depuis appliquée dans de nombreux domaines tels que l'automatique, le traitement du signal, la robotique, le traitement d'image, etc.

La théorie des possibilités dérive de la logique floue, et est plus particulièrement utilisée lorsque les fréquences d'occurrence d'événements ne sont connues qu'à travers des avis subjectifs. Les principes de la logique floue et de la théorie des possibilités, toutes deux utiles à notre étude, seront présentés dans la suite.

2.1. Logique floue

2.1.1 Définition

Dans le cadre de la théorie des sous-ensembles flous [Zadeh, 1965], l'appartenance d'un élément à un ensemble n'est plus binaire mais est une question de degré. La logique floue s'appuie sur la théorie des sous-ensembles flous, qui permettra de modéliser une proposition (par exemple : « la commande est urgente ») sur la base d'un ensemble flou dont la fonction d'appartenance est décrite à partir d'un attribut valué (par exemple : un degré d'urgence évalué entre 0 et 10).

Mathématiquement, un sous-ensemble flou $\widetilde{Z}$ appartenant à un ensemble classique *X* est caractérisé par une fonction d'appartenance $\mu_{\widetilde{Z}}$ telle que :

$$\mu_{\widetilde{Z}} : X \rightarrow [0,1] \qquad (3.1)$$

$$x \rightarrow \mu_{\widetilde{Z}}(x) \in [0,1]$$

La fonction d'appartenance $\mu_{\widetilde{Z}}$ donne le degré d'appartenance de chaque élément *x* au sous ensemble flou $\widetilde{Z}$. Plus la valeur de $\mu_{\widetilde{Z}}(x)$ est grande, plus *x* appartient au sous ensemble $\widetilde{Z}$.

2.1.2 Variables linguistiques

On désigne par le terme « variable linguistique » un qualificatif imprécis utilisé pour définir un ensemble flou. Par exemple, on peut définir le coût (*c*) d'approvisionnement d'un produit par trois variables linguistiques « coût » : « *réduit*», « *raisonnable* » et « *élevé* » [Zadeh, 1973].

Le principal intérêt de la logique floue est d'éviter un effet de seuil très artificiel lorsque l'on passe d'une catégorie à l'autre (cf. Figure 3.1) : très naturellement, des ensembles flous permettent de représenter le fait que quand le coût d'un produit augmente, il passe progressivement (et non de manière brutale) de « *réduit* » à *« raisonnable»*, puis à « *élevé*» (cf. Figure 3.2).

Chaque variable linguistique sera donc définie via une fonction d'appartenance associant à chaque coût *c* son degré d'appartenance à l'ensemble flou correspondant (ensemble des coûts « *réduit* », « *raisonnable* » et « *élevé* »).

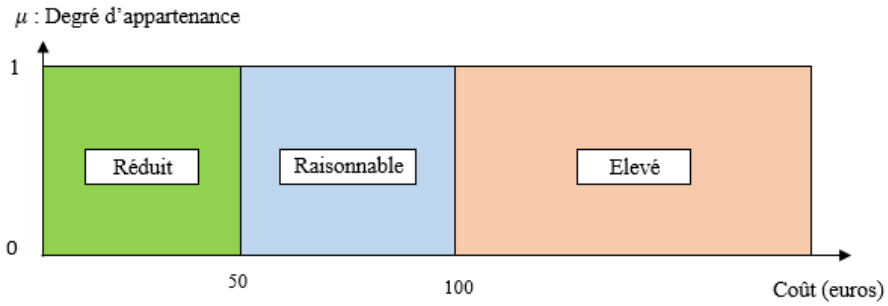


Figure 3.1 : Représentation du coût d'approvisionnement d'un produit par la logique classique

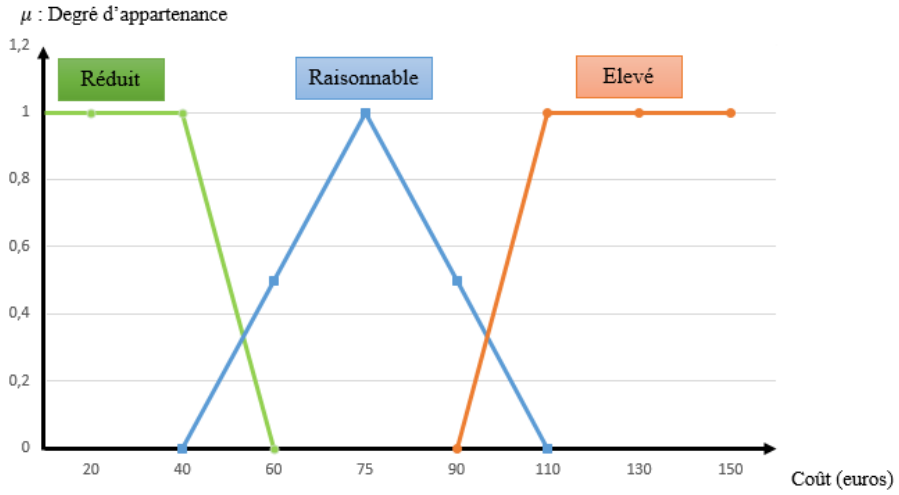


Figure 3.2 : Représentation du coût d'approvisionnement d'un produit par la logique floue

2.1.3 Nombres flous

➢ *Définition 3.1 : Nombre flou*

Un nombre flou $\tilde{Z}$ est un sous-ensemble flou normalisé (i.e., $\exists\, x \in \mathbb{R}$ tel que $\mu_{\tilde{Z}}(x) = 1$) convexe de fonction d'appartenance semi-continue supérieurement (i.e., pour tout niveau ε, l'ensemble des x de $\mathbb{R}$ tel que $\mu_{\tilde{Z}}(x) \geq \varepsilon$ est fermé) et de support, noté $supp(\widetilde{Z})$, borné (i.e. $supp(\widetilde{Z}) = \{x \in \mathbb{R} | \mu_{\tilde{Z}}(x) \neq 0\}$) [Bouchon-Meunier, 1995].

➢ *Définition 3.2 : Nombre flou trapézoïdal*

Un nombre flou trapézoïdal $\widetilde{Z}$ défini sur $\mathbb{R}$ peut être représenté par un quadruplet (a, b, c, d) comme illustré dans la Figure 3.3.

Il est caractérisé par une fonction d'appartenance $\mu_{\tilde{Z}}(x)$ définie comme suit :

$$\mu_{\tilde{Z}}(x) = \begin{cases} \dfrac{x - \mathrm{a}}{\mathrm{b} - \mathrm{a}} & , \ a \leq x \leq \mathrm{b} \\ 1 & , \quad b \leq x \leq \mathrm{c} \\ \dfrac{d - \mathrm{x}}{\mathrm{d} - \mathrm{c}} & , \ c \leq x \leq \mathrm{d} \\ 0 & , \quad sinon \end{cases} \tag{3.2}$$

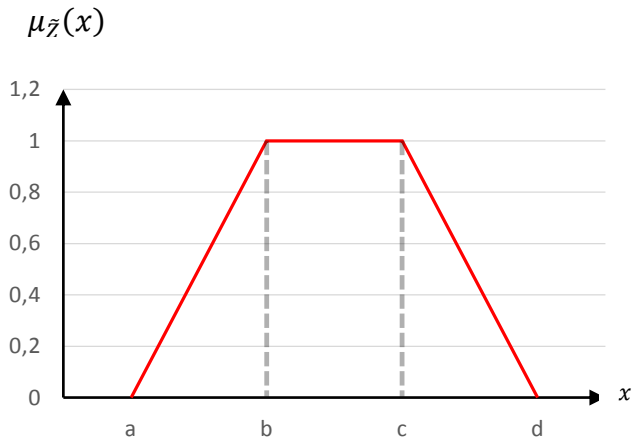


Figure 3.3 : Fonction d'appartenance d'un nombre flou trapézoïdal

➢ *Définition 3.3 : Nombre flou triangulaire*

Un nombre flou triangulaire $\tilde{Z}$ défini sur $\mathbb{R}$ est un nombre trapézoïdal pour lequel la valeur modale inférieure (b sur la Figure 3.3) est égale à la valeur modale supérieure (c sur la Figure 3.3). Une valeur modale de $\tilde{Z}$ est un élément x de $\mathbb{R}$ tel que $\mu_{\tilde{Z}}(x) = 1$ [Bouchon-Meunier, 1995].

Un nombre flou triangulaire est représenté par un triplet (a, b, c) donnant respectivement la borne inférieure, la valeur modale et la borne supérieure de l'ensemble flou, tel qu'illustré dans la Figure 3.4.

Notons qu'il existe de multiples formes possibles de fonctions d'appartenance qui ne sont pas linéaires par morceaux (fonctions d'appartenance gaussiennes, en cloche, sigmoïdes, etc.). Il a souvent été montré dans la littérature que des nombres flous trapézoïdaux ou triangulaires sont néanmoins suffisants pour coder la plupart des données subjectives.

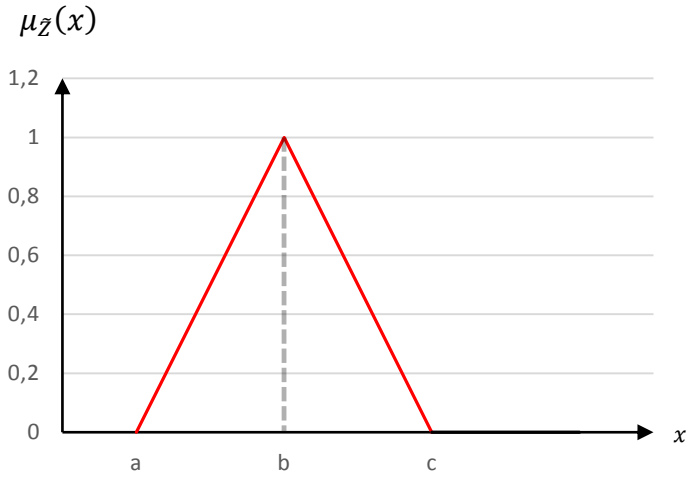


Figure 3.4 : Fonction d'appartenance d'un nombre flou triangulaire

2.1.4 Arithmétique floue

Il est souvent indispensable de réaliser des opérations sur des quantités floues, pour calculer par exemple la distance entre deux nombres flous, leur addition, leur multiplication, etc. Le principe d'extension, proposé par Zadeh [1975], permet d'étendre les opérations binaires aux quantités floues, sans toutefois déboucher sur une définition unique des opérations usuelles. Dans le paragraphe suivant, nous adoptons des opérations floues classiques qui se révèlent particulièrement simples dans le cas de nombres flous triangulaires ou trapézoïdaux.

- **Les opérations arithmétiques**

Pour les nombres flous triangulaires positifs, nous considérons les définitions données par [Kaufmann et Gupta, 1988 ; Kaufmann et Gupta, 1991 ; Zimmermann, 2011] qui présentent les opérations arithmétiques applicables sur deux nombres flous triangulaires $\widetilde{Z_1} = (a_1, b_1, c_1)$ et $\widetilde{Z_2} = (a_2, b_2, c_2)$ comme suit :

$$\widetilde{Z_1} \oplus \widetilde{Z_2} = (a_1 + a_2\,,\, b_1 + b_2\,,\, c_1 + c_2\,) \quad (3.3)$$

$$\widetilde{Z_1}\, \Theta\, \widetilde{Z_2} = (a_1 - a_2\,,\, b_1 - b_2\,,\, c_1 - c_2\,) \quad (3.4)$$

$$\widetilde{Z_1} \otimes\ \widetilde{z_2} = (a_1 * a_2\,,\, b_1 * b_2\,,\, c_1 * c_2\,) \quad (3.5)$$

$$\widetilde{Z_1} \otimes\ \alpha = (a_1 * \alpha\,,\, b_1 * \alpha\,,\, c_1 * \alpha\,)\,, \text{ pour } \alpha \in \mathbb{R}. \quad (3.6)$$

Par exemple : considérons deux nombres flous triangulaires $\tilde{A}$ = (18, 20, 22) et $\tilde{B}$ = (4, 5, 6). En se basant sur les formules (3.3)-(3.6), nous pouvons déterminer (cf. Figure 3.5) :

$\tilde{A} \oplus \tilde{B}$ = (18, 20, 22) $\oplus$ (4, 5, 6) = (22, 25, 28).

$\tilde{A}\ \Theta\ \tilde{B}$ = (18, 20, 22) Θ (4, 5, 6) = (14, 15, 16).

$\tilde{A} \otimes \tilde{B}$ = (18, 20, 22) $\otimes$ (4, 5, 6) = (72, 100, 132).

$\tilde{A} \otimes 10$ = (18, 20, 22) $\otimes$ 10 = (180, 200, 220).

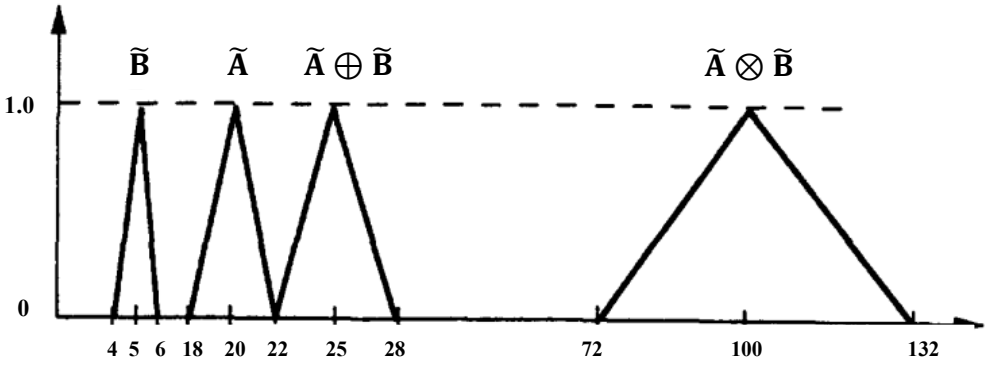


Figure 3.5 : Exemples d'opérations arithmétiques sur des nombres flous triangulaires

De même, les opérations arithmétiques ordinaires ont été étendues pour manipuler des nombres flous trapézoïdaux. Ainsi, les opérations arithmétiques de bases applicables sur deux nombres flous trapézoïdaux $\widetilde{Z_1} = (a_1, b_1, c_1, d_1)$ et $\widetilde{Z_2} = (a_2, b_2, c_2, d_2)$ peuvent être définies comme suit [Chen, 1996 ; Chen et al., 2006] :

$$\widetilde{Z_1} \oplus \widetilde{Z_2} = (a_1 + a_2, b_1 + b_2, c_1 + c_2, d_1 + d_2) \quad (3.7)$$

$$\widetilde{Z_1}\ \Theta\ \widetilde{Z_2} = (a_1 - d_2, b_1 - c_2, c_1 - b_2, d_1 - a_2) \quad (3.8)$$

$$\widetilde{Z_1} \otimes \widetilde{Z_2} = (a_1 * a_2, b_1 * b_2, c_1 * c_2, d_1 * d_2) \quad (3.9)$$

$$\widetilde{Z_1} \otimes \alpha = (a_1 * \alpha, b_1 * \alpha, c_1 * \alpha, d_1 * \alpha), \text{ pour } \alpha \in \mathbb{R}. \quad (3.10)$$

Considérons deux nombres flous trapézoïdaux $\tilde{C}$ = (18, 20, 24, 26) et $\widetilde{D}$ = (7, 10, 12, 15). L'application des opérations arithmétiques présentées dans les formules (3.7)-(3.10) sur les nombres flous $\widetilde{C}$ et $\widetilde{D}$ peut être résumée comme suit :

$\tilde{C} \oplus \widetilde{D}$ = (18, 20, 24, 26) $\oplus$ (7, 10, 12, 15) = (25, 30, 36, 41).

$\tilde{C}$ Θ $\tilde{D}$= (18, 20, 24, 26) Θ (7, 10, 12, 15) = (3, 8, 14, 19).

$\tilde{C} \otimes \tilde{D}$ = (18, 20, 24, 26) ⊗ (7, 10, 12, 15) = (126, 200, 288, 390).

$\tilde{C} \otimes 10$ = (18, 20, 24, 26) ⊗ 10 = (180, 200, 240, 260).

- **Distance euclidienne entre deux nombres flous**

La distance euclidienne entre deux sous-ensembles flous $\widetilde{Z_1}$ et $\widetilde{Z_2}$, notée $d(\widetilde{Z_1}, \widetilde{Z_2})$, est définie par :

$$d(\widetilde{Z_1}, \widetilde{Z_2}) = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(\mu_{\widetilde{Z_1}}(x) - \mu_{\widetilde{Z_2}}(x)\right)^2} \quad (3.11)$$

Pour les nombres flous triangulaires et les nombres flous trapézoïdales, la valeur de n correspond respectivement à 3 et 4.

Ainsi, la distance entre deux nombres flous triangulaires $\widetilde{Z_1} = (a_1, b_1, c_1)$ et $\widetilde{Z_2} = (a_2, b_2, c_2)$ est donnée par [Chen, 2000] :

$$d(\widetilde{Z_1}, \widetilde{Z_2}) = \sqrt{\frac{1}{3}\left[(a_1 - a_2)^2 + (b_1 - b_2)^2 + (c_1 - c_2)^2\right]} \quad (3.12)$$

En se basant sur cette formule, la distance entre les deux nombres flous triangulaires $\tilde{A}$ et $\tilde{B}$ peut être calculée comme suit :

$$d(\tilde{A}, \tilde{B}) = \sqrt{\frac{1}{3}\left[(18 - 4)^2 + (20 - 5)^2 + (22 - 6)^2\right]} = 15{,}022$$

De même, la distance entre deux nombres flous trapézoïdaux $\widetilde{Z_1} = (a_1, b_1, c_1, d_1)$ et $\widetilde{Z_2} = (a_2, b_2, c_2, d_2)$ est définie dans [Chen et al., 2006] :

$$d(\widetilde{Z_1}, \widetilde{Z_2}) = \sqrt{\frac{1}{4}\left[(a_1 - a_2)^2 + (b_1 - b_2)^2 + (c_1 - c_2)^2 + (d_1 - d_2)^2\right]} \quad (3.13)$$

Ainsi, la distance entre les deux nombres flous trapézoïdaux $\tilde{C}$et $\tilde{D}$ est telle que :

$$d(\tilde{C}, \tilde{D}) = \sqrt{\frac{1}{4}\left[(18 - 7)^2 + (20 - 10)^2 + (24 - 12)^2 + (26 - 15)^2\right]} = 11{,}022.$$

2.2. Théorie des possibilités

Si la théorie des sous-ensembles flous a été introduite pour manipuler des connaissances imprécises, les incertitudes sur la véracité de ces connaissances ne sont pas traitées par cette théorie. Ainsi, la théorie des possibilités a été introduite par Zadeh [1978] pour constituer un cadre dans lequel connaissances incertaines et connaissances imprécises peuvent coexister et être traitées conjointement [Zadeh, 1978 ; Bouchon-Meunier, 1995].

Considérons l'ensemble de références X des entiers ; on peut définir un sous ensemble flou $\tilde{A}$ des commandes urgentes. Le degré d'appartenance d'une commande ayant un délai (x) de X est d'autant plus grand que le délai de production en nombre de jours est faible (cf. Figure 3.6).

Remarquons que sur la Figure 3.6, pour x = 30 jours, $\mu_{\tilde{A}}$ (30) = 0,6. Autrement dit, 0,6 est le degré de comptabilité de « 30 jours » avec le concept « commande urgente ».

Par postulat, la proposition « la commande est urgente » transforme la signification de « 0,6 » en degré de possibilité pour que la commande ait un délai de 30 jours, étant donné la proposition « la commande est urgente ».

D'une manière générale, la proposition « x est F » introduit une distribution de possibilité $\pi(x)$ qui traduit la possibilité de x d'appartenir à F.

Si la théorie des sous-ensembles flous est basée sur des fonctions d'appartenances, la théorie des possibilités est basée sur des distributions de possibilités.

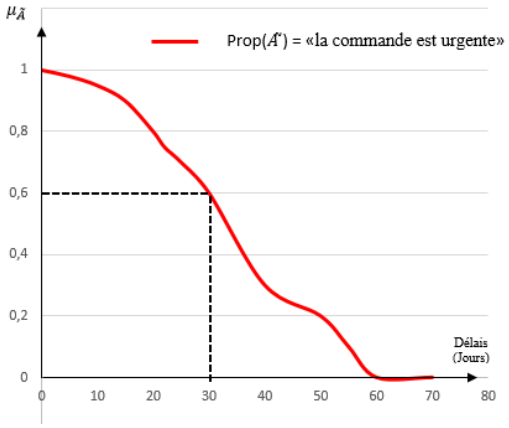


Figure 3.6 : Représentation de la proposition « la commande est urgente »

➢ *Définition 3.4 : Distribution de possibilités*

Une distribution de possibilités définie sur un intervalle X est une fonction π de X dans l'intervalle [0,1], telle qu'il existe au moins un élément x de X vérifiant $\pi(x) = 1$ (condition de normalisation).

A partir d'une distribution de possibilités peuvent être définies la mesure de possibilité et la mesure de nécessité [Dubois et Prade, 2006], initialement prévue pour formaliser des incertitudes subjectives corrélées aux évènements.

➢ *Définition 3.5 : Mesure de possibilité*

Soit un ensemble de références fini X, le degré de possibilité Π permet d'attribuer à chaque sous-ensemble de X une valeur entre 0 et 1 mesurant à quel point cet événement est possible, telle que :

– $\Pi(\emptyset) = 0$.
– $\Pi(X) = 1$.
– $\Pi(U_{i=1,2,..} A_i) = max_{\ i=1,2,..}(\Pi(A_i)), \forall A_i \in X$.

➢ *Définition 3.5 : Mesure de* nécessité

Soit un ensemble de références fini X, le degré de nécessité N permet d'attribuer à élément de X une valeur entre 0 et 1 mesurant à quel point on est certain de la réalisation de l'évènement, telle que :

– $N(\emptyset) = 0$.
– $N(X) = 1$.
– $N(\cap_{i=1,2,..} A_i) = min_{i=1,2,..}(N(A_i)) \quad \forall A_i \in X$.
– $N(A_i) = 1 - \Pi(\bar{A}_i) \quad \forall A_i \in X$.

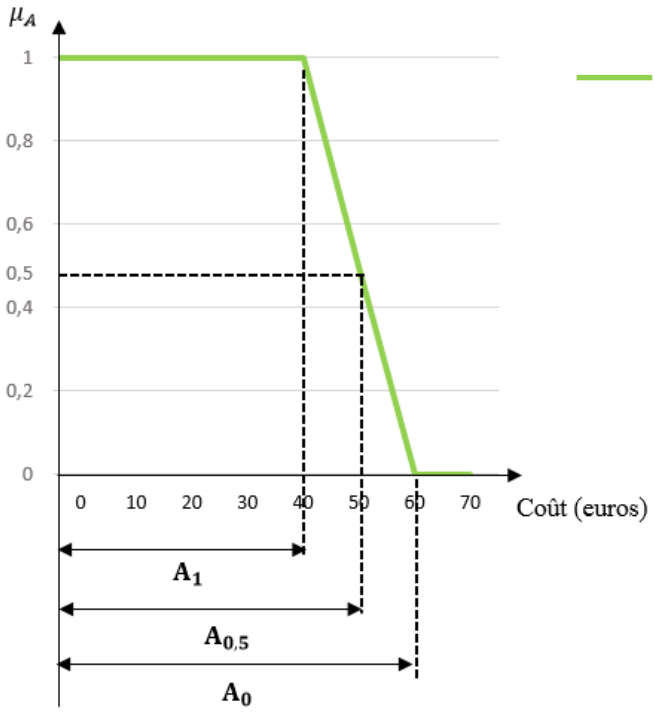
2.3. Défuzzification

En présence de données imprécises ou incertaines représentées par des sous-ensembles flous, il est souvent intéressant de rechercher un sous-ensemble ordinaire aussi proche que possible du sous-ensemble flou disponible. L'objectif étant de prendre une décision ou d'effectuer une action précise malgré l'imprécision des connaissances [Bouchon-Meunier, 1995].

Différentes méthodes, dites de défuzzification, réalisant cette approximation ont été proposées dans la littérature. Toutefois, il n'existe pas une démarche systématique pour sélectionner la meilleure stratégie de défuzzification. Le critère de choix le plus courant dans la littérature scientifique est la simplicité du calcul. Ceci a conduit, le plus souvent, à la définition des α-coupes associées aux sous-ensembles flous et à l'utilisation de la méthode de défuzzification dite de moyenne pondérée (« *weighted average method* »).

2.3.1 Définition des α-coupes associées aux sous-ensembles flous

Etant donné un sous ensemble flou $\tilde{A}$ de X et la propriété associée notée Prop($\widetilde{A}$), on choisit un seuil α entre 0 et 1. On construit le sous ensemble ordinaire A_α de X associé à $\tilde{A}$ pour ce seuil, en sélectionnant tous les éléments de X qui appartiennent à $\tilde{A}$, ou qui satisfont la propriété Prop($\widetilde{A}$) avec un degré au moins égal à α (cf. Figure 3.7) [Bouchon-Meunier, 1995].



Prop($\widetilde{A}$) = « réduit ».

- Prop(A_1) = « un coût au plus égal à 40 euros » (« réduit » de façon absolue).
- Prop($A_{0,5}$) = « un coût au plus égal à 50 euros » (« réduit » avec un degré au moins égal à 0,5).
- Prop(A_0) = « un coût au plus égal à 60 euros ». Cette propriété est associée à la plus grande α-coupe qui contient l'ensemble de références X.

Figure 3.7 : Ensembles de α-coupes associées au sous ensemble flou $\tilde{A}$

Ainsi, pour un seuil donné α de [0,1], on peut définir l'*α-coupe* du sous ensemble flou $\tilde{A}$ de X comme le sous ensemble $A_\alpha = \{x \in X / \mu_{\tilde{A}}(x) \geq \alpha\}$ de X, dont la fonction caractérisrique χ_{A_α}est telle que : $\chi_{A_\alpha}(x) = 1$ si et seulement si $\mu_{\tilde{A}}(x) \geq \alpha$ [Bouchon-Meunier, 1995].

Considérons par exemple un nombre flou triangulaire $\tilde{A}$ défini par un triplet (a, b, c) et une fonction d'appartenance $\mu_{\tilde{A}}(x)$ telle que :

$$\mu_{\tilde{A}}(x) = \begin{cases} \dfrac{x - a}{b - a} & , \ a \leq x \leq b \\ \dfrac{c - x}{c - b} & , \ b \leq x \leq c \\ 0 & , \ sinon \end{cases}$$

L'α-coupe de $\widetilde{A}$ détermine un intervalle $[A_\alpha^L, A_\alpha^U]$ de niveau α défini comme suit :

$$A_\alpha^L = (b - a)\alpha + a \tag{3.14}$$

$$A_\alpha^U = c - (c - b)\ \alpha \tag{3.15}$$

La Figure 3.8 illustre de manière graphique la méthode de défuzzification *α-coupe.*

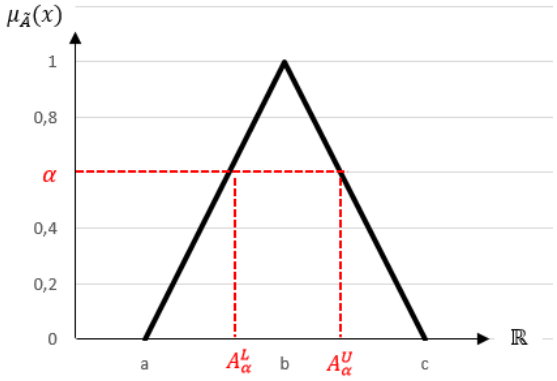


Figure 3.8 : α-coupe associée à un nombre flou triangulaire

2.3.2 La méthode de la moyenne pondérée

Initialement proposée par Lai et Hwang [1992], la méthode de défuzzification de la moyenne pondérée consiste en la recherche d'un nombre non flou (« *crisp number* ») qui représente au mieux le nombre flou considéré, c'est-à-dire qui réduit un sous-ensemble flou à un singleton.

Ainsi, étant donnée une valeur floue $\tilde{A}$ représentée par une distribution de possibilités triangulaire (A^p, A^m, A^o) et un seuil donné α de [0, 1] qui désigne la possibilité minimale acceptable (« *minimal acceptable possibility »),* la méthode de la moyenne pondérée définit la valeur réelle équivalente A^* comme suit :

$$A^* = w_1 A_\alpha^p + w_2 A_\alpha^m + w_3 A_\alpha^o \quad (3.16)$$

Notons que A_α^p , A_α^m , A_α^o représentent respectivement le résultat de l'α-coupe du nombre flou $\tilde{A}$, tandis que $w_1, w_2 \; et \; w_3$ désignent respectivement le poids de la valeur la plus pessimiste (A_α^p), de la plus possible (A_α^m) et de la plus optimiste (A_α^o) de $\tilde{A}$. Ces poids sont déterminés par les décideurs et ils doivent vérifier l'équation suivante :

$$w_1 + w_2 + w_3 = 1 \quad (3.17)$$

La plupart des travaux de recherche adoptant ce processus de défuzzification sont basés sur le concept des valeurs les plus probables (« *concept of the mostlikely values* ») [Lai et Hwang, 1992 ; Wang et Liang, 2005 ; Liang, 2006 ; Torabi et Hassini, 2008 ; Torabi et Hassini, 2009] considérant ainsi que $w_2 = \frac{4}{6}$ et $w_1 = w_3 = \frac{1}{6}$. Ce choix est empiriquement justifié par la nature des valeurs A^p et A^o respectivement très pessimiste et très optimiste, qui par conséquent requirent un poids plus faible que celui attribué à la valeur la plus possible A^m[Lai et Hwang, 1992].

La possibilité minimale acceptable α est également évaluée par le décideur et est généralement choisie égale à 0,5 [Lai et Hwang, 1992 ; Wang et Liang, 2005 ; Liang, 2006 ; Torabi et Hassini, 2008 ; Torabi et Hassini, 2009].

Cette méthode de défuzzification a été largement exploitée et a montré sa robustesse, son efficacité, sa simplicité et son adaptabilité dans la résolution de différents types de problèmes (voir [Lai et Hwang, 1992 ; Wang et Liang, 2005 ; Liang, 2006 ; Liang, 2007 ; Torabi et Hassini, 2008 ; Torabi et Hassini, 2009]). Un autre point important qui caractérise cette méthode est qu'elle permet d'intégrer les préférences des décideurs dans son processus d'exécution, permettant ainsi de fournir les solutions les plus adaptées à la stratégie des décideurs.

Ces points importants ont motivé notre choix pour cette méthode de défuzzification, qui sera exploitée dans le chapitre 5.

3. Décision multicritères

L'optimisation monocritère consiste à formuler un problème de décision en considérant une seule fonction objectif. Elle vise donc à déterminer une solution optimale, qui maximise ou minimise l'objectif considéré. Cependant, dans la plupart des contextes décisionnels, ce paradigme est insuffisant pour représenter les problèmes auxquels nous sommes confrontés, dans lesquels le décideur cherche le plus souvent à atteindre plusieurs objectifs de natures éventuellement conflictuelles et contradictoires.

Par exemple, dans un problème de planification de production, on ne vise pas uniquement un coût de production minimum, mais également un coût de transport et de stockage minimum, un équilibrage de charges entre les sites de production, la satisfaction du client, la minimisation du risque, etc. Nous remarquons bien ici que les critères de minimisation des coûts et de satisfaction du client sont souvent contradictoires : la satisfaction du client est fortement corrélée à la qualité du produit final, l'entreprise doit donc s'approvisionner chez des fournisseurs offrant des matières premières/produits de bonne qualité, proposant cependant des prix relativement élevés. Nous pouvons également remarquer que les natures de ces critères sont totalement différentes : le coût est un critère quantitatif tandis que la satisfaction du client est un critère qualitatif. En outre, certains critères quantitatifs peuvent être de nature incommensurable (du fait de la non commensurabilité de leur unité de mesure, menant à l'impossibilité de les agréger dans un même critère). Par exemple, le coût de production et l'équilibrage de charges sont deux critères incommensurables étant donné qu'ils n'ont pas la même unité de mesure. Ils ne peuvent donc pas être directement agrégés dans un même critère.

Le paradigme multicritères semble le mieux adapté pour modéliser ces problèmes décisionnels complexes. Il s'est largement développé pour devenir l'une des branches majeures de la théorie de la décision et de la recherche opérationnelle. A la différence des méthodes classiques monocritère, les méthodes de décision multicritères ne permettent toutefois pas de déterminer une solution optimale (qui optimise tous les critères au même temps), mais plutôt une solution de meilleur compromis.

Parmi les méthodes multicritères proposées dans la littérature, nous pouvons distinguer deux grandes classes de méthodes : les méthodes d'analyse multicritères d'aide à la décision et les

méthodes d'optimisation mathématiques multicritères. Le choix entre ces deux méthodes dépend en grande partie des données dont on dispose et de la façon avec laquelle les préférences du décideur ont été exprimées.

3.1. Les méthodes de l'analyse multicritères d'aide à la décision

Les méthodes d'analyse multicritères d'aide à la décision sont employées pour traiter des problèmes qui possèdent plusieurs solutions. Ainsi, le problème se réduit à déterminer la meilleure solution (action) parmi un ensemble fini de solutions connues a priori, en se basant sur les préférences du décideur.

Les méthodes de l'analyse multicritères d'aide à la décision ont été définies par Ben Mena [2000] comme « *des techniques assez récentes et en plein développement. Par leur manière d'intégrer tout type de critères, ces procédures semblent mieux permettre de se diriger vers un judicieux compromis plutôt qu'un optimum souvent désuet* ».

Roy [1985] a proposé une classification de ces méthodes en fonction du type d'agrégation des préférences du décideur. Ainsi, trois grandes catégories ont été distinguées : les méthodes par approche du critère unique de synthèse, les méthodes de surclassement et les méthodes interactives.

Dans l'approche du critère unique de synthèse, les préférences au niveau de chaque attribut (préférences locales) sont agrégées en une fonction unique dite d'utilité ou de valeur, qu'il s'agit ensuite d'optimiser. Ces approches ne sont pas compatibles avec des situations d'incomparabilité, mais permettent d'aborder les situations où le décideur est apte à juger toute paire d'actions $\{a, b\}$(c.-à-d. soit a est préférée à b, soit b est préférée à a, soit le décideur est indifférent entre les deux actions) [Hammami, 2003]. Parmi les méthodes qui s'inscrivent dans le cadre de cette approche, nous pouvons citer *Multiple Attribute Utility Theory* (MAUT) [Keeney et Raiffa, 1976 ; Fishburn, 1982], *UTilité Additive* (UTA) [Jacquet-Lagreze et Siskos, 1982], *Simple Multi Attribute Rating Technique* (SMART) [Edwards et Barron, 1994], *Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution* (TOPSIS) [Hwang et Yoon, 1981], *Analytic Hierarchy Process* (AHP) [Saaty, 1980], *VIsekriterijumska optimizacija I KOmpromisno Resenje* (VIKOR) [Opricovic, 1998], *COmplex PRoportional ASsessment* (COPRAS) [Zavadskas et al., 1994], *Multi-Attributive Border Approximation Area Comparison* (MABAC) [Pamučar et Ćirović, 2015 ; Gigović et al.,

2017], *Multi-Attributive Ideal Real Comparative Analysis* (MAIRCA) [Pamučar et al., 2014 ; Gigović et al., 2016], etc.

A la différence de l'approche du critère unique de synthèse, l'approche par surclassement de synthèse peut prendre en compte l'incomparabilité entre deux actions (par exemple quand le décideur est incapable de juger toute paire d'actions). Cette approche vise essentiellement à établir des relations binaires dites « relations de classement ». Cette catégorie inclut un certain nombre de méthodes telles que la méthode *Preference Ranking Organization METHod for Enrichment Evaluation* (PROMETHEE) [Brans et Vincke, 1985], la méthode *Elimination Et Choix Traduisant la REalité* (ELECTRE) [Roy et Bertier, 1971 ; Roy, 1978], etc.

Les méthodes interactives se distinguent quant à elles des deux autres approches par le fait que le décideur n'intervient pas uniquement lors de la définition du problème, mais tout au long du processus décisionnel. Un certain nombre de méthodes interactives ont été développées dans la littérature scientifique. Citons à titre d'exemples la méthode STEM [Benayoun et al., 1971] ou la méthode de Vanderpooten [Vanderpooten, 1988].

Bien qu'en pratique les décisions soient souvent prises par plusieurs entités, pour des raisons de simplification, nous nous plaçons dans le cadre de cette thèse dans un contexte mono-décideur, celui-ci n'intervenant que lors de la définition du problème en exprimant ses préférences et ses choix. En outre, les approches de planification multicritères proposées respectivement dans les chapitres 4 et 5 sont basées sur un rangement de toutes les actions (les actions considérées respectivement dans les chapitres 4 et 5 sont les répartitions et les acteurs) de la plus préférable à la moins bonne, sans prendre en considération l'incomparabilité. Ainsi, il ne s'agit ni de créer des relations de surclassement, ni de procéder à une démarche interactive avec le décideur. Notre domaine d'étude s'inscrit plutôt dans une approche du critère unique de synthèse.

Parmi les méthodes du critère unique de synthèse citées ci-dessus, la méthode TOPSIS (*Technique for Order by Similarity to Ideal Solution*) a été choisie pour sa caractéristique principale qui consiste à introduire les notions de solution idéale et anti-idéale (voir partie suivante), pour la simplicité de sa procédure de calcul qui peut être facilement programmée et surtout pour sa sensibilité aux préférences du décideur.

3.1.1 De TOPSIS à TOPSIS Floue

Proposée par Hwang et Yoon [1981], la méthode TOPSIS (*Technique for Order by Similarity to Ideal Solution*) est l'une des méthodes d'analyse multicritères d'aide à la décision les plus utilisées pour faire face à des problèmes de décision multicritères.

Cette méthode est basée sur la recherche de l'alternative la plus proche de la solution idéale (c.-à-d. l'alternative qui maximise les critères de nature « gain » et qui minimise les critères de nature « coût ») et la plus lointaine de la solution anti-idéale (c.-à-d. l'alternative qui minimise les critères de nature « gain » et qui maximise les critères de nature « coût »). Ce principe est illustré sur la Figure 3.9 qui représente deux critères C_1 et C_2, cinq alternatives A_1, A_2, A_3, A_4, A_5 et les solutions idéale I^+ et anti-idéale I^-. En considérant des poids égaux, et en se basant sur la distance euclidienne habituelle, nous pouvons constater que le point A_3 est le plus proche de la solution idéale, tandis que le point A_4 est le plus écarté de la solution anti-idéale. Ce dilemme de choix entre idéal et anti-idéal est résolu par la méthode TOPSIS en introduisant pour chaque alternative une distance pondérée à l'idéal et à l'anti-idéal [Pomerol et Barba-Romero, 1993 ; Méndez et al., 2009 ; Azzabi, 2010].

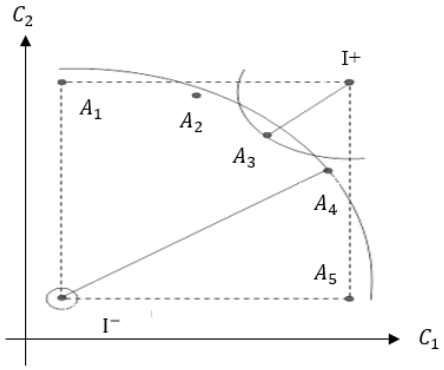


Figure 3.9 : Illustration du concept des distances à l'idéal et à l'anti-idéal [Méndez et al., 2009 ; Azzabi, 2010].

Dans le cadre de la méthode TOPSIS classique, toutes les évaluations et les poids des critères sont supposés connus avec précision et sont modélisés avec des nombres réels. Cependant, dans la pratique, il peut être difficile de définir certaines données avec précision. La version floue de la méthode TOPSIS (TOPSIS Floue) est conçue pour faire face à ces situations en permettant la modélisation des évaluations et des poids des critères par des valeurs floues.

La méthode TOPSIS floue consiste en 6 étapes principales :

- ***Etape 1 : Construction de la matrice de décision floue et du vecteur du poids***

Soit *m* alternatives A_i(*i=1,.., m*) évaluées en utilisant *n* critères C_j (*j=1,.., n*). L'évaluation de ces alternatives par rapport aux différents critères peut être représentée par la matrice floue $\widetilde{D}$. Rappelons qu'une matrice est qualifiée de "floue" si elle comprend au moins une entrée floue [Buckley, 1985].

$$\widetilde{D} = \begin{array}{c|cccc} & C_1 & C_2 & \dots & C_n \\ A_1 & \tilde{x}_{11} & \tilde{x}_{12} & \dots & \tilde{x}_{1n} \\ A_2 & \tilde{x}_{21} & \tilde{x}_{22} & & \tilde{x}_{2n} \\ & \dots & \dots & \dots & \dots \\ A_m & \tilde{x}_{m1} & \tilde{x}_{m2} & \dots & \tilde{x}_{mn} \end{array} \quad (3.18)$$

Avec $\tilde{x}_{ij}$ un nombre flou représentant l'évaluation de l'alternative A_i par rapport au critèreC_j.

Les poids des différents critères peuvent être modélisés sous la forme d'un vecteur comme suit :

$$\widetilde{W} = [\, \widetilde{w}_1 , \widetilde{w}_2 , \dots, \widetilde{w}_n \,] \quad (3.19)$$

$\widetilde{w}_j$ est une valeur linguistique qui représente le poids du critère C_j.

- ***Etape 2 : Construction de la matrice de décision floue normalisée***

La matrice de décision est normalisée afin de ramener les différentes unités de mesures à une échelle commune. Ainsi, les valeurs normalisées seront incluses dans l'intervalle [0, 1]. L'ensemble des critères peut être divisé selon leurs natures en « critères de type coût » (Co) (à minimiser) et « critères de type gain / bénéfice » (B) (à maximiser).

La matrice de décision floue normalisée est définie comme suit :

$$\tilde{R} = \left[\tilde{r}_{i,j}\right]_{m*n} \textit{i=1,.., m et j=1,.., n} \quad (3.20)$$

  - Dans le cas où les évaluations des alternatives dans la matrice $\widetilde{D}$ sont données sous la forme des nombres flous triangulaires $\tilde{x}_{ij}$= (a_{ij}, b_{ij}, c_{ij}), les valeurs normalisées seront calculées de la manière suivante :

    $\tilde{r}_{ij} = \left(\frac{a_{ij}}{c_j^+}, \frac{b_{ij}}{c_j^+}, \frac{c_{ij}}{c_j^+} \right)$ si le critère C_j est de type bénéfice ($C_j \in B$). (3.21)

$\tilde{r}_{ij} = \left(\frac{a_j^-}{c_{ij}}, \frac{a_j^-}{b_{ij}}, \frac{a_j^-}{a_{ij}} \right)$ si le critère C_j est de type coût ($C_j \in Co$). (3.22)

Avec $c_j^+ = \max_i c_{ij}$ et $a_j^- = \min_i a_{ij}$.

- Pour des nombres flous trapézoïdaux $\tilde{x}_{ij} = (a_{ij}, b_{ij}, c_{ij}, d_{ij})$, les valeurs normalisées sont déterminées comme suit :

$\tilde{r}_{ij} = \left(\frac{a_{ij}}{d_j^+}, \frac{b_{ij}}{d_j^+}, \frac{c_{ij}}{d_j^+}, \frac{d_{ij}}{d_j^+} \right)$ si le critère C_j est de type bénéfice ($C_j \in B$). (3.23)

$\tilde{r}_{ij} = \left(\frac{a_j^-}{d_{ij}}, \frac{a_j^-}{c_{ij}}, \frac{a_j^-}{b_{ij}}, \frac{a_j^-}{a_{ij}} \right)$ si le critère C_j est de type coût ($C_j \in Co$). (3.24)

Avec $d_j^+ = \max_i d_{ij}$ et $a_j^- = \min_i a_{ij}$.

- ***Etape 3 : Construction de la matrice de décision floue pondérée***

La matrice floue pondérée est calculée en multipliant les valeurs de la matrice de décision floue normalisée par les poids des critères d'évaluation comme suit :

$\tilde{V} = \left[\tilde{v}_{i,j}\right]_{m*n}$ *i=1,.., m et j=1,.., n* (3.25)

$\tilde{v}_{ij} = \tilde{r}_{ij} \otimes \tilde{w}_j$ (3.26)

- ***Etape 4 : Détermination de la solution idéale FPIS et la solution anti-idéale FNIS***

La solution idéale positive floue FPIS (*Fuzzy Positive Ideal Solution*) notée A^+ et la solution idéale négative floue FNIS (*Fuzzy Negative Ideal Solution*) notée A^- sont données par :

$A^+ = (\tilde{v}_1^+, \tilde{v}_2^+, \ldots, \tilde{v}_n^+)$ (3.27)

$A^- = (\tilde{v}_1^-, \tilde{v}_2^-, \ldots, \tilde{v}_n^-)$ (3.28)

Pour des nombres flous triangulaires : $\tilde{v}_j^+ = \max_i \tilde{v}_{ij3}$ et $\tilde{v}_j^- = \min_i \tilde{v}_{ij1}$; *i=1,.., m* et *j=1,.., n.*

Pour des nombres flous trapézoïdaux : $\tilde{v}_j^+ = \max_i \tilde{v}_{ij4}$ et $\tilde{v}_j^- = \min_i \tilde{v}_{ij1}$; *i=1,.., m* et *j=1,.., n.*

- ***Etape 5 : Détermination des distances de chaque alternative par rapport FPIS et FNIS***

La distance de chaque alternative A_i par rapport à *FPIS* et à *FNIS* est donnée par *:*

$d_i^+ = \sum_{j=1}^n d(\tilde{v}_{ij}, \tilde{v}_j^+), i = 1, .., m$ (3.29)

$d_i^- = \sum_{j=1}^n d(\tilde{v}_{ij}, \tilde{v}_j^-), i = 1, \ldots, m$ (3.30)

La distance entre deux nombres flous est calculée en utilisant l'équation (3.11).

- ***Etape 6 : Calcul des coefficients de proximité et rangement des alternatives***

Cette étape consiste à associer à chaque alternative A_i un coefficient de proximité, ou coefficient de rapprochement au profil idéal (« *Closeness Coefficient* » : CC_i), calculé en se basant sur les distances d_i^+ et d_i^- comme suit :

$$CC_i = \frac{d_i^-}{d_i^- + d_i^+}, i = 1, .., m. \quad (3.31)$$

Les alternatives sont ensuite rangées en fonction des valeurs décroissantes des CC_i. L'alternative ayant le plus grand coefficient de proximité sera le meilleur choix.

3.2. Les méthodes d'optimisation mathématique multicritères

Les méthodes d'optimisation mathématique sont appliquées en deux phases [Hillier et Lieberman, 2001] :

- La phase de modélisation : il s'agit de modéliser le problème sous forme d'une ou plusieurs fonctions objectifs et d'un ensemble de contraintes.
- La phase de résolution : il s'agit de résoudre le modèle d'optimisation proposé.

Comme leur nom l'indique, les méthodes d'optimisation mathématique multicritères sont des méthodes d'optimisation considérant plusieurs critères. L'intégration des critères dans le modèle d'optimisation peut être réalisée de trois manières différentes [Hammami, 2003] :

- la formulation du problème en un programme mathématique à objectifs multiples ;
- l'agrégation des critères en une seule fonction objectif (*Goal Programming* [Charnes et al., 1961]*, Compromise Programming* [Zeleny, 1973], *méthode du critère global* [Roy et Vincke, 1989], etc.) ;
- l'optimisation d'un critère dans la fonction objectif et l'intégration des autres critères dans les contraintes du modèle (ε-ConstraintMethod [Van Hentenryck, 1989]).

Dans cette section, nous présentons brièvement la notion de Programmation Mathématique à Objectifs Multiples (PMOM), puis nous nous attachons à décrire le principe de base de la méthode du Goal Programming (GP).

3.2.1 La Programmation Mathématique à Objectifs Multiples (PMOM)

La programmation mathématique à objectifs multiples est une technique qui considère plusieurs fonctions objectifs, dont la formulation algébrique est la suivante [Hammami, 2003] :

$$\begin{array}{ll} & Optimiser\ g(x) \\ & x \\ \text{Sujet à :} & c_l(x) \leq 0\ ,\quad l = 1, 2, .., L \\ & \text{et} \\ & g = \{g_1,\ g_2, \ldots, g_n\} \end{array} \tag{3.32}$$

Avec,

- $\boldsymbol{C_l(x)}$: Système de contraintes du problème
- $\boldsymbol{g_j(x)}$: Evaluation de la solution $\boldsymbol{x}$ par rapport au critère C_j.

Chacune de ces fonctions objectifs joue le rôle d'un critère et possède un optimum, qui est généralement différent de celui des autres fonctions. C'est pourquoi, il est impossible de déterminer une solution optimale en toute généralité, mais plutôt un ensemble de solutions dites Pareto optimales (ou non dominées). Rappelons qu'une solution est qualifiée de "Pareto optimale" si toute amélioration faite sur une fonction objectif la caractérisant s'accompagne d'une dégradation d'au moins une des autres fonctions objectifs [Chankong et Haimes, 2008].

Un programme mathématique à objectifs multiples peut être résolu en recherchant une solution de compromis jugée satisfaisante. Dans ce cadre, la méthode du goal programming a montré son efficacité pour résoudre certains problèmes multicritères, à l'instar de [Lee et Kim, 2000 ; Kumar et al., 2004 ; Pati et al., 2008].

3.2.2 Goal Programming

Le Goal Programming (GP) développé par Charnes et al. [1961] est l'un des modèles multi-objectifs les plus utilisés dans la littérature scientifique.

Le principe du GP consiste à introduire pour chaque critère C_j un but b_j à atteindre et de trouver la solution qui minimise la somme des écarts par rapport à ces buts. Ainsi, la méthode du GP

transforme le programme mathématique à objectifs multiples décrit par la formule algébrique (3.32) comme suit [Hammami, 2003] :

$$\underset{x \in A}{Min} \sum_{j=1}^{n} | g_j(x) - b_j | \tag{3.33}$$

Sujet à : $C_l(x) \leq 0$, $l = 1,2,..,L$

Ce problème peut également être reformulé de la manière suivante :

$$\underset{x \in A}{\text{Min}} \sum_{j=1}^{n} (\delta_j^+ + \delta_j^-) \tag{3.34}$$

Sujet à : $C_l(x) \leq 0$, $l = 1,2,..,L$

$g_j(x) - \delta_j^+ + \delta_j^- = b_j$, $j = 1,2,..,n$

$\delta_j^+, \delta_j^- \geq 0$

Avec,

- $\boldsymbol{\delta_j^+}$: Ecart positif de la solution $\boldsymbol{x}$ par rapport au but b_j.
- $\boldsymbol{\delta_j^-}$: Ecart négatif de la solution $\boldsymbol{x}$ par rapport au but b_j.
- $\boldsymbol{C_l(x)}$: Système de contraintes du problème
- $\boldsymbol{g_j(x)}$: Evaluation de la solution $\boldsymbol{x}$ par rapport au critère C_j.

Etant donné que pour un objectif j quelconque, il est impossible d'être simultanément en dessus ($\delta_j^+ > 0$) et en dessous ($\delta_j^- > 0$) du but b_j, le produit des écarts négatifs et positifs ($\delta_j^- * \delta_j^+$) est toujours nul [Jahanshahloo et al., 2008].

Plusieurs variantes du modèle GP ont été proposées dans la littérature. Citons à titre d'exemples : le GP pondéré (*Weighted Goal Programming*), le GP MinMax (*Minmax Goal Programming*), le GP lexicographique (*Lexicographic Goal Programming*), le GP flou (*Fuzzy Goal Programming*), le GP interactif (*Interactive Goal Programming*), le GP stochastique (*Stochastic Goal Programming*), etc.

Si on introduit des poids relatifs à chaque critère, on parle de la variante du GP pondéré (WGP) développée par Charnes et al. [1977] dont la formulation algébrique est la suivante :

$$\underset{x \in A}{\text{Min}} \sum_{j=1}^{n} (w_j^+ \delta_j^+ + w_j^- \delta_j^-) \tag{3.35}$$

Sujet à : $C_l(x) \leq 0\ ,\quad l = 1,2,..,L$

$$g_j(x) - \delta_j^+ + \delta_j^- = b_j\ , j = 1,2,..,n$$

$$\delta_j^+, \delta_j^- \geq 0$$

w_j^- et w_j^+ représentent respectivement les coefficients de pondération relatifs aux déviations négatives et positives. Ces derniers permettent, d'une part, de normaliser les unités de mesure des différents objectifs, et d'autre part, de valoriser chaque objectif (i.e. d'introduire l'importance accordée à chaque objectif) [Kettani et al., 2004].

Basée sur la transformation d'un programme mathématique à objectifs multiples en un programme uni-objectif, la méthode du GP s'avère utile pour modéliser des problèmes qui n'ont pas de solutions optimales. Son grand apport consiste à aborder les problèmes multicritères sous l'angle de la satisfactions des objectifs [Hammami, 2003 ; Ayadi, 2010 ; Azzabi, 2010].

De plus, la méthode du GP pondéré a l'avantage d'engager plus qu'avant le décideur dans son processus d'exécution en lui demandant non seulement d'introduire ses préférences vis-à-vis des buts à atteindre pour chaque objectif, mais également de se prononcer vis-à-vis de l'importance accordée à chaque objectif par rapport à un autre par le biais des coefficients w_j, permettant ainsi de générer des solutions qui se rapprochent le plus de ses souhaits.

Pour toutes ces raisons, notre choix s'est porté sur l'application de la méthode du GP pondéré pour déterminer une solution de compromis au programme mathématique à objectif multiples qui sera introduit dans le chapitre 5.

4. Conclusion

La planification intégrée dans les chaînes logistique est une problématique multidimensionnelle impliquant une multitude de critères conflictuels. Le paradigme monocritère s'avère ainsi insuffisant pour aborder cette problématique ; il faudra donc impérativement aller vers le paradigme multicritères. Par ailleurs, dans le contexte des chaînes logistiques actuelles, certains paramètres, préférences et jugements des décideurs peuvent être imprécis et vagues. Afin de mieux modéliser ce type d'informations, nous avons rappelé dans ce chapitre les principes fondamentaux de la logique floue. Nous avons exposé le principe de base des méthodes utilisées pour aborder les

problématiques multicritères, à savoir les méthodes d'analyse multicritères d'aide à la décision et les méthodes d'optimisation mathématiques multicritères. La méthode d'aide à la décision multicritères multi-attributs TOPSIS Floue et le modèle d'optimisation multi-objectifs du goal programming (GP) ont été détaillés.

Ces concepts théoriques sont utilisés dans le reste de ce mémoire pour développer nos approches floues multicritères. Le chapitre suivant est consacré à la présentation de notre première approche d'aide à la décision multicritères, dédiée à la résolution du problème de planification intégrée dans un environnement flou, pour lequel nous combinons un modèle analytique et la méthode TOPSIS floue.

Chapitre 4 : Approche d'aide à la décision multicritères floue pour une planification intégrée couplant la gestion de la performance et du risque

1. Introduction 72
2. Description et caractéristiques de la chaîne logistique considérée 73
   2.1. Structure de la chaîne logistique 73
3. Présentation du modèle d'aide à la décision multicritères floue 74
   3.1. Phase I : Sélection des critères d'évaluation et définition du poids de chaque critère 77
   3.2. Phase II : Détermination des ensembles de scénarios possibles d'allocation 80
   3.3. Phase III : Evaluation des scénarios possibles d'allocation par des mesures de performance 81
   3.4. Phase IV : Evaluation des scénarios d'allocation possibles par des mesures de risque 84
   3.5. Phase V : Interprétation des résultats 87
4. Expérimentations et évaluations numériques 88
   4.1. Phase I : sélection des critères d'évaluation et définition du poids de chaque critère . 89
   4.2. Phase II : Détermination des ensembles de scénarios possibles d'allocation 90
   4.3. Phase III : Evaluation des scénarios possibles d'allocation par les mesures de performance 90
   4.4. Phase IV : Evaluation des scénarios possibles d'allocation par les mesures de risque 96
   4.5. Phase V : Interprétation des résultats 98
5. Analyse de sensibilité 99
6. Conclusion 102

1. Introduction

Le premier chapitre de ce manuscrit a permis de positionner notre travail de thèse dans le vaste contexte des chaînes logistiques, tandis que le deuxième a permis de situer notre problématique de recherche par rapport aux multitudes approches de planification développées dans la littérature scientifique.

Dans ce chapitre, nous développons et testons la structure générale de l'approche d'aide à la décision multicritères proposée pour faire face à notre problématique de planification intégrée sous incertitude. Cette proposition est basée sur les concepts théoriques présentés dans le troisième chapitre.

Pour ce faire, nous commençons par détailler le système logistique étudié, ses processus décisionnels et les hypothèses qui y sont associés, pour dresser le cadre général de notre travail de recherche.

Par la suite, nous récapitulons la structure globale de l'approche d'aide à la décision proposée. La première phase concerne la sélection des critères d'évaluation et la détermination des poids de chaque critère. Basée sur un modèle mathématique, la deuxième phase est consacrée à la génération de l'ensemble des scénarios d'allocation capables de satisfaire la demande client. La troisième et la quatrième phase visent respectivement à déterminer des mesures de performance et de risque pour chaque scénario d'allocation, et en se basant sur la méthode TOPSIS floue. La cinquième et dernière phase vise à comparer et interpréter les résultats en se basant sur des échelles linguistiques.

L'applicabilité de ces différentes phases est démontrée via un exemple numérique détaillé et analysé dans la quatrième section.

Le chapitre se termine par une analyse de sensibilité des mesures de performance et de risque à travers une variation des poids reflétant l'importance des divers critères de décision.

2. Description et caractéristiques de la chaîne logistique considérée

2.1. Structure de la chaîne logistique

La structure de la chaîne logistique considérée dans le cadre de cette étude est illustrée dans la Figure 4.1. Cette chaîne implique six types d'acteurs : l'entreprise mère, les sites de production, les fournisseurs de composants, les sous-traitants, les magasins et un ensemble de clients. Ces acteurs échangent entre eux des flux physiques, des flux financiers et des flux d'information.

Cette structure générique confie à l'entreprise mère la tâche de répartition de la charge de production induite par la demande client entre les sites de production, sites qui doivent assurer la fabrication d'un ensemble de produits finis.

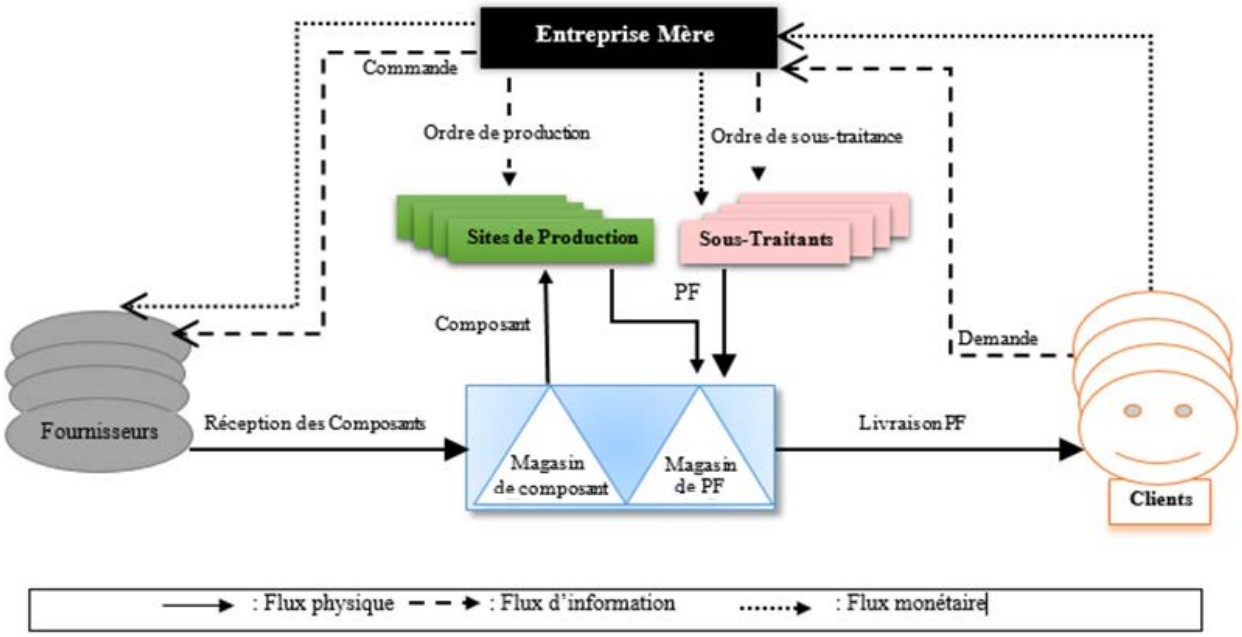


Figure 4.1 : Structure de la chaîne logistique étudiée

Par ailleurs, les charges de production génèrent des besoins dépendants en composants. Ainsi, l'entreprise mère transmet ses commandes en composants à ses fournisseurs en regroupant les besoins issus des différents produits finis.

Pour ajuster sa capacité de fabrication et être en mesure de satisfaire la demande client, l'entreprise a la possibilité d'utiliser des capacités de production supplémentaires et/ou de recourir à la sous-traitance.

Nous pouvons constater que le rôle de l'entreprise mère est très délicat. En effet, la répartition de charge est une tâche critique et complexe car elle doit tenir compte d'une part des capacités des différents acteurs (fournisseurs, sites de production et sous-traitants) et d'autre part de la satisfaction de la demande client.

Dans un souci de simplification, nous n'avons pas considéré les coûts de transport et de stockage. Cela revient à supposer qu'ils peuvent être inclus dans le coût de production ; ils peuvent aussi être introduits de manière plus précise dans le modèle de planification proposé si cela est nécessaire.

De plus, nous supposons que les délais de production sont négligeables. En effet, la prise en compte des différentes durées de production, qui revient à décaler les dates de lancement par rapport aux dates de besoin, complique le problème considéré sans enrichir la problématique.

En outre, pour des raisons de simplification, nous supposons que les sites de fabrication peuvent être ramenés à des systèmes de production à un seul étage (par exemple par rapport à une ressource critique).

3. Présentation du modèle d'aide à la décision multicritères floue

- *Indices et dimensions*

T	Nombre de périodes de l'horizon de planification ($t = 1,\ldots, T$)
P	Nombre de types différents de produits finis ($p = 1,\ldots, P$)
R	Nombre de composants qui interviennent dans la fabrication des divers produits ($r = 1,\ldots, R$)
M	Nombre de sites de production ($m = 1,\ldots, M$)
S	Nombre de fournisseurs ($s = 1,\ldots, S$)
B	Nombre de sous-traitants ($b = 1,\ldots, B$)

- *Paramètres statiques*

S^r	Ensemble de fournisseurs fournissant le composant *r* ($S^r \subseteq \{1,\ldots, S\}$).
M^p	Ensemble de sites de production fabriquant le produit fini *p* ($M^p \subseteq \{1,\ldots, M\}$).
B^p	Ensemble de sous-traitants fournissant le produit fini *p* ($B^p \subseteq \{1,\ldots, B\}$).
R^p	Ensemble de composants nécessaires pour la fabrication du produit finis *p*.
$\alpha_{p,r}$	Nombre de composants *r* entrant dans la fabrication du produit fini *p*.
$cap_r_{m,p,t}$	Quantité maximale du produit fini *p* qui peut être fabriquée pendant les heures normales sur le site de production *m* pendant la période *t.*
$cap_ov_{m,p,t}$	Quantité maximale du produit fini *p* qui peut être fabriquée pendant les heures supplémentaires sur le site de production *m* pendant la période *t.*
$cap_b_{b,p,t}$	Quantité maximale du produit fini *p* qui peut être sous-traitée auprès du sous-traitant *b* pendant la période *t.*
$cap_s_{s,r,t}$	Quantité maximale du composant *r* qui peut être approvisionnée auprès du fournisseur *s* pendant la période *t.*
$D_{p,t}$	Demande globale en produit fini *p* pour la période *t* résultant de tous les commandes client.

- *Paramètres Flous*

$\widetilde{c_r}_{m,p,t}$	Coût unitaire de fabrication du produit *p* sur le site de production *m* pendant les heures normales de la période *t*.
$\widetilde{c_ov}_{m,p,t}$	Coût unitaire de fabrication du produit *p* sur le site de production *m* pendant les heures supplémentaires de la période *t*.

$\widetilde{c_b}_{b,p,t}$ Coût unitaire de sous-traitance du produit fini *p* à la période *t* auprès du sous-traitant *b*.

$\widetilde{c_s}_{s,r,t}$ Coût unitaire d'achat du composant *r* chez le fournisseur *s* pendant la période *t.*

$\widetilde{Q_m}_{m}, \widetilde{Q_b}_{b}, \widetilde{Q_s}_{s}$ Évaluation linguistique de la qualité corrélée respectivement au site de production *m*, au sous-traitant *b* et au fournisseur *s*.

$\widetilde{Rl_m}_{m}, \widetilde{Rl_b}_{b}, \widetilde{Rl_s}_{s}$ Évaluation linguistique de la fiabilité corrélée respectivement au site de production *m*, au sous-traitant *b* et au fournisseur *s*.

$\widetilde{F_m}_{m}, \widetilde{F_b}_{b}, \widetilde{F_s}_{s}$ Évaluation linguistique de la flexibilité corrélée respectivement au site de production *m*, au sous-traitant *b* et au fournisseur *s*.

$\widetilde{Rsp_m}_{m}, \widetilde{Rsp_b}_{b}, \widetilde{Rsp_s}_{s}$ Évaluation linguistique de la réactivité corrélée respectivement au site de production *m*, au sous-traitant *b* et au fournisseur *s*.

$\widetilde{Rsı_m}_{m}, \widetilde{Rsı_b}_{b}, \widetilde{Rsı_s}_{s}$ Évaluation linguistique de la résilience corrélée respectivement au site de production *m*, au sous-traitant *b* et au fournisseur *s*.

$\widetilde{Rob_m}_{m}, \widetilde{Rob_b}_{b}, \widetilde{Rob_s}_{s}$ Évaluation linguistique de la robustesse corrélée respectivement au site de production *m*, au sous-traitant *b* et au fournisseur *s*.

- *Variables de décisions*

$x_r_{m,p,t}$ Quantité du produit fini *p* fabriquée par le site de production *m* pendant les heures normales de la période *t.*

$x_ov_{m,p,t}$ Quantité du produit fini *p* fabriquée par le site de production *m* pendant les heures supplémentaires de la période *t.*

$x_b_{b,p,t}$ Quantité du produit fini *p* achetée auprès du sous-traitant *b* pendant la période *t*.

$x_s_{s,r,t}$ Quantité du composant *r* achetée auprès du fournisseur *s* pendant la période *t*.

3.1. Phase I : Sélection des critères d'évaluation et définition du poids de chaque critère

Le décideur est tout d'abord amené à faire un choix des critères de sélection des plans et à préciser les poids attachés aux différents critères de choix.

En pratique, ces poids reflètent une préférence et il parait artificiel de les définir avec une grande précision. Ils peuvent donc exprimés par des variables linguistiques et résumés par un vecteur de poids flou.

La définition d'une liste fermée de critères de choix limiterait l'autonomie du décideur et contredirait le caractère générique de notre approche. Il est donc plus intéressant de définir une bibliothèque de critères et d'offrir à l'utilisateur la possibilité de choisir parmi les critères de cette bibliothèque ceux adaptés au besoin réel de l'entreprise, en cohérence avec le processus décisionnel considéré. Le décideur peut aussi bien évidemment introduire des nouveaux critères sans que l'utilisation de la méthode proposée soit remise en cause.

En première approche, les critères identifiés dans notre bibliothèque sont regroupés en deux classes comme suit :

3.1.1 Classe I : Performance

Cette première classe vise à évaluer la performance d'un plan. Nous avons sélectionné les critères suivants :

- *Coût*

  Le coût total du plan, qui inclut le coût de production, le coût d'approvisionnement et le coût de sous-traitance.

  Ces coûts peuvent être mal connus à un horizon moyen terme ; ils seront donc modélisés par des nombres flous.

- *Nombre d'acteurs*

  Il s'agit du nombre d'acteurs impliqués dans le plan, à savoir les fournisseurs, les sites de production et les sous-traitants.

Ce critère peut être pertinent ou non selon la politique du décideur. En effet, certaines entreprises estiment que la réduction du nombre de fournisseurs permet d'améliorer la qualité et de réduire les coûts [Monczka et al., 1993 ; Goffin et al., 1997]. La stratégie opposée (approvisionnement multiple) peut également être adoptée afin de diminuer la dépendance à l'égard d'un nombre limité de fournisseurs.

- *Qualité*

  La qualité liée à chaque plan tactique est ici considérée comme la capacité des partenaires impliqués dans ce plan à livrer des pièces avec les caractéristiques et les emballages exigés. Etant donnée la difficulté d'attribuer une mesure quantitative à cet attribut (il s'agit en effet d'une estimation a priori et pas d'une mesure a posteriori), nous avons choisi une évaluation qualitative pour ce critère.

- *Fiabilité*

  Ce critère concerne les performances des partenaires dans la livraison des pièces à la date prévue.
  A l'instar du critère qualité, nous supposons dans le cadre de notre étude que la fiabilité des partenaires est évaluée qualitativement par le décideur.

3.1.2 Classe II : Risque

Cette deuxième classe de critère vise à distinguer les partenaires capables de réagir aux aléas de ceux qui peuvent avoir des difficultés à faire face à des événements imprévus. Des termes comme flexibilité, réactivité ou robustesse étant souvent interprétés différemment, nous proposons ici dans un souci de clarté une définition du sens avec lequel nous les utilisons, sans prétendre à une quelconque généralité.

- *Flexibilité*

  Nous considérons dans cette étude que la flexibilité est relative à la capacité des partenaires à répondre à des changements imposés par le client dans les caractéristiques du produit pendant que la commande est en cours de traitement.

Ce critère peut être important dans le cas où le produit considéré a une configuration personnalisée qui peut être modifiée à court terme.

Bien entendu, ce critère ne sera plus utile si les commandes ne concernent que des produits standards.

- *Réactivité*

La réactivité est considérée ici comme la capacité des partenaires à répondre aux changements demandés par les clients dans les dates de réception de leurs commandes.

Un tel critère ne sera pas pertinent en cas de demande régulière.

- *Robustesse*

La robustesse d'un partenaire peut être définie comme l'insensibilité de ses performances à des perturbations.

Ce critère est de plus en plus important en pratique, étant donné que les plans tactiques sont souvent affectés par des facteurs incontrôlables [Genin et al., 2008].

- *Résilience*

La résilience d'un acteur peut être considérée comme « *sa capacité de revenir à son état d'origine suite à une perturbation ou interruption* » [Mensah et Merkuryev, 2014]. Cette définition est à notre avis très proche de celle de la robustesse. Selon Bhamra et al. [2011] « *la résilience est la capacité d'une entité à revenir à un état stable après une perturbation* ». En psychologie, la résilience est la capacité d'un individu à atteindre un état satisfaisant après une crise [Cyrulnik et Macey, 2009]. Au contraire de la robustesse, cet état peut être différent de l'état initial. Cette définition nous semble la plus adaptée à notre problématique.

Notons que ces dernières années ont vu émerger dans le domaine du Génie Industriel le concept de résilience des chaînes logistique [Tukamuhabwa et al., 2015]. Cependant, seulement quelques études ont intégré un critère de résilience dans le processus de sélection des fournisseurs [Haldar et al., 2012 ; Haldar et al., 2014 ; Sahu et al., 2016].

A notre connaissance, ce critère n'a été jamais pris en compte lors de l'allocation des ordres aux différents partenaires (c.-à-d. au niveau tactique).

- *Stabilité*

  La stabilité d'un partenaire est liée à son carnet de commandes plutôt qu'à des caractéristiques intrinsèques du partenaire : elle exprime la stabilité de la charge du partenaire entre deux périodes consécutives. De nombreux travaux ont, en effet, montré que dans la pratique, les fournisseurs (en particulier les petits) peuvent être déstabilisés par des variations de charge importantes [Ming et al., 2014], entraînant un risque accru d'être incapables de satisfaire les commandes.

  Dans cette étude, nous évaluerons ce critère en calculant la différence entre la charge à la période précédente et la charge affectable à la période considérée, donnant ainsi une mesure d'instabilité qui devra être minimisée.

La qualité, la fiabilité, la flexibilité, la réactivité, la robustesse et la résilience sont des critères de nature "gain" (à maximiser), tandis que les critères coût, nombre d'acteurs et instabilité sont des critères de nature "coût" (à minimiser).

3.2. Phase II : Détermination des ensembles de scénarios possibles d'allocation

Soit $\Gamma_{p,t}$ l'ensemble de scenarios/répartitions capables de satisfaire la demande client $D_{p,t}$ avec :

$$\Gamma_{p,t} = \{S^i_{p,t}\} = \{ (x_r^i_{m,p,t})_{m \in M^P}, (x_ov^i_{m,p,t})_{m \in M^P}, (x_b^i_{b,p,t})_{b \in B^P}, (x_s^i_{s,r,t})_{s \in S^r, r \in R^P}) | \text{ (4.2) - (4.8)} \} \quad (4.1)$$

$$\sum_{m \in M^P} x_r^i_{m,p,t} + \sum_{m \in M^P} x_ov^i_{m,p,t} + \sum_{b \in B^P} x_b^i_{b,p,t} = D_{p,t} \qquad \forall\, i, p, t \qquad (4.2)$$

$$\sum_{s \in S^r} x_s^i_{s,r,t} = \left(\sum_{m \in M^P} x_r^i_{m,p,t} + \sum_{m \in M^P} x_ov^i_{m,p,t} \right) * \alpha_{p,r} \qquad \forall\, r \in R^p, \forall\, i, t \qquad (4.3)$$

$$x_r^i_{m,p,t} \leq cap_r_{m,p,t} \qquad \forall\, i, m, p, t \qquad (4.4)$$

$$x_ov^i_{m,p,t} \leq cap_ov_{m,p,t} \qquad \forall\, i, m, p, t \qquad (4.5)$$

$$x_b^i_{b,p,t} \leq cap_b_{b,p,t} \qquad \forall\, i, b, p, t \qquad (4.6)$$

$$x_s^i_{s,r,t} \leq cap_s_{s,r,t} \qquad \forall\, i, r, s, t \qquad (4.7)$$

$$x_r^{i}_{m,p,t}, x_ov^{i}_{m,p,t}, x_b^{i}_{b,p,t}, x_s^{i}_{s,r,t} \geq 0 \qquad \forall\, i, p, r, t, m, b, s \qquad (4.8)$$

La contrainte (4.2) assure la satisfaction de la demande client à la fin de chaque période.

Les composants à approvisionner pour chaque période sont calculés en utilisant la contrainte (4.3).

Les contraintes (4.4) et (4.5) garantissent le respect de la capacité des sites de production respectivement pendant les heures normales et les heures supplémentaires.

Les contraintes (4.6) et (4.7) représentent respectivement les contraintes de capacités maximales des fournisseurs et des sous-traitants pour chaque période.

Enfin, la contrainte (4.8) impose que toutes les variables décisionnelles manipulées soient positives ou nulles. Cette positivité des variables évite d'obtenir des solutions sans signification.

3.3. Phase III : Evaluation des scénarios possibles d'allocation par des mesures de performance

3.3.1 Etape 1 : Evaluation des acteurs par rapport aux différents critères de performance

Tout d'abord, nous commençons par la détermination de la matrice de comparaison acteurs-critères de classe I. Cette matrice permet de comparer les performances des différentes alternatives sans tenir compte de leurs résistances aux aléas et aux perturbations.

Comme nous l'avons vu, certaines données relatives aux critères peuvent être connues de manière imprécise. Par exemple, le coût unitaire des différents acteurs (sites de production, fournisseurs et sous-traitants) est donné par un nombre flou trapézoïdal.

Pour les critères qualité et fiabilité, le décideur donne ses appréciations sous forme linguistique, en se basant sur ses expériences antérieures avec ces partenaires.

3.3.2 Etape 2 : Construction de la matrice de comparaison floue des scénarios possibles d'allocation - critères de performance

En se basant sur les résultats fournis lors de la première étape, la matrice de comparaison floue des différents scénarios d'allocation possibles par rapport aux critères de performance sélectionnés dans la première phase est construite en utilisant les propositions suivantes :

(i) La mesure du coût de chaque scénario d'allocation est relative à la somme des coûts d'approvisionnement, de production et de sous-traitance.

Ainsi, si $\widetilde{TC}_{p,t}^{i}$ désigne le coût total relatif au scénario $S_{p,t}^{i}$, alors :

$$\widetilde{TC}_{p,t}^{i} = \sum_{m\epsilon M^P} x_r_{m,p,t}^{i} \otimes \widetilde{c_r}_{m,p,t} \oplus \sum_{m\epsilon M^P} x_ov_{m,p,t}^{i} \otimes \widetilde{c_ov}_{m,p,t} \oplus \sum_{b\epsilon B^P} x_b_{b,p,t}^{i} \otimes \widetilde{c_b}_{b,p,t} \oplus \sum_{s\epsilon S^r} \sum_{r\epsilon R^p} x_s_{s,r,t}^{i} \otimes \widetilde{c_s}_{s,r,t} \quad \forall\, i, p, t \tag{4.9}$$

(ii) La mesure de chaque scénario d'allocation par rapport au critère « nombre d'acteurs » peut être évaluée en calculant le nombre total d'acteurs (sites de production, fournisseurs et sous-traitants) impliqués dans cette allocation.

Si $nb_{p,t}^{i}$ désigne le nombre d'acteurs relatifs au scénario $S_{p,t}^{i}$, alors :

$$nb_{p,t}^{i} = card\,(E_{p,t}^{i}) \qquad \forall\, i, p, t \tag{4.10}$$

Avec :

$$E_{m,p,t}^{i} = \{m\epsilon M^P \mid x_r_{m,p,t}^{i} > 0\} \cup \{m\epsilon M^P \mid x_ov_{m,p,t}^{i} > 0\} \cup \{b\epsilon B^P \mid x_b_{b,p,t}^{i} > 0\} \cup \{s\epsilon S^r \mid x_s_{s,r,t}^{i} > 0\} \qquad \forall\, i, p, t \tag{4.11}$$

(iii) Plusieurs stratégies peuvent être utilisées pour évaluer la qualité et la fiabilité relatives à chaque scénario d'allocation. Nous nous limitons ici à définir trois stratégies classiques qui n'ont aucune ambition d'exhaustivité, mais traduisent plutôt quelques comportements simples et intuitifs du décideur.

Par la suite, nous notons $\widetilde{Q}_{p,t}^{i}$ et $\widetilde{Rl}_{p,t}^{i}$ respectivement la qualité et la fiabilité relatives au scénario d'allocation $S_{p,t}^{i}$.

- *Stratégie « pessimiste » :* la qualité (respectivement la fiabilité) relative à un scénario d'allocation est donnée par la qualité (respectivement la fiabilité) du pire partenaire impliqué dans cette allocation :

$$\tilde{Q}^i_{p,t} = Min\left(\underset{m \in E^i_{p,t}}{Min} \widetilde{Q_m}_{m,p} ; \underset{b \in E^i_{p,t}}{Min} \widetilde{Q_b}_{b,p} ; \underset{s \in E^i_{p,t}}{Min} \widetilde{Q_s}_{s,r} \right) \quad \forall i, p, t \quad (4.12)$$

$$\widetilde{Rl}^i_{p,t} = Min\left(\underset{m \in E^i_{p,t}}{Min} \widetilde{Rl_m}_{m,p} ; \underset{b \in E^i_{p,t}}{Min} \widetilde{Rl_b}_{b,p} ; \underset{s \in E^i_{p,t}}{Min} \widetilde{Rl_s}_{s,r} \right) \quad \forall i, p, t \quad (4.13)$$

- *La stratégie « optimiste » :* la qualité (respectivement la fiabilité) relative à un scénario d'allocation est donnée par la qualité (respectivement la fiabilité) du meilleur partenaire impliqué dans cette allocation :

$$\tilde{Q}^i_{p,t} = Max\left(\underset{m \in E^i_{p,t}}{Max} \widetilde{Q_m}_{m,p} ; \underset{b \in E^i_{p,t}}{Max} \widetilde{Q_b}_{b,p} ; \underset{s \in E^i_{p,t}}{Max} \widetilde{Q_s}_{s,r} \right) \quad \forall i, p, t \quad (4.14)$$

$$\widetilde{Rl}^i_{p,t} = Max\left(\underset{m \in E^i_{p,t}}{Max} \widetilde{Rl_m}_{m,p} ; \underset{b \in E^i_{p,t}}{Max} \widetilde{Rl_b}_{b,p} ; \underset{s \in E^i_{p,t}}{Max} \widetilde{Rl_s}_{s,r} \right) \quad \forall i, p, t \quad (4.15)$$

- *La stratégie « moyenne »* : la qualité (respectivement la fiabilité) relative à un scénario d'allocation est donnée par la moyenne des mesures de qualité (respectivement de fiabilité) des acteurs impliqués dans ce scénario d'allocation :

$$\tilde{Q}^i_{p,t} = \Big[\left(\sum_{m \epsilon M^P} \left(x_r^i_{m,p,t} + x_ov^i_{m,p,t} \right) \otimes \widetilde{Q_m}_{m,p} \right) \oplus \left(\sum_{b \epsilon B^P} x_b^i_{b,p,t} \otimes \widetilde{Q_b}_{b,p} \right) \oplus \left(\sum_{s \epsilon S^r} \sum_{r \epsilon R^p} x_s^i_{s,r,t} \otimes \widetilde{Q_s}_{s,r} \right) \Big] / \Big[\sum_{m \epsilon M^P} \left(x_r^i_{m,p,t} + x_{ov}{}^i_{m,p,t} \right) + \sum_{b \epsilon B^P} x_b^i_{b,p,t} + \sum_{s \epsilon S^r} \sum_{r \epsilon R^p} x_s^i_{s,r,t} \Big] \quad \forall i, p, t \quad (4.16)$$

$$\widetilde{Rl}^i_{p,t} = \Big[\left(\sum_{m \epsilon M^P} \left(x_r^i_{m,p,t} + x_ov^i_{m,p,t} \right) \otimes \widetilde{Rl_m}_{m,p} \right) \oplus \left(\sum_{b \epsilon B^P} x_b^i_{b,p,t} \otimes \widetilde{Rl_b}_{b,p} \right) \oplus \left(\sum_{s \epsilon S^r} \sum_{r \epsilon R^p} x_s^i_{s,r,t} \otimes \widetilde{Rl_s}_{s,r} \right) \Big] / \Big[\sum_{m \epsilon M^P} \left(x_r^i_{m,p,t} + x_{ov}{}^i_{m,p,t} \right) + \sum_{b \epsilon B^P} x_b^i_{b,p,t} + \sum_{s \epsilon S^r} \sum_{r \epsilon R^p} x_s^i_{s,r,t} \Big] \quad \forall i, p, t \quad (4.17)$$

3.3.3 Etape 3 : Détermination de la mesure de performance de chaque scénario possible d'allocation

Dans cette étape, la méthode d'aide à la décision multicritères multi-attributs TOPSIS Floue est utilisée, en considérant en entrée la matrice floue de comparaison alternatives-critères classe I (cf. section 3.3.2) et les poids des critères appartenant à la classe I retenus par le décideur lors de la première phase (cf. section 3.1).

L'objectif de cette étape est de déterminer pour chaque scénario $S_{p,t}^{i}$ un coefficient de proximité noté $CC_I_{p,t}^{i}$ compris entre 0 et 1, qui mesure sa distance par rapport à la solution idéale et par rapport à la solution anti-idéale. La mesure de performance relative à chaque scénario est proportionnelle à ce coefficient.

3.4. Phase IV : Evaluation des scénarios d'allocation possibles par des mesures de risque

3.4.1 Etape 1 : Evaluation des acteurs par rapport aux différents critères de risque

Il s'agit dans cette étape de déterminer la matrice de comparaison acteurs-critères de risque. Cette matrice permet de comparer les différents acteurs par rapport à leurs résistances face aux aléas et aux perturbations.

Nous supposons que les critères « flexibilité », « réactivité », « robustesse » et « résilience » sont évalués par le décideur via des variables linguistiques. Quant au critère « stabilité », nous supposons que nous avons accès à des informations précises sur la charge de chaque acteur au cours de la période précédente.

3.4.2 Etape 2 : Construction de la matrice de comparaison floue des scénarios possibles d'allocation - critères de risque

La matrice de comparaison floue des différents scénarios possibles d'allocation par rapport aux critères de risque est construite en se basant sur les résultats de la première étape (cf. section 3.4.1).

L'appréciation de chaque alternative par rapport aux critères de risque est évaluée en fonction de la stratégie du décideur (c.-à-d. stratégie optimale, stratégie pessimiste et stratégie moyenne).

Par la suite, nous notons $\tilde{F}^i_{p,t}$, $\widetilde{Rsp}^i_{p,t}$, $\widetilde{Rsi}^i_{p,t}$, $\widetilde{Rob}^i_{p,t}$ et $St^i_{p,t}$ respectivement la flexibilité, la réactivité, la robustesse, la résilience et la stabilité relatives au scénario d'allocation $S^i_{p,t}$.

- Selon la stratégie « pessimiste », la matrice de comparaison sera construite de la manière suivante

$$\tilde{F}^i_{p,t} = Min\ (\ \underset{m \in E^i_{p,t}}{Min}\ \widetilde{F_m}_{m,p}\ ;\ \underset{b \in E^i_{p,t}}{Min}\ \widetilde{F_b}_{b,p}\ ;\ \underset{s \in E^i_{p,t}}{Min}\ \widetilde{F_s}_{s,r}) \qquad \forall\, i\,, p, t \quad (4.18)$$

$$\widetilde{Rsp}^i_{p,t} = Min\ (\ \underset{m \in E^i_{p,t}}{Min}\ \widetilde{Rsp_m}_{m,p}\ ;\ \underset{b \in E^i_{p,t}}{Min}\ \widetilde{Rsp_b}_{b,p}\ ;\ \underset{s \in E^i_{p,t}}{Min}\ \widetilde{Rsp_s}_{s,r}\ ) \qquad \forall\, i\,, p, t \quad (4.19)$$

$$\widetilde{Rsi}^i_{p,t} = Min\ (\ \underset{m \in E^i_{m,p}}{Min}\ \widetilde{Rsi_m}_{m,p}\ ;\ \underset{b \in E^i_{p,t}}{Min}\ \widetilde{Rsi_b}_{b,p}; \underset{s \in E^i_{p,t}}{Min}\ \widetilde{Rsi_s}_{s,r}) \qquad \forall\, i\,, p, t \quad (4.20)$$

$$\widetilde{Rob}^i_{p,t} = Min\ (\ \underset{m \in E^i_{p,t}}{Min}\ \widetilde{Rob_m}_{m,p}\ ;\ \underset{b \in E^i_{m,p,t}}{Min}\ \widetilde{Rob_b}_{b,p}\ ;\ \underset{s \in E^i_{m,p,t}}{Min}\ \widetilde{Rob_s}_{s,r}) \qquad \forall\, i\,, p, t \quad (4.21)$$

$$\begin{aligned} St^i_{p,t} = Max\ (\quad & (\ \underset{m \in E^i_{p,t}}{Max}\ (\ |x_r_{m,p,t} - x_r_{m,p,t-1}|\ )\ ; \\ & \underset{m \in E^i_{p,t}}{Max}\ (\ |x_ov_{m,p,t} - x_ov_{m,p,t-1}|\ )\ ; \\ & \underset{b \in E^i_{p,t}}{Max}\ (\ |x_b_{b,p,t} - x_b_{b,p,t-1}|\ )\ ; \\ & \underset{s \in E^i_{p,t}}{Max}\ (\ |x_s_{s,r,t} - x_s_{s,r,t-1}|\ )\ ) \end{aligned} \qquad \forall\, i\,, p, t \quad (4.22)$$

- Selon la stratégie « optimiste », la matrice de comparaison floue sera déterminée comme suit :

$$\tilde{F}^i_{p,t} = Max\ (\ \underset{m \in E^i_{p,t}}{Max}\ \widetilde{F_m}_{m,p}\ ;\ \underset{b \in E^i_{p,t}}{Max}\ \widetilde{F_b}_{b,p}\ ;\ \underset{s \in E^i_{p,t}}{Max}\ \widetilde{F_s}_{s,r}) \qquad \forall\, i\,, p, t \quad (4.23)$$

$$\widetilde{Rsp}^i_{p,t} = Max\ (\ \underset{m \in E^i_{p,t}}{Max}\ \widetilde{Rsp_m}_{m,p}\ ;\ \underset{b \in E^i_{p,t}}{Max}\ \widetilde{Rsp_b}_{b,p}\ ;\ \underset{s \in E^i_{p,t}}{Max}\ \widetilde{Rsp_s}_{s,r}\ ) \qquad \forall\, i\,, p, t \quad (4.24)$$

$$\widetilde{Rsi}^{i}_{p,t} = Max\left(\min_{m \in E^{i}_{m,p}} \widetilde{Rsi_m}_{m,p} ; \max_{b \in E^{i}_{p,t}} \widetilde{Rsi_b}_{b,p} ; \max_{s \in E^{i}_{p,t}} \widetilde{Rsi_s}_{s,r} \right) \quad \forall i, p, t \quad (4.25)$$

$$\widetilde{Rob}^{i}_{p,t} = Max\left(\max_{m \in E^{i}_{p,t}} \widetilde{Rob_m}_{m,p} ; \max_{b \in E^{i}_{m,p,t}} \widetilde{Rob_b}_{b,p} ; \max_{s \in E^{i}_{m,p,t}} \widetilde{Rob_s}_{s,r} \right) \quad \forall i, p, t \quad (4.26)$$

$$\begin{aligned} St^{i}_{p,t} = Min\Big(& \min_{m \in E^{i}_{p,t}} \left(|x_r_{m,p,t} - x_r_{m,p,t-1}| \right) ; \\ & \min_{m \in E^{i}_{p,t}} \left(|x_ov_{m,p,t} - x_ov_{m,p,t-1}| \right) ; \\ & \min_{b \in E^{i}_{p,t}} \left(|x_b_{b,p,t} - x_b_{b,p,t-1}| \right) ; \\ & \min_{s \in E^{i}_{p,t}} \left(|x_s_{s,r,t} - x_s_{s,r,t-1}| \right) \Big) \end{aligned} \quad \forall i, p, t \quad (4.27)$$

- Selon la stratégie « moyenne », la matrice de comparaison floue sera construite en se basant sur les calculs suivants :

$$\widetilde{Rsp}^{i}_{p,t} = \Big[\left(\sum_{m \epsilon M^{P}} \left(x_r^{i}_{m,p,t} + x_ov^{i}_{m,p,t} \right) \otimes \widetilde{Rsp_m}_{m,p} \right) \oplus \left(\sum_{b \epsilon B^{P}} x_b^{i}_{b,p,t} \otimes \widetilde{Rsp}_b_{b,p} \right) \oplus \left(\sum_{s \epsilon S^{r}} \sum_{r \epsilon R^{p}} x_s^{i}_{s,r,t} \otimes \widetilde{Rsp_s}_{s,r} \right) \Big] \Big/ \Big[\sum_{m \epsilon M^{P}} \sum_{b \epsilon B^{P}} \sum_{s \epsilon S^{r}} x_r^{i}_{m,p,t} + x_ov^{i}_{m,p,t} + x_b^{i}_{b,p,t} + x_s^{i}_{s,r,t} \Big] \quad \forall i, p, t \quad (4.28)$$

$$\widetilde{Rsi}^{i}_{p,t} = \Big[\left(\sum_{m \epsilon M^{P}} \left(x_r^{i}_{m,p,t} + x_ov^{i}_{m,p,t} \right) \otimes \widetilde{Rsi_m}_{m,p} \right) \oplus \left(\sum_{b \epsilon B^{P}} x_b^{i}_{b,p,t} \otimes \widetilde{Rsi_b}_{b,p} \right) \oplus \left(\sum_{s \epsilon S^{r}} \sum_{r \epsilon R^{p}} x_s^{i}_{s,r,t} \otimes \widetilde{Rsi_s}_{s,r} \right) \Big] \Big/ \Big[\sum_{m \epsilon M^{P}} \sum_{b \epsilon B^{P}} \sum_{s \epsilon S^{r}} x_r^{i}_{m,p,t} + x_ov^{i}_{m,p,t} + x_b^{i}_{b,p,t} + x_s^{i}_{s,r,t} \Big] \quad \forall i, p, t \quad (4.29)$$

$$\widetilde{Rob}^{i}_{p,t} = \Big[\left(\sum_{m \epsilon M^{P}} \left(x_r^{i}_{m,p,t} + x_ov^{i}_{m,p,t} \right) \otimes \widetilde{Rob_m}_{m,p} \right) \oplus \left(\sum_{b \epsilon B^{P}} x_b^{i}_{b,p,t} \otimes \widetilde{Rob_b}_{b,p} \right) \oplus \left(\sum_{s \epsilon S^{r}} \sum_{r \epsilon R^{p}} x_s^{i}_{s,r,t} \otimes \widetilde{Rob_s}_{s,r} \right) \Big] \Big/ \Big[\sum_{m \epsilon M^{P}} \sum_{b \epsilon B^{P}} \sum_{s \epsilon S^{r}} x_r^{i}_{m,p,t} + x_ov^{i}_{m,p,t} + x_b^{i}_{b,p,t} + x_s^{i}_{s,r,t} \Big] \quad \forall i, p, t \quad (4.30)$$

$$\widetilde{St}^{i}_{p,t} = \Big[\sum_{m \epsilon M^{P}} \sum_{b \epsilon B^{P}} \sum_{s \epsilon S^{r}} | x_r^{i}_{m,p,t} - x_r_{m,p,t-1} | + | x_ov^{i}_{m,p,t} - x_ov_{m,p,t-1} | + | x_b^{i}_{m,p,t} - x_b_{m,p,t-1} | + | x_s^{i}_{s,r,t} - x_s_{s,r,t-1} | \Big] / \left[nb^{i}_{p,t} \right] \quad \forall i, p, t \quad (4.31)$$

3.4.3 Etape 3 : Détermination de la mesure de risque de chaque scénario possible d'allocation

La méthode TOPSIS Floue est utilisée de nouveau dans cette étape, en prenant comme entrée la matrice floue de comparaison alternatives-critères classe II (cf. section 3.4.2) et les poids des critères de risque définis par le décideur lors de la première phase (cf. section 3.1). L'objectif de l'application est de déterminer pour chaque scénario $S_{p,t}^{i}$ un coefficient de proximité noté $CC_II_{p,t}^{i}$ compris entre 0 et 1, qui mesure sa distance par rapport à la solution idéale et par rapport à la solution anti-idéale. Bien entendu, le scénario d'allocation ayant le plus grand coefficient de proximité est le scénario le moins risqué.

3.5. Phase V : Interprétation des résultats

L'utilisation de la méthode TOPSIS floue dans les étapes III et IV a pour résultat les deux coefficients de proximité liés à la performance et au risque. Leur interprétation peut être simplifiée en utilisant des règles telles que celles proposées dans le Tableau 4.1. Ainsi, la performance est évaluée selon l'échelle linguistique {*non recommandé, recommandé, approuvé*}, tandis que le risque est décrit en utilisant les expressions {*faible, modéré, élevé*}. Selon sa stratégie, le décideur peut bien sûr utiliser d'autres variables linguistiques pour évaluer les scénarios d'allocation.

CC_I $^{i}_{p,t}$	**CC_II $^{i}_{p,t}$**	**Évaluation du statut de $S^{i}_{p,t}$**
CC_I $^{i}_{p,t} \in [0, 0.4)$	$\forall$ CC_II $^{i}_{p,t}$	Non recommandé
CC_I $^{i}_{p,t} \in [0.4, 0.75)$	CC_II $^{i}_{p,t} \in [0, 0.4)$	Recommandé avec un risque élevé
	CC_II $^{i}_{p,t} \in [0.4, 0.75)$	Recommandé avec un risque modéré
	CC_II $^{i}_{p,t} \in [0.75, 1]$	Recommandé avec un faible risque
CC_I $^{i}_{p,t} \in [0.75, 1]$	CC_II $^{i}_{p,t} \in [0, 0.4)$	Approuvé avec un risque élevé
	CC_II $^{i}_{p,t} \in [0.4, 0.75)$	Approuvé avec un risque modéré
	CC_II $^{i}_{p,t} \in [0.75, 1]$	Approuvé et préféré

Tableau 4.1 : Règles proposées pour évaluer le statut d'un scénario d'allocation possible $S_{p,t}^{i}$

4. Expérimentations et évaluations numériques

Dans cette section, un exemple numérique est présenté permettant de montrer l'applicabilité de l'approche proposée dans ce chapitre. Il s'agit de comparer pour une période donnée *t* la performance et le risque de différents scénarios d'allocation satisfaisant une demande client en produit fini *p* avec $D_{p,t} = 28$.

La chaîne logistique considérée dans cet exemple est composée de deux sites de production (*M1* et *M2*) et de deux sous-traitants (*B1* et *B2*) produisant le produit fini *p*. La nomenclature du produit *p* nécessite une unité du composant *r*. Ces composants peuvent être approvisionnés auprès de deux fournisseurs *S1* et *S2*. Les capacités des différents acteurs de la chaîne logistique sont présentées dans le Tableau 4.2.

Le décideur utilise les variables linguistiques classiques présentés dans le Tableau 4.3 pour évaluer l'importance des divers critères de décision et les différents acteurs en fonction de chaque critère.

Le résultat de ce travail a fait l'objet d'une publication dans un revue internationale [Khemiri et al., 2017(a)].

Capacité de production pendant les heures normales (exprimée en termes de nombre de produit p) $(cap_r_{m,p,t})$	
M1 : 10	M2 : 5
Capacité de production pendant les heures supplémentaires (exprimée en termes de nombre de produit p) $(cap_ov_{m,p,t})$	
M1 : 5	M2 : 5
Capacité de sous-traitance (exprimée en termes de nombre de produit p) $(cap_b_{b,p,t})$	
B1 : 3	B2 : 1
Capacité d'approvisionnement (exprimée en termes de nombre de composant r) $(cap_s_{s,r,t})$	
S1 : 20	S2 : 5

Tableau 4.2 : Capacité des acteurs de la chaîne logistique

Variables linguistiques	**Valeurs floues trapézoïdaux**
Très faible (TF)	(0 ; 0 ; 0.1 ; 0.2)
Faible (F)	(0.1 ; 0.2 ; 0.2 ; 0.3)
Faible à moyen (FM)	(0.2 ; 0.3 ; 0.4 ; 0.5)
Moyen (M)	(0.4 ; 0.5 ; 0.5 ; 0.6)
Moyen à élevé (ME)	(0.5 ; 0.6 ; 0.7 ; 0.8)
Elevé (E)	(0.7 ; 0.8 ; 0.8 ; 0.9)
Très élevé (TE)	(0.8 ; 0.9 ; 1.0 ; 1.0)

Tableau 4.3 : Variables linguistiques et valeurs floues trapézoïdaux

L'approche de résolution proposée peut être résumée comme suit :

4.1. Phase I : sélection des critères d'évaluation et définition du poids de chaque critère

Le décideur choisit dans cet exemple l'ensemble des critères proposés précédemment :

- *Classe I : Performance*
  - Coût
  - Nombre des acteurs
  - Qualité
  - Fiabilité

- *Classe II : Risque*
  - Flexibilité
  - Réactivité
  - Robustesse
  - Résilience
  - Stabilité

Les poids de ces différents critères sont donnés par les Tableaux 4.4 et 4.5.

Critères de performance			
Coût	Qualité	Fiabilité	Nombre des acteurs
TE	M	E	TE

Tableau 4.4 : Poids des critères de classe I

Critères de risque				
Flexibilité	Réactivité	Résilience	Robustesse	Stabilité
TE	E	E	TE	TE

Tableau 4.5 : Poids des critères de classe II

4.2. Phase II : Détermination des ensembles de scénarios possibles d'allocation

Le modèle analytique a été implémenté dans LINGO afin d'obtenir la solution optimale du problème de planification en considérant une fonction objectif simple liée au coût [Khemiri et al., 2015].

Réutiliser ce modèle mathématique en supprimant la fonction objectif a permis de générer facilement tous les scénarios possibles satisfaisant la demande (cf. Tableau 4.6).

Le solveur LINGO a donc été utilisé pour vérifier la satisfaction des contraintes.

4.3. Phase III : Evaluation des scénarios possibles d'allocation par les mesures de performance

4.3.1 Etape 1 : Evaluation des acteurs par rapport aux différents critères de performance

L'évaluation des acteurs par rapport aux différents critères de performance donnés par le décideur est illustrée dans le Tableau 4.7. Les coûts sont donnés par des nombres flous trapézoïdaux tandis que la qualité et la fiabilité sont évaluées par des variables linguistiques qui peuvent être converties en des nombres flous trapézoïdaux en utilisant le Tableau 4.3.

$S^{i}_{p,t}$	Quantités							
	$x_r_{m1,p,t}$	$x_r_{m2,p,t}$	$x_ov_{m1,p,t}$	$x_ov_{m2,p,t}$	$x_b_{b1,p,t}$	$x_b_{b2,p,t}$	$x_s_{s1,r,t}$	$x_s_{s2,r,t}$
$S^{1}_{p,t}$	10	5	5	5	3	0	20	5
$S^{2}_{p,t}$	9	5	5	5	3	1	19	5
$S^{3}_{p,t}$	9	5	5	5	3	1	20	4
$S^{4}_{p,t}$	10	4	5	5	3	1	19	5
$S^{5}_{p,t}$	10	4	5	5	3	1	20	4
$S^{6}_{p,t}$	10	5	4	5	3	1	19	5
$S^{7}_{p,t}$	10	5	4	5	3	1	20	4
$S^{8}_{p,t}$	10	5	5	4	3	1	19	5
$S^{9}_{p,t}$	10	5	5	4	3	1	20	4
$S^{10}_{p,t}$	10	5	5	5	2	1	20	5

Tableau 4.6 : Ensemble des scénarios d'allocation possibles

Critères	Acteurs					
	M1	M2	B1	B2	S1	S2
Coût	R : (9,10,11,12) Ov:(26,27,28,30)	R:(1,2,3,5) Ov:(15,16,17,20)	(45,50,50,53)	(250,260,265,270)	(5,10,12,17)	(10,15,20,25)
Qualité	E	TE	ME	F	E	TE
Fiabilité	E	TE	E	TF	ME	TE

NB : R : heures normales (Regular Time) ; Ov : heures supplémentaires (Overtime)

Tableau 4.7 : Evaluation des acteurs par rapport aux différents critères de performance retenus

4.3.2 Etape 2 : Construction de la matrice de comparaison floue des scénarios possibles d'allocation - critères de performance

Dans cet exemple, nous supposons que le décideur utilise la stratégie moyenne pour évaluer chaque scénario possible d'allocation par rapport aux critères qualité et fiabilité, seuls critères posant un problème d'agrégation. Par ailleurs, les mesures des coûts sont calculées en se basant sur la formule (4.9) et le nombre des acteurs est donné par la formule (4.10).

Le résultat de cette étape est la matrice de décision floue donnée dans le Tableau 4.8.

$S^{i}_{p,t}$	**Critères**			
	Coût	Qualité	Fiabilité	Nombre d'acteurs
$S^{1}_{p,t}$	(585, 750, 840, 1019)	(7.169, 8.169, 8.509, 9.226)	(6.528, 7.528, 8.188, 8.905)	(5, 5, 5, 5)
$S^{2}_{p,t}$	(821, 990, 1082, 1260)	(7.057, 8.057, 8.403, 9.115)	(6.423, 7.403, 8.076, 8.788)	(6, 6, 6, 6)
$S^{3}_{p,t}$	(816, 985, 1074, 1252)	(7.038, 8.038, 8.365, 9.096)	(6.365, 7.346, 8.019, 8.750)	(6, 6, 6, 6)
$S^{4}_{p,t}$	(829, 998, 1090, 1267)	(7.038, 8.038, 8.365, 9.096)	(6.403, 7.384, 8.038, 8.769)	(6, 6, 6, 6)
$S^{5}_{p,t}$	(824, 993, 1082, 1259)	(7.019, 8.019, 8.326, 9.076)	(6.346, 7.326, 7.980, 8.730)	(6, 6, 6, 6)
$S^{6}_{p,t}$	(804, 973, 1065, 1242)	(7.057, 8.057, 8.403, 9.115)	(6.423, 7.403, 8.076, 8.788)	(6, 6, 6, 6)
$S^{7}_{p,t}$	(799, 968, 1057, 1234)	(7.038, 8.038, 8.365, 9.096)	(6.365, 7.346, 8.019, 8.750)	(6, 6, 6, 6)
$S^{8}_{p,t}$	(815, 984, 1076, 1252)	(7.038, 8.038, 8.365, 9.096)	(6.403, 7.384, 8.038, 8.769)	(6, 6, 6, 6)
$S^{9}_{p,t}$	(810, 979, 1068, 1244)	(7.019, 8.019, 8.326, 9.076)	(6.346, 7.326, 7.980, 8.730)	(6, 6, 6, 6)
$S^{10}_{p,t}$	(790, 960, 1055, 1236)	(7.094, 8.094, 8.415, 9.132)	(6.396, 7.377, 8.056, 8.773)	(6, 6, 6, 6)

Tableau 4.8 : Matrice de comparaison floue (scénarios possibles d'allocation-Critères de performance)

4.3.3 Etape 3 : Détermination de la mesure de performance de chaque scénario possible d'allocation

Cette étape consiste à appliquer la méthode TOPSIS floue pour calculer une mesure de performance relative à chaque scénario possible d'allocation en mesurant sa distance par rapport à la solution idéale et par rapport à la solution anti-idéale.

Tout d'abord, la matrice de comparaison floue des scénarios possibles d'allocation - critères de performance donnée par le Tableau 4.8 est utilisée pour construire la matrice de décision floue normalisée, proposée dans le Tableau 4.9, en se basant sur les formules (3.20), (3.23) et (3.24). Ensuite, en utilisant cette matrice de décision floue normalisée et les poids des différents critères de performance donnés par le Tableau 4.4, la matrice de décision floue pondérée est construite en se basant sur les formules (3.25) et (3.26). Le résultat est présenté dans le Tableau 4.10.

$S_{p,t}^{i}$	**Critères**			
	Coût	Qualité	Fiabilité	Nombre d'acteurs
$S_{p,t}^{1}$	(0.574, 0.696, 0.780,1)	(0.777, 0.885, 0.922, 1)	(0.733, 0.845, 0.919, 1)	(1, 1, 1, 1)
$S_{p,t}^{2}$	(0.464,0.540,0.590,0.712)	(0.764,0.873, 0.910,0.987)	(0.721,0.831, 0.906, 0.986)	(0.833, 0.833, 0.833, 0.833)
$S_{p,t}^{3}$	(0.467,0.544,0.593,0.716)	(0.762,0.871, 0.906,0.985)	(0.714,0.824, 0.900, 0.982)	(0.833, 0.833, 0.833, 0.833)
$S_{p,t}^{4}$	(0.461,0.536,0.586,0.705)	(0.762,0.871, 0.906,0.985)	(0.719,0.829, 0.902, 0.984)	(0.833, 0.833, 0.833, 0.833)
$S_{p,t}^{5}$	(0.464,0.540,0.589,0.709)	(0.760,0.869, 0.902,0.983)	(0.712,0.822, 0.896, 0.980)	(0.833, 0.833, 0.833, 0.833)
$S_{p,t}^{6}$	(0.471,0.549,0.601,0.727)	(0.764,0.873, 0.910,0.987)	(0.721,0.831, 0.906, 0.986)	(0.833, 0.833, 0.833, 0.833)
$S_{p,t}^{7}$	(0.474,0.553,0.604,0.732)	(0.762,0.871, 0.906,0.985)	(0.714,0.824, 0.900, 0.982)	(0.833, 0.833, 0.833, 0.833)
$S_{p,t}^{8}$	(0.467,0.543,0.594,0.717)	(0.762,0.871, 0.906,0.985)	(0.719,0.829, 0.902, 0.984)	(0.833, 0.833, 0.833, 0.833)
$S_{p,t}^{9}$	(0.470,0.547,0.597,0.722)	(0.760,0.869, 0.902,0.983)	(0.712,0.822, 0.896, 0.980)	(0.833, 0.833, 0.833, 0.833)
$S_{p,t}^{10}$	(0.473,0.554,0.609,0.740)	(0.768,0.877, 0.912,0.989)	(0.718,0.828, 0.904, 0.985)	(0.833, 0.833, 0.833, 0.833)

Tableau 4.9 : Matrice de décision floue normalisée-Classe I

$S_{p,t}^{i}$	**Critères**			
	Coût	Qualité	Fiabilité	Nombre d'acteurs
$S_{p,t}^{1}$	(0.459, 0.626,0.780, 1)	(0.310,0.442,0.461,0.6)	(0.513, 0.676, 0.735, 0.9)	(0.8, 0.9, 1, 1)
$S_{p,t}^{2}$	(0.371,0.486,0.590,0.712)	(0.305,0.436,0.455,0.592)	(0.504, 0.665, 0.725, 0.888)	(0.666, 0.750, 0.833, 0.833)
$S_{p,t}^{3}$	(0.373,0.490,0.593,0.716)	(0.305, 0.435, 0.453,0.591)	(0.500, 0.659, 0.720, 0.884)	(0.666, 0.750, 0.833, 0.833)
$S_{p,t}^{4}$	(0.369,0.483,0.586,0.705)	(0.305, 0.435, 0.453, 0.591)	(0.503, 0.663, 0.722, 0.886)	(0.666, 0.750, 0.833, 0.833)
$S_{p,t}^{5}$	(0.371,0.486,0.589,0.709)	(0.304, 0.434, 0.451, 0.590)	(0.498, 0.658, 0.716, 0.882)	(0.666, 0.750, 0.833, 0.833)
$S_{p,t}^{6}$	(0.376,0.494,0.601,0.727)	(0.305, 0.436, 0.455, 0.592)	(0.504, 0.665, 0.725, 0.888)	(0.666, 0.750, 0.833, 0.833)
$S_{p,t}^{7}$	(0.379,0.498,0.604,0.732)	(0.305, 0.435, 0.453, 0.591)	(0.500, 0.659, 0.720, 0.884)	(0.666, 0.750, 0.833, 0.833)
$S_{p,t}^{8}$	(0.373,0.489,0.594,0.717)	(0.305, 0.435, 0.453, 0.591)	(0.503, 0.663, 0.722, 0.886)	(0.666, 0.750, 0.833, 0.833)
$S_{p,t}^{9}$	(0.376,0.492,0.597,0.722)	(0.304, 0.434, 0.451, 0.590)	(0.498, 0.658, 0.716, 0.882)	(0.666, 0.750, 0.833, 0.833)
$S_{p,t}^{10}$	(0.378,0.499,0.609,0.740)	(0.307, 0.438, 0.456, 0.593)	(0.502, 0.662, 0.723, 0.886)	(0.666, 0.750, 0.833, 0.833)

Tableau 4.10 : Matrice de décision floue pondérée-Classe I

La solution idéale positive floue FPIS (*Fuzzy Positive Ideal Solution*) notée A^+ et la solution idéale négative floue FNIS (*Fuzzy Negative Ideal Solution*) notée A^- sont calculées en utilisant les formules (3.27) et (3.28) :

A^+ = [(1, 1, 1, 1) ; (0.6, 0.6, 0.6, 0.6) ; (0.9, 0.9, 0.9, 0.9) ; (1, 1, 1, 1)].

A^- = [(0.369, 0.369, 0.369, 0.369) ; (0.304, 0.304, 0.304, 0.304) ; (0.498, 0.498, 0.498, 0.498) ; (0.666, 0.666, 0.666, 0.666)].

Les distances entre chaque scenario d'allocation $S_{p,t}^i$ et A^+ (respectivement A^-) par rapport aux différents critères sont calculée et sont proposées respectivement dans les Tableaux 4.11 et 4.12.

Enfin, les distances d_i^- et d_i^+ et le coefficient de proximité $CC_I_{p,t}^i$ relatifs aux différents scénarios possibles d'allocation sont déterminés en se basant sur les formules (3.29)-(3.31) et sont présentés dans le Tableau 4.13.

Scénarios d'allocation	**Critères**			
	Coût	Qualité	Fiabilité	Nombre d'acteurs
$S_{p,t}^1$	0.3464	0.1786	0.2380	0.1118
$S_{p,t}^2$	0.4766	0.1830	0.2459	0.2393
$S_{p,t}^3$	0.4735	0.1840	0.2499	0.2393
$S_{p,t}^4$	0.4803	0.1840	0.2475	0.2393
$S_{p,t}^5$	0.4772	0.1850	0.2516	0.2393
$S_{p,t}^6$	0.4683	0.1830	0.2459	0.2393
$S_{p,t}^7$	0.4651	0.1840	0.2499	0.2393
$S_{p,t}^8$	0.4735	0.1840	0.2475	0.2393
$S_{p,t}^9$	0.4704	0.1850	0.2516	0.2393
$S_{p,t}^{10}$	0.4628	0.1818	0.2476	0.2393

Tableau 4.11 : Distances entre les scénarios d'allocation possibles et A^+ (Classe I)

Scénarios d'allocation	Critères			
	Coût	Qualité	Fiabilité	Nombre d'acteurs
$S_{p,t}^1$	0.4001	0.1811	0.2493	0.2713
$S_{p,t}^2$	0.2124	0.1757	0.2401	0.1250
$S_{p,t}^3$	0.2155	0.1746	0.2364	0.1250
$S_{p,t}^4$	0.2079	0.1746	0.2382	0.1250
$S_{p,t}^5$	0.2109	0.1734	0.2345	0.1250
$S_{p,t}^6$	0.2223	0.1757	0.2401	0.1250
$S_{p,t}^7$	0.2255	0.1746	0.2364	0.1250
$S_{p,t}^8$	0.2159	0.1746	0.2382	0.1250
$S_{p,t}^9$	0.2190	0.1734	0.2345	0.1250
$S_{p,t}^{10}$	0.2303	0.1767	0.2386	0.1250

Tableau 4.12 : Distances entre les scénarios d'allocation possibles et A^- (Classe I)

Scenarios d'allocation	$d_{p,t}^{+\,i}$	$d_{p,t}^{-\,i}$	$CC_I_{p,t}^{\,i}$
$S_{p,t}^1$	0.8749	1.1019	0.5574
$S_{p,t}^2$	1.1449	0.7533	0.3968
$S_{p,t}^3$	1.1469	0.7515	0.3958
$S_{p,t}^4$	1.1513	0.7458	0.3931
$S_{p,t}^5$	1.1533	0.7439	0.3921
$S_{p,t}^6$	1.1366	0.7632	0.4017
$S_{p,t}^7$	1.1385	0.7615	0.4008
$S_{p,t}^8$	1.1445	0.7537	0.3970
$S_{p,t}^9$	1.1465	0.7520	0.3961
$S_{p,t}^{10}$	1.1317	0.7707	0.4051

Tableau 4.13 : Calcul des distances $d_{p,t}^{+\,i}$, $d_{p,t}^{-\,i}$ et des coefficients de proximités $CC_I_{p,t}^{\,i}$

4.4. Phase IV : Evaluation des scénarios possibles d'allocation par les mesures de risque

4.4.1 Etape 1 : Evaluation des acteurs par rapport aux différents critères de risque

Comme dans l'étape précédente, le décideur va évaluer les différents acteurs, mais cette fois par rapport aux critères de risque sélectionnés lors de la première phase. Nous supposons ici que l'évaluation de la résistance des acteurs face aux aléas et aux perturbations est donnée par le Tableau 4.14.

Critères–classe II	**Acteurs**					
	M1	M2	B1	B2	S1	S2
Flexibilité	TE	ME	TE	TF	ME	E
Réactivité	TE	E	TE	TF	TE	E
Résilience	TE	E	TE	TF	TE	TE
Robustesse	E	TE	TE	TF	TE	ME
Stabilité (charge antérieure)	$x_r_{m1,p,t-1} = 11$ $x_ov_{m1,p,t-1} = 5$	$x_r_{m2,p,t-1} = 5$ $x_ov_{m2,p,t-1} = 5$	3	0	20	5

Tableau 4.14 : Evaluation des acteurs par rapport aux différents critères de risque retenus

4.4.2 Etape 2 : Construction de la matrice de comparaison floue scénarios possibles d'allocation - critères de risque

Nous supposons que le décideur utilise la stratégie "moyenne" pour évaluer chaque scénario possible d'allocation par rapport aux divers critères de risque. Le résultat est donné par le Tableau 4.15.

4.4.3 Etape 3 : Détermination de la mesure de risque de chaque scénario possible d'allocation

Dans cette étape, la méthode TOPSIS floue est employée, avec comme entrée la matrice de comparaison floue (scénario possible d'allocation - critère de risque) donnée par le Tableau 4.15 et les poids des différents critères de risque présentés dans le Tableau 4.5.

A la fin de son exécution, la méthode TOPSIS floue fournit pour chaque scénario possible d'allocation un coefficient de proximité calculant sa distance par rapport au scénario le plus risqué et par rapport au scénario le moins risqué, comme l'illustre le Tableau 4.16.

$S_{p,t}^{i}$	**Critères – Classe II**				
	Flexibilité	Réactivité	Résilience	Robustesse	Stabilité
$S_{p,t}^{1}$	(6.207,7.207,8.113,8.773)	(7.716,8.716,9.433,9.716)	(7.811,8.811,9.622,9.811)	(7.433,8.433,9.150,9.528)	(0.125,0.125,0.125,0.125)
$S_{p,t}^{2}$	(6.076,7.057,7.961,8.634)	(7.557,8.538,9.250,9.557)	(7.653,8.634,9.442,9.653)	(7.288,8.269,9.000,9.384)	(0.5,0.5,0.5,0.5)
$S_{p,t}^{3}$	(6.038,7.019,7.942,8.615)	(7.576,8.557,9.288,9.576)	(7.653,8.634,9.442,9.653)	(7.346,8.326,9.057,9.423)	(0.5,0.5,0.5,0.5)
$S_{p,t}^{4}$	(6.134,7.115,8.019,8.673)	(7.576,8.557,9.288,9.576)	(7.673,8.653,9.480,9.673)	(7.269,8.250,8.961,9.365)	(0.5,0.5,0.5,0.5)
$S_{p,t}^{5}$	(6.096,7.076,8.000,8.653)	(7.596,8.576,9.326,9.596)	(7.673,8.653,9.480,9.673)	(7.326,8.307,9.019,9.403)	(0.5,0.5,0.5,0.5)
$S_{p,t}^{6}$	(6.076,7.057,7.961,8.634)	(7.557,8.538,9.250,9.557)	(7.653,8.634,9.442,9.653)	(7.288,8.269,9.000,9.384)	(0.5,0.5,0.5,0.5)
$S_{p,t}^{7}$	(6.038,7.019,7.942,8.615)	(7.576,8.557,9.288,9.576)	(7.653,8.634,9.442,9.653)	(7.346,8.326,9.057,9.423)	(0.5,0.5,0.5,0.5)
$S_{p,t}^{8}$	(6.134,7.115,8.019,8.673)	(7.576,8.557,9.288,9.576)	(7.673,8.653,9.480,9.673)	(7.269,8.250,8.961,9.365)	(0.5,0.5,0.5,0.5)
$S_{p,t}^{9}$	(6.096,7.076,8.000,8.653)	(7.596,8.576,9.326,9.596)	(7.673,8.653,9.480,9.673)	(7.326,8.307,9.019,9.403)	(0.5,0.5,0.5,0.5)
$S_{p,t}^{10}$	(6.056,7.037,7.943,8.622)	(7.566,8.547,9.264,9.566)	(7.660,8.641,9.452,9.660)	(7.283,8.264,8.981,9.377)	(0.375,0.375,0.375,0.375)

Tableau 4.15 : Matrice de comparaison floue (scénarios d'allocation possibles-Critères de risque)

Scénario d'allocation	$CC_II_{p,t}^{i}$
$S_{p,t}^{1}$	0.6367
$S_{p,t}^{2}$	0.3679
$S_{p,t}^{3}$	0.3692
$S_{p,t}^{4}$	0.3700
$S_{p,t}^{5}$	0.3713
$S_{p,t}^{6}$	0.3679
$S_{p,t}^{7}$	0.3692
$S_{p,t}^{8}$	0.3700
$S_{p,t}^{9}$	0.3713
$S_{p,t}^{10}$	0.3950

Tableau 4.16 : Calcul des coefficients de proximités $CC_II_{p,t}^{i}$

4.5. Phase V : Interprétation des résultats

Dans le but de comparer les différents scénarios possibles d'allocation par rapport à leurs mesures de performance et de risque, nous proposons dans la Figure 4.2 une évaluation graphique en nous basant sur les règles proposées dans le Tableau 4.1.

L'observation de la Figure 4.2 montre bien que le premier scénario possible d'allocation $S_{p,t}^{1}$ possède les meilleures mesures de performance et de risque. Ainsi, il est le scénario le plus performant et le moins risqué. Il est recommandé avec un risque modéré.

La raison principale est que ce scénario implique moins d'acteurs (5 acteurs au lieu de 6 dans les autres scénarios) ; de plus, c'est le sous-traitant *B2*, qui a une mauvaise performance (coût élevé, mauvaise qualité et fiabilité) et une très faible résistance aux facteurs de risque (très faible flexibilité, réactivité, etc.) n'est pas impliqué dans cette répartition.

Les scénarios $S_{p,t}^{6}$, $S_{p,t}^{7}$ et $S_{p,t}^{10}$ sont recommandés avec un risque élevé tandis que tous les autres scénarios ne sont pas recommandés, selon les règles proposées dans le Tableau 4.1.

Les résultats illustrés dans la Figure 4.2 nous semblent procurer une aide intéressante pour un décideur cherchant de déterminer une solution équilibrée entre performance et risque.

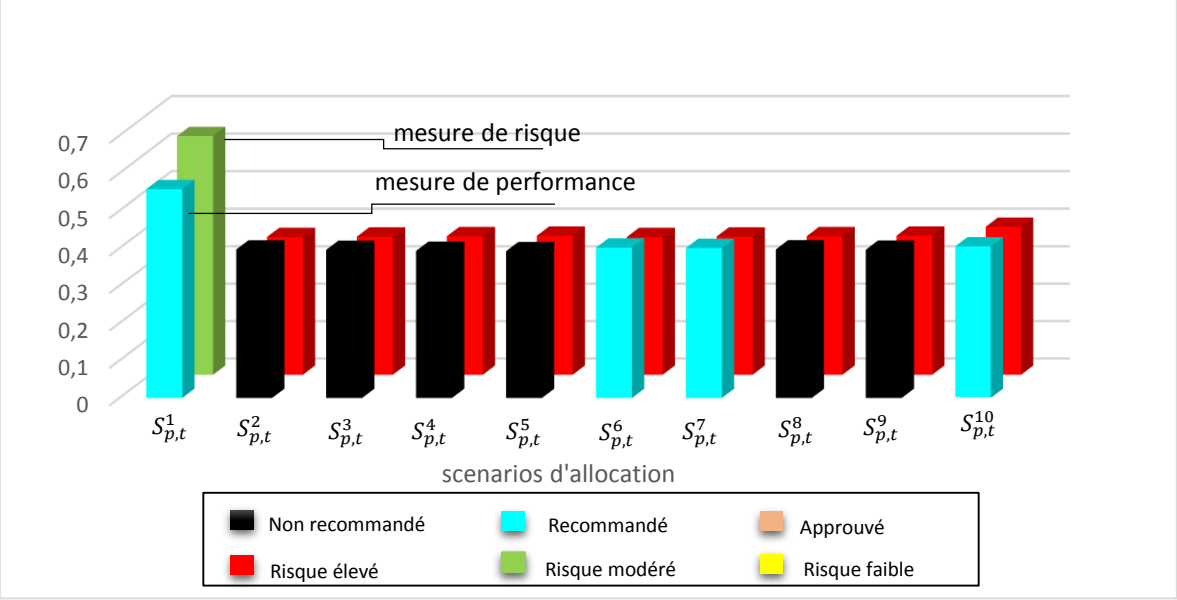


Figure 4.2 : Mesures de la performance et du risque des scénarios possibles d'allocation

5. Analyse de sensibilité

Le Tableau 4.17 résume les détails d'une série d'expérimentations réalisées pour analyser la sensibilité de l'approche développée vis-à-vis des poids traduisant l'importance des différents critères de décision. Ces poids sont en effet fixés de manière subjective et sont susceptibles de dépendre de la sensibilité du décideur.

Dans les trois premières expériences, nous supposons que tous les critères de décision ont la même importance (respectivement « *TF* », « *M* » et « *TE* »). Pour chacune des expériences 4 à 12, un des critères de décision est sélectionné et se voit affecter un poids « *très élevé (TE)* » tandis que les autres sont associés à des poids « *très faible (TF)* ».

Dans l'expérience 13 (respectivement 14), les critères de classe I (respectivement les critères de classe II) reçoivent une importance « *très élevée (TE)* », pendant que les critères de classe II (respectivement les critères de classe I) sont associés à une importance « *très faible (TF)* ». Pour les autres expérimentations, les poids des divers critères sont générés au hasard.

Les résultats de l'analyse de sensibilité sont illustrés dans les Tableaux 4.18 et 4.19.

Nous constatons que bien que le rang de certains scénarios change en fonction de la variation que nous avons simulée sur les poids, $S_{p,t}^{1}$ est toujours le meilleur scénario d'allocation possible.

De plus, nous pouvons constater que le scénario $S_{p,t}^{10}$ occupe le deuxième rang dans 17 expérimentations parmi les 18 réalisées sur les deux axes : performance et risque. D'autre part, le scénario d'allocation $S_{p,t}^{5}$ a eu la plus mauvaise mesure de performance dans la totalité des expérimentations et le scénario $S_{p,t}^{2}$ la pire résistance aux facteurs de risque dans la majorité des expérimentations (16/18).

Nous constatons que, conformément à la réputation de robustesse de la logique floue par rapport à des transitions progressives entre catégories, l'approche de prise de décision proposée dans ce chapitre est relativement robuste et stable par rapport à de légères variations sur les poids des critères de décision.

Exp. Num.	**Définition**								
	Poids des critères de classe I				**Poids des critères de classe II**				
	Coût	Qualité	Fiabilité	Nombre d'acteurs	Flexibilité	Réactivité	Résilience	Robustesse	Stabilité
1	TF	TF	TF	TF	TF	TF	TF	TF	TF
2	M	M	M	M	M	M	M	M	M
3	TE	TE	TE	TE	TE	TE	TE	TE	TE
4	TE	TF	TF	TF	TF	TF	TF	TF	TF
5	TF	TE	TF	TF	TF	TF	TF	TF	TF
6	TF	TF	TE	TF	TF	TF	TF	TF	TF
7	TF	TF	TF	TE	TF	TF	TF	TF	TF
8	TF	TF	TF	TF	TE	TF	TF	TF	TF
9	TF	TF	TF	TF	TF	TE	TF	TF	TF
10	TF	TF	TF	TF	TF	TF	TE	TF	TF
11	TF	TF	TF	TF	TF	TF	TF	TE	TF
12	TF	TF	TF	TF	TF	TF	TF	TF	TE
13	TF	TF	TF	TF	TF	TF	TF	TF	TF
14	TF	TF	TF	TF	TF	TF	TF	TF	TF
15	TF	F	FM	M	ME	E	TE	TE	TF
16	TE	E	ME	M	FM	F	TF	TF	TE
17	E	FM	M	ME	F	TF	TE	E	FM
18	FM	ME	TE	TF	F	M	E	E	M

Tableau 4.17 : Expérimentations réalisées pour l'analyse de sensibilité

Exp. Num.	$CC_I^i_{p,t}$										Classement
	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8	R9	R10	
1	0.4199	0.3856	0.3854	0.3847	0.3844	0.3867	0.3865	0.3856	0.3854	0.3877	R1>R10>R6>R7>R8>R2>R9>R3>R4>R5
2	0.5203	0.4051	0.4039	0.4020	0.4008	0.4085	0.4073	0.4048	0.4036	0.4112	R1>R10>R6>R7>R2>R8>R3>R9>R4>R5
3	0.5729	0.4240	0.4224	0.4200	0.4183	0.4284	0.4269	0.4236	0.4220	0.4318	R1>R10>R6>R7>R2>R8>R3>R9>R4>R5
4	0.4781	0.3590	0.3607	0.3558	0.3575	0.3654	0.3672	0.3610	0.3627	0.3702	R1>R10>R7>R6>R9>R8>R3>R2>R5>R4
5	0.4699	0.4369	0.4352	0.4347	0.4330	0.4378	0.4361	0.4354	0.4338	0.4400	R1>R10>R6>R2>R7>R8>R3>R4>R9>R5
6	0.4714	0.4393	0.4359	0.4371	0.4337	0.4401	0.4368	0.4378	0.4344	0.4395	R1>R6>R10>R2>R8>R4>R7>R3>R9>R5
7	0.5129	0.3736	0.3734	0.3728	0.3726	0.3747	0.3745	0.3736	0.3734	0.3756	R1>R10>R6>R7>R8>R2>R9>R3>R4>R5
8	0.4199	0.3856	0.3854	0.3847	0.3844	0.3867	0.3865	0.3856	0.3854	0.3877	R1>R10>R6>R7>R8>R2>R9>R3>R4>R5
9	0.4199	0.3856	0.3854	0.3847	0.3844	0.3867	0.3865	0.3856	0.3854	0.3877	R1>R10>R6>R7>R8>R2>R9>R3>R4>R5
10	0.4199	0.3856	0.3854	0.3847	0.3844	0.3867	0.3865	0.3856	0.3854	0.3877	R1>R10>R6>R7>R8>R2>R9>R3>R4>R5
11	0.4199	0.3856	0.3854	0.3847	0.3844	0.3867	0.3865	0.3856	0.3854	0.3877	R1>R10>R6>R7>R8>R2>R9>R3>R4>R5
12	0.4199	0.3856	0.3854	0.3847	0.3844	0.3867	0.3865	0.3856	0.3854	0.3877	R1>R10>R6>R7>R8>R2>R9>R3>R4>R5
13	0.5729	0.4240	0.4224	0.4200	0.4183	0.4284	0.4269	0.4236	0.4220	0.4318	R1>R10>R6>R7>R2>R8>R3>R9>R4>R5
14	0.4199	0.3856	0.3854	0.3847	0.3844	0.3867	0.3865	0.3856	0.3854	0.3877	R1>R10>R6>R7>R8>R2>R9>R3>R4>R5
15	0.4999	0.4208	0.4194	0.4194	0.4180	0.4217	0.4203	0.4201	0.4187	0.4223	R1>R10>R6>R2>R7>R8>R3>R4>R9>R5
16	0.5304	0.4058	0.4049	0.4021	0.4011	0.4105	0.4097	0.4059	0.4050	0.4142	R1>R10>R6>R7>R8>R2>R9>R3>R4>R5
17	0.5215	0.3925	0.3922	0.3896	0.3892	0.3968	0.3966	0.3930	0.3928	0.3999	R1>R10>R6>R7>R8>R9>R2>R3>R4>R5
18	0.4984	0.4459	0.4433	0.4430	0.4403	0.4481	0.4455	0.4447	0.4421	0.4495	R1>R10>R6>R2>R7>R8>R3>R4>R9>R5

Tableau 4.18 : Résultats de l'analyse de sensibilité : mesures de performance

Exp. Num.	$CC_II^{i}_{p,t}$										Classement
	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8	R9	R10	
1	0.4245	0.3664	0.3667	0.3668	0.3671	0.3664	0.3667	0.3668	0.3671	0.3726	R1>R10>R9>R5>R8>R4>R7>R3>R6>R2
2	0.5847	0.3726	0.3737	0.3743	0.3754	0.3726	0.3737	0.3743	0.3754	0.3930	R1>R10>R9>R5>R8>R4>R7>R3>R6>R2
3	0.6565	0.3860	0.3873	0.3882	0.3895	0.3860	0.3873	0.3882	0.3895	0.4123	R1>R10>R9>R5>R8>R4>R7>R3>R6>R2
4	0.4245	0.3664	0.3667	0.3668	0.3671	0.3664	0.3667	0.3668	0.3671	0.3726	R1>R10>R9>R5>R8>R4>R7>R3>R6>R2
5	0.4245	0.3664	0.3667	0.3668	0.3671	0.3664	0.3667	0.3668	0.3671	0.3726	R1>R10>R9>R5>R8>R4>R7>R3>R6>R2
6	0.4245	0.3664	0.3667	0.3668	0.3671	0.3664	0.3667	0.3668	0.3671	0.3726	R1>R10>R9>R5>R8>R4>R7>R3>R6>R2
7	0.4245	0.3664	0.3667	0.3668	0.3671	0.3664	0.3667	0.3668	0.3671	0.3726	R1>R10>R9>R5>R8>R4>R7>R3>R6>R2
8	0.4795	0.3984	0.3974	0.4013	0.4002	0.3984	0.3974	0.4013	0.4002	0.4024	R1>R10>R8>R4>R9>R5>R6>R2>R7>R3
9	0.4700	0.4145	0.4159	0.4160	0.4174	0.4145	0.4159	0.4160	0.4174	0.4202	R1>R10>R9>R5>R8>R4>R7>R3>R6>R2
10	0.4709	0.4157	0.4159	0.4172	0.4174	0.4157	0.4159	0.4172	0.4174	0.4212	R1>R10>R9>R5>R8>R4>R7>R3>R6>R2
11	0.4694	0.4151	0.4179	0.4143	0.4171	0.4151	0.4179	0.4143	0.4171	0.4198	R1>R10>R7>R3>R9>R5>R6>R2>R8>R4
12	0.6215	0.2528	0.2531	0.2532	0.2534	0.2528	0.2531	0.2532	0.2534	0.2936	R1<R10<R9<R5<R8<R4<R7<R3<R6<R2
13	0.4245	0.3664	0.3667	0.3668	0.3671	0.3664	0.3667	0.3668	0.3671	0.3726	R1>R10>R9>R5>R8>R4>R7>R3>R6>R2
14	0.6565	0.3860	0.3873	0.3882	0.3895	0.3860	0.3873	0.3882	0.3895	0.4123	R1>R10>R9>R5>R8>R4>R7>R3>R6>R2
15	0.5320	0.4691	0.4710	0.4712	0.4731	0.4691	0.4710	0.4712	0.4731	0.4723	R1>R9>R5>R10>R8>R4>R7>R3>R6>R2
16	0.6287	0.2872	0.2872	0.2882	0.2882	0.2872	0.2872	0.2882	0.2882	0.3238	R1>R10>R9>R5>R8>R4>R7>R3>R6>R2
17	0.5461	0.3975	0.3992	0.3982	0.3999	0.3975	0.3992	0.3982	0.3999	0.4125	R1>R10>R9>R5>R7>R3>R8>R4>R6>R2
18	0.5838	0.3826	0.3847	0.3836	0.3857	0.3826	0.3847	0.3836	0.3857	0.4028	R1>R10>R9>R5>R7>R3>R8>R4>R6>R2

Tableau 4.19 : Résultats de l'analyse de sensibilité : mesures de risque

6. Conclusion

Les principes de l'approche proposée pour aborder notre problématique de planification tactique dans un environnement imprécis ont été présentés dans ce chapitre. Cette approche hybride est basée sur le couplage d'un modèle analytique et de la méthode TOPSIS floue, et sur une interprétation des résultats à travers l'utilisation des variables linguistiques. Un exemple numérique

montrant l'applicabilité de cette approche sur un problème de planification en présence de certains paramètres et préférences flous est également présenté. De plus, une analyse de sensibilité basée sur une variation des poids des critères de décision a montré la robustesse et la stabilité de l'approche d'aide à la décision proposée.

Cependant, l'application de cette approche reste restreinte à des problèmes de planification de petite à moyenne taille, du fait de la stratégie adoptée lors de la deuxième phase, qui consiste à énumérer l'ensemble des scénarios d'allocation réalisables. Cette énumération peut être difficile à gérer pour des problèmes de planification de grande taille, ces derniers nécessitant la définition et l'évaluation d'un grand nombre de scénarios.

L'intégration explicite des problèmes de grande taille est donc une nécessité pour la résolution de la problématique de recherche considérée dans cette thèse. Pour cela, nous proposons dans le chapitre suivant une deuxième approche de planification, plus générique et facile à mettre en place pour des problèmes de planification de grande taille.

Chapitre 5 : Approche d'optimisation multicritères floue pour une planification intégrée couplant la gestion de la performance et du risque

1. Introduction 105
2. Description de l'approche proposée 105
   2.1. Phase I : Sélection des critères d'évaluation des acteurs et du poids de chaque critère 107
   2.2. Phase II : Evaluation des partenaires 109
      2.2.1 Etape 1 : Détermination de la mesure de performance de chaque acteur 109
      2.2.2 Détermination de la mesure de risque attachée à chaque acteur 110
   2.3. Phase III : Formulation du problème de planification par la programmation linéaire multi-objectifs possibiliste 111
   2.4. Phase IV : Traitement des contraintes floues 115
   2.5. Phase V : Approche de résolution basée sur la méthode du Goal Programming 116
3. Exemples numériques 118
   3.1. Données 118
   3.2. Phase I : Sélection des critères d'évaluation des acteurs et du poids de chaque critère 119
   3.3. Phase II : Evaluation des partenaires 120
   3.4. Résolution 122
      3.4.3 Cas 2 : objectifs multiples – maximisation de la performance et minimisation du risque 123
4. Conclusion 127

1. Introduction

Dans le chapitre précédent, une approche d'aide à la décision multicritères combinant un modèle analytique et la méthode TOPSIS floue a été proposée et testée pour résoudre la problématique de planification intégrée au sein d'une chaîne logistique évoluant dans un environnement dynamique. L'approche proposée consiste à générer l'ensemble des plans réalisables et à comparer ces derniers par rapport à leur performance et à leur résistance face au risque, permettant ainsi au décideur de sélectionner la solution qui reflète le compromis le plus adapté à sa stratégie. Toutefois, dans le cas où le nombre de plans réalisables est très important, l'utilisation de cette approche devient difficile. Ainsi, le développement d'une approche de planification adaptée aux problématiques de grande taille est quasi-impératif.

Pour cette raison, nous proposons dans le cadre de ce chapitre une approche hybride floue combinant la méthode TOPSIS floue, la programmation multi-objectifs possibiliste et la méthode du Goal Programming pour faire face à la problématique de planification introduite dans le chapitre précédent. Avec cette nouvelle approche, nous ne cherchons plus à déterminer tous les plans réalisables mais nous cherchons simplement à déterminer une solution jugée de "bon compromis".

Par ailleurs, pour refléter l'imprécision des données souvent rencontrée sur le terrain, nous supposons dans le cadre de ce chapitre que les demandes clients et les capacités des différents acteurs ne sont plus déterministes, mais connues par l'intermédiaire de distributions de possibilités triangulaires.

La partie suivante sera consacrée à la description détaillée du principe général de l'approche proposée. Nous instancierons ensuite cette approche sur un cas d'étude et nous analyserons les résultats obtenus dans la dernière partie.

2. Description de l'approche proposée

Les principales phases de l'approche hybride floue proposée dans le cadre de ce chapitre sont récapitulées dans la Figure 5.1.

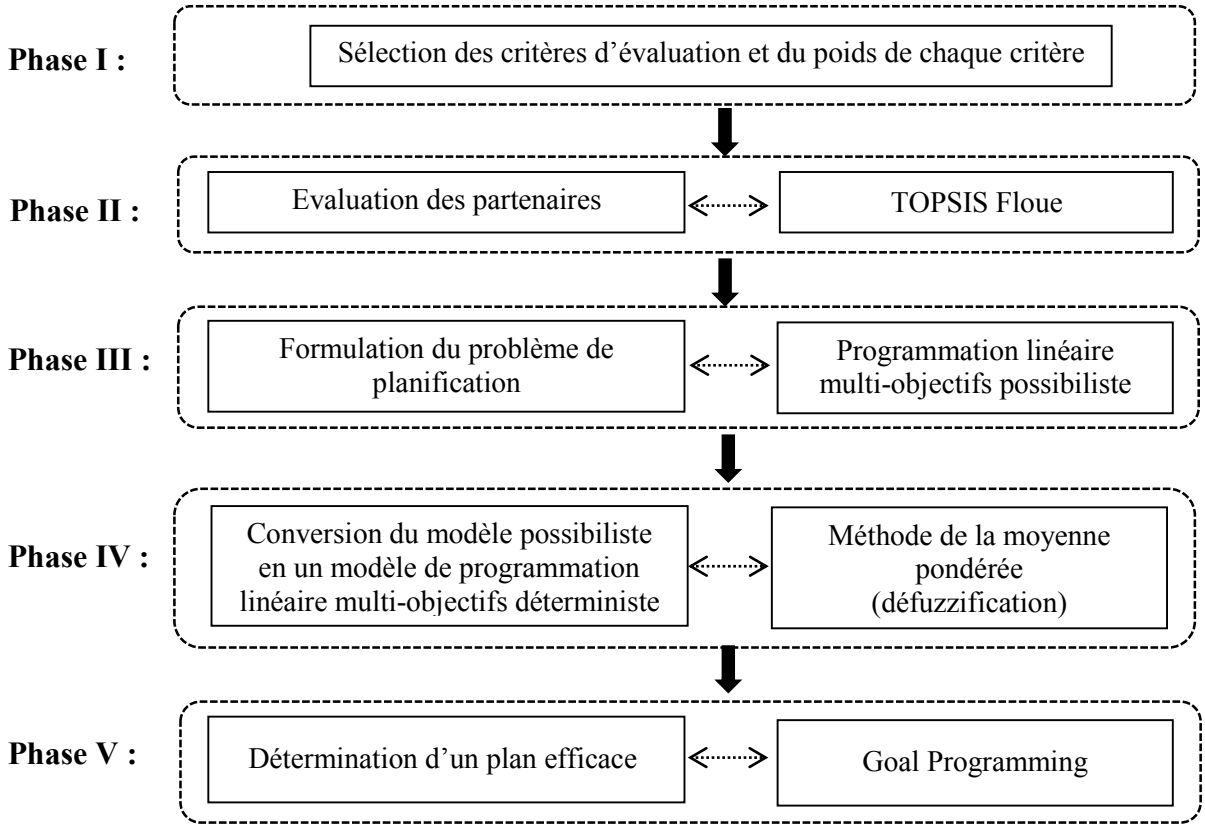


Figure 5.1 : Les étapes de l'approche proposée

Tout d'abord, le décideur est de nouveau appelé à expliciter ses préférences par rapport aux critères d'évaluation des acteurs, catégorisés en deux classes : performance et risque.

La deuxième phase consiste à évaluer les divers acteurs sur la base de ces critères de décision et à déterminer pour chacun d'eux une mesure de performance globale et une mesure de risque globale, en se basant sur la méthode TOPSIS floue. Par rapport au chapitre précédent, c'est donc bien un acteur qui sera évalué, et pas une solution.

Lors de la troisième phase, le problème de planification est modélisé sous forme d'une programmation linéaire multi-objectifs possibiliste visant d'une part à maximiser la performance et d'autre part à minimiser le risque. Ensuite, après avoir transformé ce modèle possibiliste en un modèle linéaire multi-objectifs déterministe, la méthode du Goal Programming est employée afin de déterminer une solution de compromis qui se rapproche le plus possible des souhaits du décideur.

Rappelons que la méthode TOPSIS floue a été choisie pour sa capacité à considérer simultanément des critères qualitatifs et quantitatifs, entachés d'imprécision, tandis que la programmation mathématique multi-objectifs a été sélectionnée en raison de son aptitude à considérer des objectifs de nature conflictuelles et contradictoires. La méthode du Goal Programming a pour sa part été adoptée compte tenu de sa pertinence pour déterminer des solutions de compromis qui se rapprochent le plus des souhaits des décideurs, comme cela a été montré dans des études sur des problèmes proches : planification de la production et de la distribution [Liang, 2007 ; Liang, 2008 ; Selim et al., 2008 ; Torabi et Moghaddam, 2012], planification intégrée d'approvisonnements, de production et de distribution [Kanyalkar et Adil, 2007 ; Torabi et Hassini, 2009], planification des achats [Buffa et Jackson, 1983], sélection des fournisseurs [Chaudhry et al., 1993 ; Karpak et al., 1999 ; Liao et Kao, 2011], etc.

A notre connaissance, cette approche est la première méthode de planification intégrée couplant la méthode TOPSIS floue, la programmation linéaire multi-objectifs possibiliste et la méthode du Goal Programming tout en incluant dans sa démarche un processus de gestion de risque. Ce couplage est à notre avis susceptible de combiner les avantages de ces différents techniques dans une même approche pour une meilleure prise de décision.

Nous détaillons dans la suite de ce paragraphe chacune des phases de l'approche proposée.

2.1. Phase I : Sélection des critères d'évaluation des acteurs et définition du poids de chaque critère

Comme dans la première approche, proposée dans le chapitre précédent, la première phase de cette deuxième approche permet au décideur d'exprimer ses préférences sur les critères de décision qui vont être utilisés par la suite pour évaluer les différents acteurs de la chaîne logistique.

Pour cela, une liste des critères est identifiée par le décideur et le poids de chaque critère est modélisé à partir de variables linguistiques, ce qui permet à notre avis d'exprimer les appréciations et les préférences des décideurs d'une manière plus souple qu'une évaluation exacte.

Nous réutilisons la partition des critères en deux classes déjà introduite dans notre première approche : critères de performance et des critères de risque. Ainsi, le décideur peut choisir parmi

les deux classes présentées ci-dessous les critères qui sont en cohérence avec ses préférences et sa stratégie :

2.1.1 Classe I : Performance

Comme dans le chapitre précédent, cette classe de critères vise à évaluer la performance globale des acteurs, sans considérer leur comportement pour faire face aux événements imprévus.

Quatre critères de décision sont liés à cette classe : en plus des critères qualité et fiabilité présentés et définis dans la première approche (cf. chapitre 4 §3.1.1), nous introduisons un critère "capacité" et nous réutilisons le critère coût qui, à la différence de la première approche, ne cherche pas à comparer le coût total résultant des différents plans mais plutôt les coûts unitaires relatifs à chaque acteur.

- *Coût*

  Il s'agit respectivement du coût unitaire d'approvisionnement d'un composant pour chaque fournisseur, du coût unitaire de fabrication d'un produit fini (pendant les heures normales et les heures supplémentaires) pour chaque site de production et du coût unitaire de sous-traitance d'un produit fini pour chaque sous-traitant.
  Etant donné que ces différents coûts peuvent être connus avec imprécision sur un horizon moyen terme, il peut être pertinent de les représenter par des valeurs floues.

- *Capacité*

  Ce critère permet de comparer la capacité des différents acteurs de la chaîne logistique pour chaque période de l'horizon de planification. Il s'agit respectivement de la capacité d'approvisionnement de chaque fournisseur mesurée en nombre de composants, de la capacité de fabrication (pendant les heures normales et les heures supplémentaires) de chaque site de production, mesurée en nombre de produits finis, et de la capacité de sous-traitance de chaque sous-traitant, mesurée en nombre de produits finis.
  Dans un contexte industriel réel, il est difficile d'évaluer avec précision les capacités de ces acteurs sur un horizon moyen terme. Nous considérons donc dans le cadre de cette approche que les capacités des acteurs sont également imprécises.

2.1.2 Classe II : Risque

La deuxième classe de critères vise à évaluer l'aptitude des acteurs de la chaîne logistique à faire face aux changements du marché et aux événements imprévus, sans tenir compte de la performance de ces derniers. Ainsi, nous avons choisi de considérer les critères flexibilité, réactivité, robustesse et résilience qui ont été présentés dans le chapitre précédent (cf. chapitre 4 §3.1.2).

Etant donnée la nature subjective de ces critères, comme dans la première approche, les expériences et les jugements des décideurs visant à évaluer les différents acteurs par rapport à cette famille de critères seront exprimés via des variables linguistiques.

2.2. Phase II : Evaluation des partenaires

Il s'agit dans cette phase de comparer chacun des acteurs de la chaîne logistique, d'une part sur la base de sa performance globale, et d'autre part sur la base de sa résistance face aux événements inattendus. Ainsi, l'objectif de cette phase est de mesurer la performance et le degré de risque relatifs à chaque acteur de la chaîne. Pour cela, la méthode TOSIS floue est employée, compte tenu de sa capacité à résoudre ce type de problèmes multicritères en présence d'entrées floues.

2.2.1 Etape 1 : Détermination de la mesure de performance de chaque acteur

Initialement, le décideur est amené à exprimer ses appréciations pour chaque acteur de la chaîne par rapport aux différents critères de performance sélectionnés lors de la première phase à travers une matrice de comparaison acteurs-critères de performance.

Des nombres flous triangulaires sont utilisés pour mesurer les critères coût et capacité, tandis que les critères de qualité et de fiabilité sont initialement évalués via des variables linguistiques et transformées par la suite en valeurs floues triangulaires.

Prenant comme entrées la matrice floue de comparaison acteurs-critères de performance et le vecteur des poids des critères de classe I déterminés par le décideur au cours de la première phase, la méthode TOPSIS floue est appliquée. Rappelons que cette méthode multicritères est basée sur la recherche de la solution qui se rapproche le plus de la solution idéale et qui diverge le plus possible de la solution anti-idéale.

Dans ce contexte, la méthode TOPSIS floue est employée afin de déterminer pour chaque acteur j un coefficient de proximité CC_I_j traduisant sa distance par rapport à l'acteur le plus performant et à l'acteur le moins performant. Ce coefficient de proximité est relatif à la performance globale de l'acteur. En effet, l'acteur le plus performant aura le coefficient de proximité le plus proche de 1, de même l'acteur ayant le plus petit coefficient de proximité est évidement le moins performant.

Nous proposons de considérer ce coefficient comme une mesure globale de la performance d'un acteur j notée $PI_j = CC_I_j$.

2.2.2 Détermination de la mesure de risque attachée à chaque acteur

Le principe de cette étape est similaire à celui de l'étape précédente, la différence résidant dans la classe de critères considérée. En effet, la première étape est fondée sur l'utilisation des critères de performance, tandis que les critères de risque sont abordés à ce stade pour déterminer la résistance potentielle de chaque acteur face aux aléas.

Tout d'abord, le décideur exprime ses appréciations sur les divers acteurs de la chaîne par rapport aux critères de risque sélectionnés lors de la première étape.

Toutes les évaluations sont initialement déterminées en utilisant des variables linguistiques. La matrice de décision floue acteurs-critères de risque est ainsi construite et les coefficients de proximité CC_II_j de chaque acteur j par rapport à l'acteur le plus risqué et à l'acteur le moins risqué sont également déterminés en se basant sur la méthode TOPSIS floue. Ces coefficients sont notamment relatifs à la mesure de résistance au risque de chaque acteur. Ainsi, plus le coefficient CC_II_j est proche de 1, plus l'acteur est susceptible de résister face aux événements inattendus ; inversement, plus cette mesure se rapproche de zéro, plus la résistance de cet acteur est faible face au risque.

Nous proposons dans ce contexte d'introduire une nouvelle mesure permettant d'évaluer le risque corrélé à chaque acteur j, que nous notons RI_j avec $RI_j = 1 - CC_II_j$.

2.3. Phase III : Formulation du problème de planification par la programmation linéaire multi-objectifs possibiliste

2.3.1 Formulation du modèle

- ***Notation***

○ *Indices et ensemble*

T	Nombre de périodes de l'horizon de planification ($t = 1,..., T$).
P	Nombre de types différents de produits finis ($p = 1,..., P$).
R	Nombre de composants qui interviennent dans la fabrication des divers produits ($r= 1,..., R$).
M	Nombre de sites de production ($m = 1,..., M$).
S	Nombre de fournisseurs ($s = 1,...,S$).
B	Nombre de sous-traitants ($b = 1,..., B$).

○ *Paramètres statiques*

S^r	Ensemble des fournisseurs fournissant le composant r ($S^r \subseteq \{1,\ldots, S\}$).
M^p	Ensemble des sites de production fabriquant le produit fini p ($M^p \subseteq \{1,\ldots, M\}$).
B^p	Ensemble des sous-traitants fournissant le produit fini p ($B^p \subseteq \{1,\ldots, B\}$).
R^p	Ensemble des composants nécessaires pour la fabrication du produit finis p.
$\alpha_{p,r}$	Nombre de composants r entrant dans la fabrication du produit fini p.
PI_j	Indice de performance du partenaire j ($j \in \{1,\ldots, S\} \cup \{1,\ldots, M_r\} \cup \{1,\ldots, M_ov\} \cup \{1,\ldots, B\}$), calculé en utilisant la méthode TOPSIS floue pendant la deuxième phase ; avec {1,…, M_r} (respectivement {1,…, M_ov}) désignant l'ensemble des sites de production

produisant pendant les heures normales (respectivement pendant les heures supplémentaires).

RI_j Indice de risque du partenaire *j* ($j \in$ {1,…, S} ∪ {1,…, M_r} ∪ {1,…, M_ov} ∪ {1,…, B}), calculé en utilisant la méthode TOPSIS floue lors de la deuxième phase ; avec {1,…, M_r} (respectivement {1,…, M_ov}) désignant l'ensemble des sites de production produisant pendant les heures normales (respectivement, pendant les heures supplémentaires).

- *Paramètres Flous*

$\widetilde{D}_{p,t}$ Demande globale en produit fini *p* pour la période *t* résultant de toutes les commandes client.

$\widetilde{Cap_r}_{m,p,t}$ Quantité maximale du produit fini *p* qui peut être fabriquée pendant les heures normales sur le site de production *m* pendant la période *t.*

$\widetilde{Cap_ov}_{m,p,t}$ Quantité maximale du produit fini *p* qui peut être fabriquée pendant les heures supplémentaires sur le site de production *m* pendant la période *t.*

$\widetilde{Cap_b}_{b,p,t}$ Quantité maximale du produit fini *p* qui peut être sous-traitée auprès du sous-traitant *b* pendant la période *t.*

$\widetilde{Cap_s}_{s,r,t}$ Quantité maximale du composant *r* qui peut être approvisionnée auprès du fournisseur *s* pendant la période *t.*

- *Variables de décision*

$x_r_{m,p,t}$ Quantité du produit fini *p* fabriquée par le site de production *m* pendant les heures normales de la période *t.*

$x_ov_{m,p,t}$ Quantité du produit fini *p* fabriquée par le site de production *m* pendant les heures supplémentaires de la période *t.*

$x_b_{b,p,t}$ Quantité du produit fini *p* achetée auprès du sous-traitant *b* pendant la période *t*.

$x_s_{s,r,t}$ Quantité du composant *r* achetée auprès du fournisseur *s* pendant la période *t*.

OV_PI_t Mesure de performance globale pendant la période *t*.

OV_RI_t Mesure de résistance au risque globale pendant la période *t*.

- ***Fonctions objectifs***

– *Fonction objectif 1 : Maximiser la mesure de performance globale*

$$\text{Max } F_P = \sum_{t=1}^{T} OV_PI_t \quad (5.1)$$

Avec :

$$OV_PI_t = \sum_{p=1}^{P} \sum_{m \in M^P} \sum_{b \in B^p} \sum_{r \in R^p} (x_s_{s,r,t} * PI_s) + (x_r_{m,p,t} * PI_{m_r}) + (x_ov_{m,p,t} * PI_{m_ov}) + (x_b_{b,p,t} * PI_b) \quad \forall t \quad (5.2)$$

– *Fonction objectif 2 : Minimiser la mesure de risque globale*

$$\text{Min } F_R = \sum_{t=1}^{T} OV_RI_t \quad (5.3)$$

Avec :

$$OV_RI_t = \sum_{p=1}^{P} \sum_{m \in M^P} \sum_{b \in B^p} \sum_{r \in R^p} (x_s_{s,r,t} * RI_s) + ((x_r_{m,p,t} + x_ov_{m,p,t}) * RI_m) + (x_b_{b,p,t} * RI_b) \quad (5.4)$$

La première fonction objectif cherche à maximiser la performance globale tout au long de l'horizon de planification, cette fonction étant calculée en se basant sur les mesures de performance des acteurs impliqués dans le plan.

La deuxième fonction objectif vise à minimiser le risque global tout au long de l'horizon de planification ; elle est calculée en fonction des mesures de risque liées aux acteurs impliqués dans le plan.

- ***Les contraintes***

$$\sum_{m \in M^P} (x_r_{m,p,t} + x_ov_{m,p,t}) + \sum_{b \in B^P} x_b_{b,p,t} \cong \widetilde{D}_{p,t} \quad \forall\, m, p, t \quad (5.5)$$

$$\sum_{s \in S^r} x_s_{s,r,t} = (\sum_{m \in M^P} x_r_{m,p,t} + x_ov_{m,p,t}) * \alpha_{p,r} \quad \forall\, t, \forall r \in R^p \quad (5.6)$$

$$x_r_{m,p,t} \lessapprox \widetilde{Cap_r}_{m,p,t} \quad \forall\, m, p, t \quad (5.7)$$

$$x_ov_{m,p,t} \lesssim \widetilde{Cap_ov}_{m,p,t} \qquad \forall\, m, p, t \qquad (5.8)$$

$$x_b_{b,p,t} \lesssim \widetilde{Cap_b}_{b,p,t} \qquad \forall\, b, p, t \qquad (5.9)$$

$$x_s_{s,r,t} \lesssim \widetilde{Cap_s}_{s,r,t} \qquad \forall\, s, r, t \qquad (5.10)$$

$$x_r^{\,i}_{m,p,t},\ x_ov^{\,i}_{m,p,t},\ x_b^{\,i}_{b,p,t},\ x_s^{\,i}_{s,r,t} \geq 0 \qquad \forall\, p, r, t, m, b, s \qquad (5.11)$$

La contrainte (5.5) assure la satisfaction de la demande client pour chaque période de l'horizon de planification.

La contrainte (5.6) calcule la quantité à approvisionner pour chaque composant et pour chaque période.

Le respect de la capacité maximale de chaque site de production pendant les heures normales et les heures supplémentaires est assuré respectivement via les contraintes (5.7) et (5.8).

Les contraintes (5.9) et (5.10) garantissent respectivement les contraintes de capacité des fournisseurs et des sous-traitants pour chaque période.

La dernière contrainte assure la positivité des diverses variables de décision.

2.3.2 Modélisation des paramètres incertains par des distributions de possibilités triangulaires

Dans cette approche, les demandes des clients et les capacités des acteurs sont représentées par des distributions de possibilités triangulaires (cf. chapitre 3 §2.2).

Rappelons qu'une distribution de possibilité triangulaire sur une quantité floue $\tilde{z}$ peut être modélisée par un triplet (z^a, z^b, z^c) ; z^a, z^b, z^c désignant respectivement la valeur la plus pessimiste, la valeur la plus possible et la valeur la plus optimiste de $\tilde{z}$.

Ainsi, les paramètres d'entrée imprécis présentés ci-dessus peuvent être modélisés en se basant sur des distributions de possibilités triangulaires comme suit :

$$\widetilde{D}_{p,t} = (\, D^a_{p,t}\,,\, D^b_{p,t}\,,\, D^c_{p,t}\,) \qquad \forall\, p, t \qquad (5.12)$$

$\widetilde{Cap_r}_{m,p,t} = (\ cap_r^a_{m,p,t}\ ,\ cap_r^b_{m,p,t}\ ,\ cap_r^c_{m,p,t}\ )$ $\forall\ m,\ p,\ t$ (5.13)

$\widetilde{Cap_ov}_{m,p,t} = (\ cap_ov^a_{m,p,t}\ ,\ cap_ov^b_{m,p,t}\ ,\ cap_ov^c_{m,p,t}\ )$ $\forall\ m,\ p,\ t$ (5.14)

$\widetilde{Cap_b}_{b,p,t} = (\ cap_b^a_{b,p,t}\ ,\ cap_b^b_{b,p,t}\ ,\ cap_b^c_{b,p,t}\ )$ $\forall\ b,\ p,\ t$ (5.15)

$\widetilde{Cap_s}_{s,r,t} = (\ cap_s^a_{s,r,t}\ ,\ cap_s^b_{s,r,t}\ ,\ cap_s^c_{s,r,t}\ )$ $\forall\ s,\ r,\ t$ (5.16)

2.4. Phase IV : Traitement des contraintes floues

Remarquons que les contraintes exprimées par les équations (5.5) et (5.7) - (5.10) présentent des quantités floues qui sont comparées à des quantités déterministes. Ces contraintes sont donc des "contraintes floues", qui ont été abordées par de nombreux auteurs comme Lai et Hwang [1992], Torabi et Hassini [2008 ; 2009], etc.

Des méthodes de défuzzification sont souvent employées dans la littérature scientifique pour faire face à ce type de situation (cf. chapitre 3 §2.1.5). Dans ce travail, nous avons choisi d'appliquer la méthode de la moyenne pondérée (« *weighted average method* »), détaillée dans le chapitre 3 (cf. chapitre 3 §2.3.2) pour défuzzifier les équations (5.5) et (5.7) - (5.10). Ainsi, les contraintes défuzzifiées peuvent être résumées comme suit :

$$\sum_{m\ \epsilon\ M^P}\ (\ x_r_{m,p,t} + x_ov_{m,p,t}) + \sum_{b\ \epsilon\ B^P} x_b_{b,p,t} \cong\ w_1 *\ D^a_{p,t,\alpha} + w_2 *\ D^b_{p,t,\alpha} + w_3 *\ D^c_{p,t,\alpha}$$

$\forall m,\ p,\ t$ (5.17)

$$x_r_{m,p,t} \cong\ w_1 *\ cap_r^a_{m,p,t,\alpha} + w_2 *\ cap_r^b_{m,p,t,\alpha} + w_3 * cap_r^c_{m,p,t,\alpha}$$ $\forall\ m,\ p,\ t$ (5.18)

$$x_ov_{m,p,t} \cong\ w_1 * cap_ov^a_{m,p,t,\alpha} + w_2 *\ cap_ov^b_{m,p,t,\alpha} + w_3 * cap_ov^c_{m,p,t,\alpha}$$ $\forall\ m,\ p,\ t$ (5.19)

$$x_b_{b,p,t} \cong\ w_1 *\ cap_b^a_{b,p,t,\alpha} + w_2 *\ cap_b^b_{b,p,t,\alpha} + w_3 * cap_b^c_{b,p,t,\alpha}$$ $\forall\ b,\ p,\ t$ (5.20)

$$x_s_{s,r,t} \cong\ w_1 *\ cap_s^a_{s,r,t,\alpha} + w_2 *\ cap_s^b_{s,r,t,\alpha} + w_3 * cap_s^c_{s,r,t,\alpha}$$ $\forall\ s,\ r,\ t$ (5.21)

Rappelons que la valeur α désigne la possibilité minimale acceptable et que $A^a_\alpha, A^b_\alpha,\ A^c_\alpha$ représentent respectivement le résultat de l'α-coupe du nombre flou $\widetilde{A}$ (cf. chapitre 3 §2.3.2). A l'instar de la majorité des travaux utilisant la méthode de la moyenne pondérée [Lai et Hwang,

1992 ; Wang et Liang, 2005 ; Liang, 2006 ; Torabi et Hassini, 2008 ; Torabi et Hassini, 2009], nous supposons que la possibilité minimale α est égale à 0,5.

Rappelons aussi que w_1, w_2 et w_3, dont la somme doit être égale à 1, désignent respectivement le poids de la valeur la plus pessimiste, le poids de la valeur la plus possible et le poids de la valeur la plus optimiste du nombre flou modélisé par la distribution de possibilités.

Dans notre travail, nous adoptons le concept des valeurs les plus probables (« *most likely values* ») (cf. chapitre 3 §2.3.2), largement utilisé dans la littérature. Selon ce concept les valeurs les plus pessimistes et les plus optimistes requirent un poids plus faible que celui attribué à la valeur la plus possible. Ainsi, comme dans [Lai et Hwang, 1992] nous attribuons la valeur $\frac{1}{6}$ aux poids w_1 et w_3 et la valeur $\frac{4}{6}$ au poids w_2.

2.5. Phase V : Approche de résolution basée sur la méthode du Goal Programming

Dans la troisième phase, le problème de planification intégrée a été modélisé sous la forme d'un programme linéaire multi-objectifs possibiliste. Une stratégie de défuzzification appropriée a été également appliquée dans la quatrième phase afin de transformer le modèle original en un programme linéaire multi-objectifs déterministe. Néanmoins, aucune solution n'optimise en général les deux fonctions objectifs à la fois. Nous utilisons donc la méthode du Goal Programming pour chercher des solutions de compromis.

Rappelons que le principe de cette technique est fondé sur la définition des buts que nous désirons atteindre pour chaque objectif (un but étant défini comme la valeur idéale d'un objectif ; cf. la description du Goal Programming dans le chapitre 3) et sur le calcul des déviations positives et négatives par rapport à ces buts. Il s'agit ensuite de transformer le modèle de programmation multi-objectifs en un modèle mono-objectif qui vise à minimiser la somme pondérée des différentes déviations.

Par ailleurs, dans certaines situations, les fonctions objectifs (critères) n'ont pas le même poids. Dans ce cas, il est recommandé d'utiliser la variante du Goal Programming Pondéré permettant d'affecter un poids à chaque critère.

Dès lors que nous avons choisi dans ce travail d'incorporer des poids relatifs aux deux fonctions objectifs considérées, à savoir la maximisation de la performance et la minimisation du risque, la méthode du Goal Programming pondérée est nécessaire.

Dans cette étape, nous nous intéressons tout d'abord à la génération des buts à atteindre. Ces buts représentent respectivement le niveau de performance idéal et le niveau de résistance au risque idéal que le décideur désirerait atteindre.

Ceci revient à calculer tout d'abord la solution qui maximise la performance globale (F_p^*), en se basant sur un modèle mathématique qui maximise la fonction objectif exprimée par l'équation (5.2) tout en respectant les contraintes (5.6), (5.11) et (5.17)-(5.21).

Il s'agit ensuite de déterminer la solution qui minimise le risque global (F_R^*), en se basant sur un modèle mathématique minimisant la fonction objectif exprimée par l'équation (5.4) tout en tenant compte des contraintes (5.6), (5.11) et (5.17)-(5.21).

La détermination d'une solution ayant une déviation positive non nulle par rapport à la solution idéale (F_p^*) est non réalisable. Autrement dit, il est inutile de chercher une solution ayant une mesure de performance globale F_P strictement supérieure à la mesure de performance de la référence (F_p^*). Nous ne pouvons donc déterminer que des solutions avec des déviations négatives δ_P^- supérieures ou égales à zéro par rapport à la solution F_p^*.

De même, il est impossible de déterminer une solution ayant une déviation négative non nulle par rapport à la solution idéale (F_R^*) (c'est-à-dire ayant une mesure de risque F_R inférieure à celle de F_R^*). Par conséquent, nous ne considérons pour la fonction objectif relative au risque que les déviations positives δ_R^+.

Ainsi, si nous attribuons les poids w_p et w_R (tels que $0 \leq w_p \leq 1$, $0 \leq w_R \leq 1$ et $w_p + w_R = 1$) respectivement à la fonction objectif relative à la performance et au risque, la formulation du problème de planification intégrée sous la forme d'un modèle de Goal Programming pondéré est présentée comme suit :

$$Min\ F_{GP} = w_p * \delta_P^- + w_R * \delta_R^+ \tag{5.22}$$

Sujet à :

(5.6), (5.11), (5.17) - (5.21)

$$F_P + \delta_P^- = F_p^* \quad (5.23)$$

$$F_R - \delta_R^+ = F_R^* \quad (5.24)$$

$$\delta_P^-, \delta_R^+ \geq 0 \quad (5.25)$$

3. Exemples numériques

Cette partie est consacrée à l'instanciation de l'approche proposée sur un cas d'étude et à la présentation des résultats obtenus. Ces résultats ont fait l'objet de deux communications [Khemiri et al., 2017(b) ; Khemiri et al., 2017(c)].

3.1. Données

Une structure simple de la chaîne logistique considérée est volontairement choisie, mais elle demeure représentative : elle comprend trois sites de production ($M1$, $M2$ et $M3$) et trois sous-traitants ($B1$, $B2$ et $B3$) réalisant le produit fini p.

La réalisation du produit p nécessite l'utilisation de trois composants (une unité du composant $r1$ et deux unités du composant $r2$) qui peuvent être approvisionnés auprès de deux fournisseurs $S1$ et $S2$.

Bien que notre approche ait été développée pour des problèmes de planification multi-produits, nous nous somme restreints dans cette exemple au cas mono-produit pour ne pas compliquer l'exposé.

Nous adoptons un horizon de planification d'un an discrétisé en six périodes de deux mois. Ces périodes correspondent à des prévisions de demandes différentes présentées dans le Tableau 4.1 par des distributions de possibilités triangulaires, qui permettent des calculs simplifiés par rapport à des distributions trapézoïdales. L'utilisation de fonctions trapézoïdales reste bien évidemment possible.

Période	**Demande**
1	(110 ; 120 ; 130)
2	(120 ; 135 ; 140)
3	(125 ; 135 ; 145)
4	(145 ; 150 ; 160)
5	(150 ; 160 ; 175)
6	(200 ; 205 ; 220)

Tableau 5.1 : Demande floue générée sur l'horizon de planification

3.2. Phase I : Sélection des critères d'évaluation des acteurs et définition du poids de chaque critère

Nous considérons que le décideur a choisi lors de la première phase l'ensemble des critères de choix définis pour chaque acteur :

- *Classe I : Performance*
  - Coût
  - Qualité
  - Fiabilité
  - Capacité
- *Classe II : Risque*
  - Flexibilité
  - Réactivité
  - Robustesse
  - Résilience

Les variables linguistiques présentées dans le Tableau 5.2 sont employées d'une part pour évaluer les poids des différents critères (cf. Tableau 5.3 et Tableau 5.4) et d'autre part pour évaluer les acteurs par rapport aux divers critères de décision lors de la deuxième phase (cf. Tableau 5.5 et Tableau 5.6).

Variable linguistique	**Valeur floue triangulaire**
Très faible (TF)	(0 ; 0 ; 1)
Faible (F)	(0 ; 1 ; 3)
Faible à moyen (FM)	(1 ; 3 ; 5)
Moyen (M)	(3 ; 5 ; 7)
Moyen à élevé (ME)	(5 ; 7 ; 9)
Elevé (E)	(7 ; 9 ; 10)
Très élevé (TE)	(9 ; 10 ; 10)

Tableau 5.2 : Variables linguistiques et valeurs floues triangulaires

Critères de performance			
Coût	Qualité	Fiabilité	Capacité
TE	M	FM	ME

Tableau 5.3 : Poids des critères de classe I

Critères de risque			
Flexibilité	Réactivité	Résilience	Robustesse
TE	ME	FM	TF

Tableau 5.4 : Poids des critères de classe II

3.3. Phase II : Evaluation des partenaires

L'évaluation des acteurs par rapport aux divers critères de décision est fournie dans les Tableaux 5.5 et 5.6.

La deuxième phase de l'approche proposée consiste à appliquer la méthode TOPSIS floue pour déterminer respectivement les mesures de performance et les mesures de risque relatives à chaque acteur. Les résultats fournis à la fin de cette phase sont présentés dans le Tableau 5.7.

Critères	**Acteurs**							
	Fournisseurs		Sites de production			Sous-traitants		
	S1	S2	M1	M2	M3	B1	B2	B3
Coût	(1;2;3)	(3;3;4)	R : (8;9;9) Ov : (25;26;26)	R : (10;12;14) Ov : (30;31;33)	R : (25;27;28) Ov : (35;36;36)	(29;30;31)	(68;69;70)	(72;73;75)
Qualité	TE	ME	TE	ME	M	F	F	TF
Fiabilité	TE	M	ME	M	M	F	TF	TF
Capacité	(95;100;110)	(60;70;90)	R : (61;65;80) Ov : (10;15;20)	R : (8;15;20) Ov : (10;15;20)	R : (8;10;15) Ov : (10;15;20)	(55;65;70)	(36;40;50)	(15;20;22)

NB : R : heures normales (Regular Time) ; **Ov** : heures supplémentaires (Overtime)

Tableau 5.5 : Evaluation des acteurs par rapport aux critères de performance

Critères	**Acteurs**							
	Fournisseurs		Sites de production			Sous-traitants		
	S1	S2	M1	M2	M3	B1	B2	B3
Flexibilité	TF	M	TF	ME	E	TE	TE	TE
Réactivité	TF	TF	F	M	M	ME	ME	TE
Résilience	TF	ME	TF	M	ME	E	TE	TE
Robustesse	TF	ME	TF	TE	TE	ME	TE	TE

Tableau 5.6 : Evaluation des acteurs par rapport aux critères de risque

Mesure	**Acteurs**							
	Fournisseurs		Sites de production			Sous-traitants		
	S1	S2	M1	M2	M3	B1	B2	B3
PI	0.6172	0.4475	R : 0.4090 Ov : 0.2806	R : 0.2459 Ov : 0.2300	R : 0.1927 Ov : 0.1986	0.1992	0.1324	0.0551
RI	0.9437	0.6639	0.9024	0.4901	0.4185	0.3275	0.3212	0.2652

NB: R : heures normales (Regular Time) ; **Ov** : heures supplémentaires (Overtime)

Tableau 5.7 : Mesures de performance et de risque relatives à chaque acteur

3.4. Résolution

3.4.1 Cas 1 : objectif unique - maximisation de la performance

Pour déterminer les buts à atteindre, nous avons considéré dans un premier temps le modèle mathématique défini par les contraintes (5.6), (5.11) et (5.17)-(5.21) en retenant uniquement l'objectif de performance F_p : maximisation de la mesure de performance globale exprimée par les équations (5.1) et (5.2).

L'optimum F_p^* (égal à 1660.556) est obtenu pour la répartition de charge présentée dans le Tableau 5.8. Nous avons généré cette solution instantanément (moins d'une seconde) en implémentant le programme linéaire en nombre entier décrit précédemment sur l'outil LINGO. Pour aboutir à la solution optimale, 39 itérations ont été générées. Nous avons obtenu pour chaque itération 98 variables et 123 contraintes.

Remarquons que la répartition obtenue favorise les acteurs les plus performants, à savoir les fournisseurs et les sites de production. Nous constatons que le recours à la sous-traitance n'aura lieu que si la capacité des sites de production est inférieure à celle nécessaire pour traiter la quantité demandée. Ceci est justifié par le fait que les décisions de planification sont uniquement influencées par le critère de maximisation de la performance.

Périodes	**S1**		**S2**		**M1**		**M2**		**M3**		**B1**	**B2**	**B3**
	$x_s_{S1,r1}$	$x_s_{S1,r2}$	$x_s_{S2,r1}$	$x_s_{S2,r2}$	$x_r_{M1,p}$	$x_ov_{M1,p}$	$x_r_{M2,p}$	$x_ov_{M2,p}$	$x_r_{M3,p}$	$x_ov_{M3,p}$	x_b_{B1}	x_b_{B2}	x_b_{B3}
T1	100	210	21	32	66	15	14	15	1	10	0	0	0
T2	100	210	34	58	66	15	14	15	9	15	0	0	0
T3	100	210	35	60	66	15	14	15	10	15	1	0	0
T4	100	210	35	60	66	15	14	15	10	15	16	0	0
T5	100	210	35	60	66	15	14	15	10	15	26	0	0
T6	100	210	35	60	66	15	14	15	10	15	64	8	0

Tableau 5.8 : Répartition relative à l'optimum F_p^*

3.4.2 Cas 2 : objectif unique - minimisation du risque

Dans un second temps, nous avons résolu le modèle mathématique en considérant uniquement l'objectif de minimisation de risque F_R exprimé par les équations (5.3) et (5.4), en tenant compte des contraintes (5.6), (5.11) et (5.17) - (5.21).

Ce modèle linéaire en nombre entier a été également implémenté sur LINGO. Dans ce cas, 52 itérations, générées en moins d'une seconde, furent nécessaires pour aboutir à la solution optimale. Chaque itération comporte 98 variables et 123 contraintes.

L'optimum F_R^* (égal à 659.3935) est obtenu pour le plan présenté dans le Tableau 5.9. Totalement orienté vers le critère de minimisation du risque, ce plan vise à charger les acteurs les plus résistants aux risques, à savoir les sous-traitants dans l'exemple proposé. Les sites de production et les fournisseurs ne sont impliqués que pour répondre à une demande client qui dépasse la capacité des sous-traitants.

Périodes	S1		S2		M1		M2		M3		B1	B2	B3
	$x_s_{S1,r1}$	$x_s_{S1,r2}$	$x_s_{S2,r1}$	$x_s_{S2,r2}$	$x_r_{M1,p}$	$x_ov_{M1,p}$	$x_r_{M2,p}$	$x_ov_{M2,p}$	$x_r_{M3,p}$	$x_ov_{M3,p}$	x_b_{B1}	x_b_{B2}	x_b_{B3}
T1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	61	40	19
T2	0	0	10	20	0	0	0	0	0	10	64	41	19
T3	0	0	11	22	0	0	0	0	10	1	64	41	19
T4	0	0	27	54	0	0	2	0	10	15	64	41	19
T5	0	0	37	74	0	0	12	0	10	15	64	41	19
T6	13	0	70	166	29	0	14	15	10	15	64	41	19

Tableau 5.9 : Répartition relative à la l'optimum F_R^*

3.4.3 Cas 2 : objectifs multiples – maximisation de la performance et minimisation du risque

Comme énoncé précédemment, le principe du Goal Programming Pondéré consiste à associer un poids à chaque objectif. S'il est capable de communiquer ses préférences d'une manière précise vis-à-vis les objectifs considérés, le décideur peut déterminer a priori le poids de chaque objectif.

Néanmoins, pour illustrer la méthode de résolution, nous proposons dans le cadre de cet exemple de tester toutes les combinaisons de poids (w_p , w_R).

Pour cela, nous faisons varier les valeurs des poids entre 0 et 1 en diminuant l'un et en augmentant l'autre en même temps, avec un pas de 0,1 (soit 11 instances).

Il s'agit donc d'exécuter 11 fois le modèle du Goal Programming, qui est un modèle linéaire en nombre entier dont la fonction objectif est exprimée par la formule (5.22), en présence des contraintes (5.6), (5.11), (5.17)-(5.21) et (5.32)-(5.25).

Pour les différentes instances, l'outil de résolution LINGO permet de générer un plan instantanément. Le nombre d'itérations varie entre 3114 et 64 en fonction des couples de poids (w_p , w_R). Nous avons obtenu pour chaque itération, 102 variables et 127 contraintes.

Les résultats obtenus permettent d'une part de générer le plan optimal relatif à chaque situation et d'autre part de comparer les mesures de performance et de risque relatives à chaque solution.

Les ordres d'allocations aux différents acteurs en fonction des couples de poids (w_p , w_R) sont présentés dans le Tableau 5.10.

Deux solutions représentant deux situations extrêmes peuvent être identifiées. Dans la première, seule la fonction objectif de maximisation de la performance est considérée ($w_p= 1, w_R = 0$). La seconde situation extrême est basée uniquement sur la fonction objectif de minimisation du risque ($w_p= 0, w_R = 1$).

Remarquons qu'en diminuant d'un pas le poids w_p à partir de la première situation, et en augmentant d'autre part le poids w_R, la répartition des charges entre les acteurs est inchangée. Par ailleurs, pour les couples de poids ($w_p= 0.8, w_R = 0.2$) et ($w_p= 0.7, w_R = 0.3$), nous constatons une légère augmentation dans la charge de production du site M3 versus une légère diminution dans la charge de production du site M1 (qui est plus performant mais plus risqué que le site M3).

Pour le couple de poids ($w_p= 0.6, w_R = 0.4$), nous pouvons remarquer que les acteurs les moins risqués sont plus chargés que les acteurs les plus performants. A partir de cette instance, la stratégie est plutôt orientée vers l'amélioration de la résistance au risque, au prix de la dégradation simultanée de la performance. Ceci se manifeste par la maximisation de la charge des acteurs les

Poids	Périodes	S1		S2		M1		M2		M3		B1	B2	B3
		$x_s_{s1,r1}$	$x_s_{s1,r2}$	$x_s_{s2,r1}$	$x_s_{s2,r2}$	x_r_{M1}	x_ov_{M1}	x_r_{M2}	x_ov_{M2}	x_r_{M3}	x_ov_{M3}	x_b_{B1}	x_b_{B2}	x_b_{B3}
(1,0) (0.9,0.1)	T1	100	210	21	32	66	15	14	15	1	10	0	0	0
	T2	100	210	34	58	66	15	14	15	9	15	0	0	0
	T3	100	210	35	60	66	15	14	15	10	15	1	0	0
	T4	100	210	35	60	66	15	14	15	10	15	16	0	0
	T5	100	210	35	60	66	15	14	15	10	15	26	0	0
	T6	100	210	35	60	66	15	14	15	10	15	64	8	0
(0.8,0.2) (0.7,0.3)	T1	100	210	21	32	66	1	14	15	10	15	0	0	0
	T2	100	210	34	58	66	14	14	15	10	15	0	0	0
	T3	100	210	35	60	66	15	14	15	10	15	1	0	0
	T4	100	210	35	60	66	15	14	15	10	15	16	0	0
	T5	100	210	35	60	66	15	14	15	10	15	26	0	0
	T6	100	210	35	60	66	15	14	15	10	15	64	8	0
(0.6,0.4)	T1	0	0	39	78	0	0	14	0	10	15	64	17	0
	T2	0	0	39	78	0	0	14	0	10	15	64	31	0
	T3	0	0	39	78	0	0	14	0	10	15	64	32	0
	T4	0	0	46	92	0	0	14	7	10	15	64	41	0
	T5	0	0	54	108	0	0	14	15	10	15	64	41	2
	T6	13	0	70	166	29	0	14	15	10	15	64	41	19
(0.5,0.5)	T1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	64	41	15
	T2	0	0	10	20	0	0	0	0	0	10	64	41	19
	T3	0	0	11	22	0	0	0	0	0	11	64	41	19
	T4	0	0	27	54	0	0	2	0	10	15	64	41	19
	T5	0	0	37	74	0	0	12	0	10	15	64	41	19
	T6	13	0	70	166	29	0	14	15	10	15	64	41	19
(0.4,0.6) (0.3,0.7) (0.2,0.8) (0.1,0.9)	T1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	64	37	19
	T2	0	0	10	20	0	0	0	0	0	10	64	41	19
	T3	0	0	11	22	0	0	0	0	0	11	64	41	19
	T4	0	0	27	54	0	0	2	0	10	15	64	41	19
	T5	0	0	37	74	0	0	12	0	10	15	64	41	19
	T6	13	0	70	166	29	0	14	15	10	15	64	41	19
(0,1)	T1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	61	40	19
	T2	0	0	10	20	0	0	0	0	0	10	64	41	19
	T3	0	0	11	22	0	0	0	0	10	1	64	41	19
	T4	0	0	27	54	0	0	2	0	10	15	64	41	19
	T5	0	0	37	74	0	0	12	0	10	15	64	41	19
	T6	13	0	70	166	29	0	14	15	10	15	64	41	19

Tableau 5.10 : Ordres d'allocations obtenus en utilisant la méthode du Goal Programming

moins risqués (les moins performants dans notre cas d'étude), jusqu'à considérer l'instance extrême (w_p= 0, w_R = 1), dans laquelle les acteurs les moins risqués sont totalement chargés et où la capacité des sites de production n'est utilisée que dans le cas de l'insuffisance de la capacité des sous-traitants.

Les écarts par rapport aux valeurs des buts F_P^* et F_R^* sont proposés dans le Tableau 5.11.

Poids	**F_P**	**F_R**	**δ_P^-(%)**	**δ_R^+(%)**
(1, 0) (0.9, 0.1)	1660.556*	2721.815*	00.00	100
(0.8, 0.2) (0.7, 0.3)	1659.267	2714.57	0.101	99.648
(0.6, 0.4)	580.0491	945.9591	84.460	13.894
(0.5, 0.5)	384.0375	659.6424	99.782	0.012
(0.4, 0,6) (0.3, 0,7) (0.2, 0,8) (0.1, 0,9)	383.7282	659.4185	99.80652	0.0012
(0. 1)	381.2529*	659.3935*	100	00.00

Tableau 5.11 : Déviations en (%) par rapport aux buts F_P^* et F_R^*

Nous remarquons que la valeur optimale de l'objectif de performance F_P^* et la pire valeur de l'objectif de risque F_R^* sont obtenues lors de la première et la deuxième instance qui correspondent respectivement aux couples (w_P= 1, w_R = 0) et (w_P= 0.9, w_R = 0.1). De même, la dernière instance (w_P = 1, w_R = 0) fournit la valeur optimale de l'objectif de risque F_R^* et la pire valeur de l'objectif de performance F_P^*.

Par ailleurs, en augmentant d'un pas le poids w_R et en diminuant du même pas le poids w_P (i.e. la situation w_P = 0.8, w_R = 0.2), nous dégradons faiblement la mesure de performance F_P (0.101 %) et nous améliorons très légèrement la mesure de risque F_R (99.648 %).

L'instance (w_P = 0.6, w_R = 0.4) marque un tournant dans l'évolution des mesures de performance et de risque. En effet, la valeur de la fonction objectif de performance F_P passe brusquement d'une déviation de 0.101% à une déviation de 84.460%, ce qui est très élevé pour un pas de 0.1. Quant à la valeur de la fonction objectif de risque F_R, elle est améliorée d'une manière significative en passant d'un écart de 99.648% à un écart de 13.894%.

Pour le couple de poids ($w_P = 0.5$, $w_R = 0.5$), la mesure de performance est légèrement dégradée, d'une déviation de 84.460% à une déviation de 99.782%, tandis que la mesure de risque se rapproche de la valeur optimale avec un écart de 0.012%.

Il est intéressant de noter que, comme on peut intuitivement le supposer, nous avons bien obtenu à l'issue de la variation des poids (w_P , w_R) des solutions de compromis présentant différentes mesures de performance et de risque.

Nous remarquons par ailleurs qu'avec le jeu d'essai défini, nous n'avons pas obtenu de compromis équilibrés. En effet, les solutions obtenues sont soient performantes et très risquées (pour les instances ($w_P = 1$, $w_R = 0$), ($w_P = 0.9$, $w_R = 0.1$), ($w_P= 0.8$, $w_R = 0.2$) et ($w_P= 0.7$, $w_R = 0.3$)), soient des plans qui résistent au risque mais avec de faible mesure de performance (pour le reste des instances). Dans notre exemple, nous avons en effet considéré le cas le plus complexe où l'évaluation des acteurs vis-à-vis des critères de performance et de risque s'opposent : l'acteur le plus performant est supposé le plus risqué et inversement. Les autres cas seraient triviaux.

4. Conclusion

Dans le cadre de ce chapitre, le problème de planification intégrée sous incertitude introduit dans le chapitre précédent a été résolu par notre deuxième approche en considérant par ailleurs une imprécision sur la demande client et sur les capacités des acteurs.

Comme dans l'approche d'aide à la décision proposée dans le chapitre précédent, l'implication du décideur est soulignée dans les différentes phases de cette deuxième approche. En effet, ce dernier est impliqué dans la première phase pour exprimer ses préférences vis-à-vis des critères de décision. Il est également amené, lors de la deuxième phase, à évaluer les acteurs de la chaîne logistique par rapport à ces critères de décision et à calculer par la suite une mesure de performance et de risque relatives à chaque acteur, en se basant sur la méthode TOPSIS floue. La troisième phase est consacrée à la modélisation du problème de planification sous la forme d'un programme linéaire multi-objectifs possibiliste visant d'une part à maximiser la performance et d'autre part à minimiser le risque. Un processus de défuzzification est ensuite exécuté afin de transformer ce modèle possibiliste en un modèle multi-objectifs déterministe. La cinquième et dernière phase est conçue pour déterminer une solution efficace (i.e. un plan efficace) en se basant sur la méthode du

Goal Programming et sur les préférences du décideur vis-à-vis des objectifs de performance et de risque.

Pour illustrer la faisabilité de l'approche proposée, un exemple a été présenté et les résultats numériques obtenus ont été analysés dans la troisième partie. A l'issue de la variation des poids des objectifs de performance et de risque, nous avons montré la possibilité d'aboutir à des plans présentant différents compromis à l'aide de la méthode du Goal Programming, permettant par la suite au décideur de prendre une décision adaptée à sa politique et à sa stratégie de planification.

Conclusion Générale et Perspectives

Cette partie est consacrée à la présentation des conclusions sur ce travail ainsi que de ses différentes perspectives possibles.

1. Conclusions

Les chaînes logistiques actuelles sont confrontées à un marché fortement concurrentiel et globalisé, présentant divers sources d'incertitudes et caractérisé par une personnalisation des demandes de produits de plus en plus importante.

Dans ce cadre, une chaîne logistique doit non seulement respecter ses engagements mais aussi faire face aux risques qui touchent les divers processus décisionnels.

Une analyse de la littérature scientifique relative à la problématique de planification tactique sous incertitude nous a permis de constater que l'objectif des approches proposées porte principalement sur la minimisation ou la maximisation d'un critère économique, sans prise en compte de la gestion du risque.

C'est sur la base de ce constat que les lignes directrices de cette thèse ont été tracées. Ainsi, nous avons choisi d'explorer la problématique de planification d'approvisionnement-production en l'illustrant au sein d'une chaîne logistique pilotée par une entreprise multi-sites.

Nous nous somme focalisés dans un premier temps sur le développement d'une approche hybride d'aide à la décision multicritères floue. Cette approche est basée sur un ensemble de critères structurés en critères de performance et en critères de risque. Cette approche opère en cinq phases :

- **Phase 1 :** Au début, le décideur choisit parmi ces critères ceux adaptés à sa stratégie de décision, ainsi que l'importance accordée à chacun d'entre eux.
- **Phase 2 :** Un modèle mathématique est exploité par la suite en vue de générer l'ensemble des scénarios d'allocation capables de satisfaire la demande client.

- **Phase 3 :** En se basant sur la méthode TOPSIS floue, des mesures de performance relatives à chaque scénario d'allocation sont déterminées.
- **Phase 4 :** La méthode TOPSIS floue est de nouveau utilisée en vue de déterminer des mesures de risque relatives à chaque scénario d'allocation.
- **Phase 5 :** Enfin, les résultats obtenus sont interprétés en se basant sur des variables linguistiques et le décideur peut choisir la solution qui reflète le compromis le plus proche de sa stratégie.

Un exemple numérique et une analyse de sensibilité ont montré l'applicabilité, la robustesse et la stabilité de cette approche sur un problème de planification en présence de certaines données et préférences floues.

La solution proposée par cette approche d'aide à la décision est fondée sur une énumération et une évaluation de l'ensemble des scénarios d'allocation réalisables. Malheureusement, dans le cas d'un problème de planification de grande taille, un grand nombre de solutions réalisables peut être fourni, ce qui est difficile à gérer.

Ceci nous a incités à développer une nouvelle approche d'optimisation multicritères floue pour faire face à des problèmes de planification intégrée de grande taille. Dans le cadre de cette seconde approche, cinq phases aussi sont parcourues :

- **Phase 1 :** Le décideur est de nouveau amené à expliciter ses préférences vis-à-vis les critères d'évaluation des acteurs, catégorisés en critères de performance et de risque.
- **Phase 2 :** La méthode TOPSIS Floue est employée en vue de déterminer une mesure de performance et de risque relatives à chaque acteur.
- **Phase 3 :** La troisième phase consiste à modéliser le problème de planification considéré sous forme d'un programme linéaire multi-objectifs possibiliste visant d'une part à maximiser la performance et d'autre part à minimiser le risque.
- **Phase 4 :** Par la suite, en se basant sur une stratégie de défuzzification appropriée, ce modèle possibiliste est converti en un modèle multi-objectifs déterministe.
- **Phase 5 :** Enfin, la méthode du Goal Programming pondéré est employée pour générer une solution de compromis efficace (i.e. un plan efficace) qui satisfait le plus possible les souhaits du décideur.

Les expérimentations que nous avons effectuées sur cette seconde approche ont permis de la valider et de mettre en évidence sa cohérence.

L'originalité des deux approches développées dans le cadre de cette thèse réside dans l'intégration, au sein de leurs processus décisionnels, d'un mécanisme de gestion de risque qui permet au décideur d'anticiper les risques corrélés aux décisions plutôt que de les subir.

De plus, la proposition d'une « bibliothèque » de critères d'évaluation, répartie en deux classes indépendants : critères de performance et critères de risque, présente un double intérêt :

- d'une part, la séparation entre des critères de nature différente et la définition d'une mesure de performance et d'une mesure de risque sans possibilité de compensation,
- d'autre part, la définition d'une liste ouverte de critères d'évaluation qui augmente l'autonomie et la flexibilité du décideur en lui offrant la possibilité de ne considérer que les critères qui sont en cohérence avec sa stratégie de décision.

Dans le cadre des deux approches multicritères développées, les préférences des décideurs sont intégrées d'une manière explicite au début du processus de prise de décision. Ces préférences sont introduites via des variables linguistiques, fournissant ainsi des résultats plus réalistes et plus fiables par rapport à des préférences précises. La préservation du caractère subjectif des préférences doit permettre de générer des solutions qui se rapprochent le plus possible des souhaits du décideur et de sa politique de planification.

En outre, les techniques utilisées dans le cadre de ce travail de recherche sont caractérisées par leur simplicité d'application et leur généricité ; elles peuvent être adaptées pour résoudre différentes problématiques de décision multicritères.

2. Perspectives

Les perspectives immédiates que nous entrevoyons concernent prioritairement :

- l'intégration d'autres classes de critères,
- l'intégration des opérations de transport,
- la validation sur des cas industriels réels,

- la comparaison avec des approches qui propagent l'incertitude.

2.1. Intégration d'autres classes de critères

L'intégration d'autres classes de critères peut par exemple permettre d'intégrer des critères relatifs au développement durable. En effet, l'émergence de la problématique du développement durable et des valeurs écologiques à l'échelle nationale et internationale a entraîné un véritable besoin d'intégration de ces concepts au niveau de la planification tactique.

Ainsi, l'approche d'aide à la décision multicritères proposée dans le cadre du quatrième chapitre peut être étendue pour comparer les scénarios possibles d'allocation vis-à-vis de leur performance, de leur résistance face aux risques ainsi que de leur impact sur l'environnement. De même, l'approche d'optimisation multicritères floue développée dans le cinquième chapitre peut être étendue par l'introduction d'une nouvelle fonction objectif orientée développement durable.

2.2. Intégration des opérations de transport

Il serait également intéressant d'intégrer les opérations de transport et d'étendre ainsi les approches proposées pour faire face aux problématiques de planification d'approvisionnement-production-distribution d'une chaîne logistique.

A cet effet, il faudrait considérer une nouvelle chaîne logistique qui livre les produits finis à ses clients à travers différents centres de distribution. Nous pouvons par la suite examiner et modéliser la coordination des flux physiques entre les sites de production, les centres de distribution et les clients finaux.

Ces approches peuvent aussi être adaptées pour considérer les délais de production, d'approvisionnement et de transport.

2.3. Validation par la collaboration industrielle

Une autre perspective réside dans la mise en œuvre des approches de planification développées au sein d'une chaîne logistique réelle en vue de valider les résultats obtenus dans le cadre de ce travail

de recherche. De telles expérimentations seraient très utiles, car elles permettraient d'approfondir les critères de décision réels.

2.4. Comparaison avec des approches qui propagent l'incertitude

Il serait également intéressant d'implanter une des approches de planification propageant l'incertitude de la littérature, et de dresser une étude comparative entre celle-ci et l'approche d'optimisation multicritères floue proposée dans le cadre du cinquième chapitre, en vue de comparer plus finement les intérêts et les limitations d'une défuzzification avant ou après la planification.

Références bibliographiques

[Aguezzzoul et Ladet, 2006] : Aguezzoul, A., & Ladet, P. (2006). Sélection et évaluation des fournisseurs : Critères et méthodes. *Revue française de gestion industrielle*, *2*, 5-27.

[Amrani-Zouggar, 2009] : Amrani-Zouggar, A. (2009). Impact des contrats d'approvisionnement sur la performance de la chaîne logistique : Modélisation et simulation. Thèse de doctorat. Bordeaux 1.

[Arabzad et al., 2015] : Arabzad, S. M., Ghorbani, M., Razmi, J., & Shirouyehzad, H. (2015). Employing fuzzy TOPSIS and SWOT for supplier selection and order allocation problem. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *76*(5-8), 803-818.

[Artebrant et al., 2004] : Artebrant, A., Jönsson, E., & Nordhemmer, M. (2004). *Risks and Risk Management in the Supply Chain Flow: A Case Study Based on Some of Marsh's Clients*. *Master of Science in Industrial Management and Engineering*. Lund Institute of Technology, Sweden.

[Ayadi, 2010] : Ayadi, D. (2010). Optimisation multicritère de la fiabilité : application du modèle de goal programming avec les fonctions de satisfactions dans l'industrie de traitement de gaz. *Thèse de doctorat*. Université d'Angers.

[Azzabi, 2010] : Azzabi, L. (2010). Contribution à l'amélioration d'un système de production : intégration de la méthode six sigma et approche multicritère d'aide à la décision dans Sidelec Internationale. Thèse de doctorat. Université d'Angers.

[Beamon, 1998] : Beamon, B. M. (1998). Supply chain design and analysis : Models and methods. *International journal of production economics*, *55*(3), 281-294.

[Ben Mena, 2000] : Mena, S. B. (2000). Introduction aux méthodes multicritères d'aide à la décision. *Biotechnologie, Agronomie, Société et Environnement*, *4*(2), 83-93.

[Benayoun et al., 1971] : Benayoun, R., De Montgolfier, J., Tergny, J., & Laritchev, O. (1971). Linear programming with multiple objective functions: Step method (STEM). *Mathematical programming*, 1(1), 366-375.

[Berrah, 2013] : Berrah, L. (2013). La quantification de la performance dans les entreprises manufacturières : de la déclaration des objectifs à la définition des systèmes d'indicateurs. *Habilitation à Diriger les Recherches*. Université de Savoie.

[Bhamra et al., 2011] : Bhamra, R., Dani, S., & Burnard, K. (2011). Resilience: the concept, a literature review and future directions. *International Journal of Production Research*, 49(18), 5375-5393.

[Bouchon-Meunier, 1995] : Bouchon-Meunier, B. (1995). La logique floue et ses applications+Editeur

[Brans et Vincke, 1985] : Brans J.P, Vincke Ph. (1985). A Preference Ranking Organization Method. *Management Science*, 31(6), 647-656.

[Buckley, 1985] : Buckley, J. J. (1985). Fuzzy hierarchical analysis. *Fuzzy sets and systems*, 17(3), 233-247.

[Buffa et Jackson, 1983] : Buffa, F. P., & Jackson, W. M. (1983). A goal programming model for purchase planning. *Journal of Supply Chain Management*, *19*(3), 27-34.

[Cadenas et Verdegay, 1997] : Cadenas, J. M., & Verdegay, J. L. (1997). Using fuzzy numbers in linear programming. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, *27*(6), 1016-1022.

[Chankong et Haimes, 2008] : Chankong, V., & Haimes, Y. Y. (2008). *Multiobjective decision making: theory and methodology*. Courier Dover Publications.

[Charnes et al., 1961] : Charnes A, Cooper WW. (1961). *Management Models and Industrial Applications of Linear Programming*. Wiley, New York, 1961.

[Charnes et Cooper, 1977] : Charnes, A., & Cooper, W.W. (1977). Goal programming and multiple objective optimizations: Part 1. *European Journal of Operational Research*, 1(1), 39-54.

[Chaudhry et al., 1993] : Chaudhry, S. S., Forst, F. G., & Zydiak, J. L. (1993). Vendor selection with price breaks. *European Journal of Operational Research*, *70*(1), 52-66.

[Chen and Chang, 2006] : Chen, S. P., & Chang, P. C. (2006). A mathematical programming approach to supply chain models with fuzzy parameters. *Engineering Optimization*, *38*(6), 647-669.

[Chen et al., 2006] : Chen, C. T., Lin, C. T., & Huang, S. F. (2006). A fuzzy approach for supplier evaluation and selection in supply chain management. *International Journal of Production Economics*, 102(2), 289-301.

[Chen, 1996] : Chen, S. M. (1996). Evaluating weapon systems using fuzzy arithmetic operations. *Fuzzy sets and systems*, *77*(3), 265-276.

[Chen, 2000] : Chen, C. T. (2000). Extensions of the TOPSIS for group decision-making under fuzzy environment. *Fuzzy sets and systems*, 114(1), 1-9.

[Croom et al., 2000] : Croom, S., Romano, P., & Giannakis, M. (2000). Supply chain management: an analytical framework for critical literature review. *European journal of purchasing & supply management*, *6*(1), 67-83.

[Cyrulnik et Macey, 2009] : Cyrulnik, B., and D. Macey. (2009). *Resilience: How Your Inner Strength Can Set You Free from the past.* London: Penguin Books.

[Davis, 1993] : Davis, T. (1993). Effective supply chain management. *Sloan management review*, *34*(4), 35.

[Demirtas et Üstün, 2008] : Demirtas, E. A., & Üstün, Ö. (2008). An integrated multiobjective decision making process for supplier selection and order allocation. *Omega*, *36*(1), 76-90.

[Dickson, 1966] : Dickson, G. W. (1966). An Analysis of Supplier Selection Systems and Decision. *Journal of Purchasing and Materials Management* 2: 5 – 17.

[Dolgui et Prodhon, 2007] : Dolgui, A., & Prodhon, C. (2007). Supply planning under uncertainties in MRP environments: A state of the art. *Annual Reviews in Control*, *31*(2), 269-279.

[Dubois et Prade, 2006] : Dubois, D., & Prade, H. (2006). Représentations formelles de l'incertain et de l'imprécis. *Concepts et méthodes pour l'aide à la décision, 1. Outils de modélisation*. Hermès Science Publications.

[Edwards et Barron, 1994] : Edwards, W., & Barron, F. H. (1994). SMARTS and SMARTER: Improved simple methods for multiattribute utility measurement. *Organizational behavior and human decision processes*, *60*(3), 306-325.

[Ellram, 1990] : Ellram, L. M. (1990). The supplier selection decision in strategic partnerships. *Journal of Supply Chain Management*, *26*(4), 8-14.

[Fishburn, 2013] : Fishburn, P. C. (2013). The foundations of expected utility (Vol. 31). Springer Science & Business Media.

[Florian et Klein, 1971] : Florian, M., & Klein, M. (1971). Deterministic production planning with concave costs and capacity constraints. *Management Science*, *18*(1), 12-20.

[François, 2007] : Francois, J. (2007). Planification des chaînes logistiques : Modélisation du système décisionnel et performance. *Thèse de doctorat*. Université Sciences et Technologies-Bordeaux I.

[Galasso et al., 2005] : Galasso, F., Francois, J., & Mahmoudi, J. (2005). Proposition d'une grille de classification de la littérature en gestion de chaîne logistique (Supply Chain Management). In *6e Congès international de génie industriel* (p. 047).

[Galasso, 2007] : GALASSO, F. (2007). Aide à la planification dans les chaînes logistiques en présence de demande flexible. *Thèse de doctorat*. Institut National Polytechnique de Toulouse.

[Ganeshan et al., 1999] : Ganeshan, R., Jack, E., Magazine, M. J., & Stephens, P. (1999). A taxonomic review of supply chain management research. In *Quantitative models for supply chain management* (pp. 839-879). Springer US.

[Ganeshan et Harrison, 1995] : Ganeshan, R., & Harrison, T. P. (1995). An introduction to supply chain management. *Department of Management Science and Information Systems, Penn State University*, 2-7.

[Genin et al., 2008] : Genin, P., Lamouri, S., & Thomas, A. (2008). Multi-facilities tactical planning robustness with experimental design. *Production Planning and Control*, 19(2), 171-182.

[Genin, 2003] : Genin, P. (2003). Planification tactique robuste avec usage d'un APS. Proposition d'un mode de gestion par plan de référence. *Thèse de doctorat*. Ecole des Mines de Paris, France.

[Gholamian et al., 2015] : Gholamian, N., Mahdavi, I., Tavakkoli-Moghaddam, R., & Mahdavi-Amiri, N. (2015). Comprehensive fuzzy multi-objective multi-product multi-site aggregate production planning decisions in a supply chain under uncertainty. *Applied soft computing*, *37*, 585-607.

[Gholamian et al., 2016] : Gholamian, N., Mahdavi, I., & Tavakkoli-Moghaddam, R. (2016). Multi-objective multi-product multi-site aggregate production planning in a supply chain under uncertainty: fuzzy multi-objective optimisation. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, *29*(2), 149-165.

[Gigović et al., 2016] : Gigović, L., Pamučar, D., Bajić, Z., & Milićević, M. (2016). The Combination of Expert Judgment and GIS-MAIRCA Analysis for the Selection of Sites for Ammunition Depots. *Sustainability*, *8*(4), 372..

[Gigović et al., 2017] : Gigović, L., Pamučar, D., Božanić, D., & Ljubojević, S. (2017). Application of the GIS-DANP-MABAC multi-criteria model for selecting the location of wind farms: A case study of Vojvodina, Serbia. *Renewable Energy*, *103*, 501-521.

[Goffin et al., 1997] : Goffin, K., Szwejczewski, M., & New, C. (1997). Managing suppliers: when fewer can mean more. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 27(7), 422-436.

[Gourc, 2006] : Gourc, D. (2006). Vers un modèle général du risque pour le pilotage et la conduite des activités de biens et de services : Propositions pour une conduite des projets et une gestion des risques intégrées . *Mémoire d'Habilitation à Diriger des Recherches*. Institut National Polytechnique de Toulouse-INPT.

[Grabot et al., 2005] : Grabot, B., Geneste, L., Reynoso-Castillo, G., & Vérot, S. (2005). Integration of uncertain and imprecise orders in the MRP method. *Journal of Intelligent manufacturing*, *16*(2), 215-234.

[Guillaume et al., 2011] : Guillaume, R., Thierry, C., & Grabot, B. (2011). Modelling of ill-known requirements and integration in production planning. *Production Planning and Control*, *22*(4), 336-352.

[Guillaume, 2011] : Guillaume, R. (2011). Gestion des risques dans les chaînes logistiques : planification sous incertitude par la théorie des possibilités. *Thèse de doctorat*. Toulouse 2.

[Guneri et al., 2009] : Guneri, A. F., Yucel, A., & Ayyildiz, G. (2009). An integrated fuzzy-lp approach for a supplier selection problem in supply chain management. *Expert Systems with Applications*, *36*(5), 9223-9228.

[Gupta et Maranas, 2003] : Gupta, A., & Maranas, C. D. (2003). Managing demand uncertainty in supply chain planning. *Computers & Chemical Engineering*, *27*(8), 1219-1227.

[Haldar et al., 2012] : Haldar, A., Ray, A., Banerjee, D., & Ghosh, S. (2012). A hybrid MCDM model for resilient supplier selection. *International Journal of Management Science and Engineering Management*, 7(4), 284-292.

[Haldar et al., 2014] : Haldar, A., Ray, A., Banerjee, D., & Ghosh, S. (2014). Resilient supplier selection under a fuzzy environment. *International Journal of Management Science and Engineering Management*, 9(2), 147-156.

[Hammami et al., 2003] : Hammami, A. (2003). Modélisation technico-économique d'une chaîne logistique dans une entreprise réseau. *Thèse de doctorat*. Ecole Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne; Université Laval.

[Herrera et Verdegay, 1995] : Herrera, F., & Verdegay, J. L. (1995). Three models of fuzzy integer linear programming. *European Journal of Operational Research*, *83*(3), 581-593.

[Hillier et Lieberman, 2001] : Hillier, F. S., & Lieberman, G. J. (2001). *Introduction to Operations Research*. McGraw-Hill, 7 th Edition, New York.

[Huang et al., 2003] : Huang, G. Q., Lau, J. S., & Mak, K. L. (2003). The impacts of sharing production information on supply chain dynamics: a review of the literature. *International Journal of Production Research*, *41*(7), 1483-1517.

[Huang et Keskar, 2007] : Huang, S. H., & Keskar, H. (2007). Comprehensive and configurable metrics for supplier selection. *International journal of production economics*, *105*(2), 510-523.

[Hwang et Yoon, 1981] : Hwang, C. L., & Yoon, K. (1981). Multiple Attribute Decision Making : Methods and Applications, Springer. New York, (1981).

[ISO, 2009] : International Organization for Standardization: Risk Management - Vocabulary, *Draft International Standard*, 2009.

[Jacquet-Lagrèze et Siskos, 1982] : Jacquet-Lagrèze, E., & Siskos, J. (1982). Assessing a set of additive utility functions for multicriteria decision-making, the UTA method. *European journal of operational research*, *10*(2), 151-164.

[Jahanshahloo et Afzalinejad, 2008] : Jahanshahloo, G. R., & Afzalinejad, M. (2008). Goal programming in the context of the assignment problem and a computationally effective solution method. *Applied Mathematics and Computation*, 200(1), 34-40.

[Jeantet, 2010] : Jeantet, G. (2010). Algorithmes pour la décision séquentielle dans l'incertain : optimisation de l'utilité espérée dépendant du rang et du critère de Hurwicz. *Thèse de doctorat*. Université Paris 6.

[Kanyalkar et Adil, 2007] : Kanyalkar, A. P., & Adil, G. K. (2007). Aggregate and detailed production planning integrating procurement and distribution plans in a multi-site environment. *International Journal of Production Research*, *45*(22), 5329-5353

[Kao et Hsu, 2002] : Kao, C., & Hsu, W. K. (2002). A single-period inventory model with fuzzy demand. *Computers & Mathematics with Applications*, *43*(6), 841-848.

[Karpak et al., 1999] : Karpak, B., Kumcu, E., & Kasuganti, R. (1999). An application of visual interactive goal programming: a case in vendor selection decisions. *Journal of Multicriteria Decision Analysis*, *8*(2), 93.

[Kaufmann et Gupta, 1988] : Kaufmann, A., & Gupta, M. M. (1988). *Fuzzy mathematical models in engineering and management science*. North Holland, Amsterdam.

[Kaufmann et Gupta, 1991] : Kaufman, A., & Gupta, M. M. (1991). *Introduction to fuzzy arithmetic*. New York: Van Nostrand Reinhold Company.

[Keeney et Raiffa, 1976] : Keeney, R., & Raiffa, H. (1976). Decisions with Multiple Objectives: Preferences and Value Trade-off. Wiley and Sons, New York.

[Kettani et al., 2004] : Kettani, O., Aouni, B., & Martel, J. M. (2004). The double role of the weight factor in the goal programming model. *Computers & Operations Research*, 31(11), 1833-1845.

[Khemiri et al., 2015] : Khemiri., R., El Bedoui-Maktouf, K., Grabot, B. & Zouari, B. (2015). Proposition d'une nouvelle approche de planification intégrée dans le cadre d'une entreprise multi-sites. *11ème Congrès International de Génie Industriel - CIGI 2015,* Québec, Canada, Octobre 26-28.

[Khemiri et al., 2017(a)] : Khemiri, R., Elbedoui-Maktouf, K., Grabot, B., & Zouari, B. (2017). A fuzzy multi-criteria decision-making approach for managing performance and risk in integrated procurement–production planning. *International Journal of Production Research*, Volume 55, 1-25.

[Khemiri et al., 2017(b)] : Khemiri., R., El Bedoui-Maktouf, K., Grabot, B. & Zouari, B. (2017). Integrating fuzzy TOPSIS and goal programming for multiple objective integrated procurement-production planning. *22nd IEEE International Conference on Emerging Technologies And Factory Automation- ETFA 2017*, Limassol, Cyprus, September 12-15.

[Khemiri et al., 2017(c)] : Khemiri, R., Elbedoui-Maktouf, K., Grabot, B., & Zouari, B. (2017). A fuzzy multi-criteria approach for managing performance and risk in integrated procurement–production planning. *The First Computer Science Universty of Tunis El Manar PhD Symposium - CUPS'17*, Tunis, Tunisia, May 22-25.

[Kumar et al., 2004] : Kumar, M., Vrat, P., & Shankar, R. (2004). A fuzzy goal programming approach for vendor selection problem in a supply chain. *Computers & industrial engineering*, 46(1), 69-85.

[Lai et Hwang, 1992] : Lai, Y. J., & Hwang, C. L. (1992). A new approach to some possibilistic linear programming problems. *Fuzzy sets and systems*, *49*(2), 121-133.

[Lang, 2003] : Lang, J. (2003). Contribution à l'étude de modèles, de langages et d'algorithmes pour le raisonnement et la prise de décision en intelligence artificielle. *Habilitation à diriger des recherches.* Université Paul Sabatier, Toulouse.

[Lee et Billington, 1993] : Lee, H. L., & Billington, C. (1993). Material management in decentralized supply chains. *Operations research*, *41*(5), 835-847.

[Lee et Kim, 2000] : Lee, J. W., & Kim, S. H. (2000). Using analytic network process and goal programming for interdependent information system project selection. *Computers & Operations Research*, *27*(4), 367-382.

[Lee, 2009] : Lee, A. H. (2009). A fuzzy supplier selection model with the consideration of benefits, opportunities, costs and risks. *Expert systems with applications*, *36*(2), 2879-2893.

[Lemoine, 2008] : Lemoine, D. (2008). Modèles génériques et méthodes de résolution pour la planification tactique mono-site et multi-site. *Thèse de doctorat*. Université Blaise Pascal-Clermont-Ferrand II.

[Levi et al., 2003] : Levi, D. S., Kaminsky, P., & Levi, E. S. (2003). *Designing and managing the supply chain: Concepts, strategies, and case studies*. McGraw-Hill.

[Liang, 2006] : Liang, T. F. (2006). Distribution planning decisions using interactive fuzzy multi-objective linear programming. *Fuzzy Sets and Systems*, *157*(10), 1303-1316.

[Liang, 2007] : Liang, T. F. (2007). Application of interactive possibilistic linear programming to aggregate production planning with multiple imprecise objectives. *Production Planning and Control*, *18*(7), 548-560.

[Liang, 2008] : Liang, T. F. (2008). Integrating production-transportation planning decision with fuzzy multiple goals in supply chains. *International Journal of Production Research*, *46*(6), 1477-1494.

[Liao et Kao, 2011] : Liao, C. N., & Kao, H. P. (2011). An integrated fuzzy TOPSIS and MCGP approach to supplier selection in supply chain management. *Expert Systems with Applications*, *38*(9), 10803-10811.

[Lindroth et Norrman, 2001] : Lindroth, R., & Norrman, A. (2001, March). Supply Chain Risk Management: Purchasers' Vs. Planners View on Sharing Capacity Investment Risks in the Telecom Industry.'. In *Proceedings of the IPSERA 11th International Conference* (pp. 25-27).

[Mafakheri et al., 2011] : Mafakheri, F., Breton, M., & Ghoniem, A. (2011). Supplier selection-order allocation: A two-stage multiple criteria dynamic programming approach. *International Journal of Production Economics*, *132*(1), 52-57.

[Mahmoudi, 2006] : Mahmoudi, J. (2006). Simulation et gestion des risques en planification distribuée de chaînes logistiques : application au secteur de l'électronique et des télécommunications. *Thèse de doctorat*. Ecole Nationale Supérieure de l'Aéronautique et de l'Espace

[Méndez et al., 2009] : Méndez, M., Galván, B., Salazar, D., & Greiner, D. (2009). Multiple objective genetic algorithm using the multiple criteria decision making method topsis. *Multiobjective Programming and Goal Programming*, 145-154.

[Mensah et Merkuryev, 2014] : Mensah, P., & Merkuryev, Y. (2014). Developing a resilient supply chain. *Procedia-Social and behavioral sciences*, 110, 309-319.

[Mercé, 1987] : Merce, C. (1987). Cohérence des décisions en planification hiérarchisée. Thèse de doctorat. Toulouse 3.

[Miller, 2012] : Miller, T. C. (2012). *Hierarchical operations and supply chain planning*. Springer Science & Business Media.

[Ming et al., 2014] : Ming, Y., Grabot, B., & Houé, R. (2014). A typology of the situations of cooperation in supply chains. *Computers & Industrial Engineering*, 67, 56-71

[Monczka et al., 1993] : Monczka, R. M., Trent, R. J., & Callahan, T. J. (1993). Supply base strategies to maximize supplier performance. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 23(4), 42-54.

[Nayak et al., 2001] : Nayak, N., Bhaskaran, K., & Das, R. (2001). Virtual enterprises: building blocks for dynamic e-business. *Australian Computer Science Communications* (Vol. 23, No. 6, pp. 80-87). IEEE Computer Society.

[Norrman et Jansson, 2004] : Norrman, A., & Jansson, U. (2004). Ericsson's proactive supply chain risk management approach after a serious sub-supplier accident. *International journal of physical distribution & logistics management*, *34*(5), 434-456.

[Oliver et Webber, 1992] : Oliver, R. K., & Webber, M. D. (1992). Supply-chain management: logistics catches up with strategy, Outlook, Booz, Allen and Hamilton Inc. 1982, reprinted in Logistics: The Strategic Issues, ed. *M. Christopher, Chapman Hall, London*.

[Opricovic, 1998] : Opricovic, S. (1998). Multicriteria optimization of civil engineering systems. *Faculty of Civil Engineering, Belgrade*, *2*(1), 5-21.

[Pai, 2003] : Pai, P. F. (2003). Capacitated lot size problems with fuzzy capacity. *Mathematical and Computer Modelling*, 38(5-6), 661-669.

[Pamučar et al., 2014] : Pamučar, D., Vasin, L., & Lukovac, V. (2014, October). Selection of Railway Level Crossings for Investing in Security Equipment using Hybrid Dematel-Maric Model. In *Proceedings of the XVI International Scientific-expert Conference on Railways, Railcon, Niš, Serbia* (pp. 9-10).

[Pamučar et Ćirović, 2015] : Pamučar, D., & Ćirović, G. (2015). The selection of transport and handling resources in logistics centers using Multi-Attributive Border Approximation area Comparison (MABAC). *Expert Systems with Applications*, 42(6), 3016-3028.

[Pati et al., 2008] : Pati, R. K., Vrat, P., & Kumar, P. (2008). A goal programming model for paper recycling system. *Omega*, *36*(3), 405-417.

[Peidro et al., 2009(a)] : Peidro, D., Mula, J., Poler, R., & Verdegay, J. L. (2009). Fuzzy optimization for supply chain planning under supply, demand and process uncertainties. *Fuzzy Sets and systems*, *160*(18), 2640-2657.

[Peidro et al., 2009] : Peidro, D., Mula, J., Poler, R., & Lario, F. C. (2009). Quantitative models for supply chain planning under uncertainty: a review. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *43*(3-4), 400-420.

[Peidro et al., 2010] Peidro, D., Mula, J., Jiménez, M., & del Mar Botella, M. (2010). A fuzzy linear programming based approach for tactical supply chain planning in an uncertainty environment. *European Journal of Operational Research*, *205*(1), 65-80.

[Pi et Low, 2005] : Pi, W. N., & Low, C. (2005). Supplier evaluation and selection using Taguchi loss functions. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *26*(1), 155-160.

[Pomerol et Barba-Romero, 1993] : Pomerol, J. C., & Barba-Romero, S. (1993). Choix multicritère dans l'entreprise : principes et pratique. Hermès.

[Pyke et Cohen, 1993] : Pyke, D. F., & Cohen, M. A. (1993). Performance characteristics of stochastic integrated production-distribution systems. *European Journal of Operational Research*, 68(1), 23-48.

[Pyke et Cohen, 1994] : Pyke, D. F., & Cohen, M. A. (1994). Multiproduct integrated production—distribution systems. *European Journal of Operational Research*, 74(1), 18-49.

[Ramik et Rimanek, 1985] : Ramík, J. & Rimanek, J. (1985). Inequality relation between fuzzy numbers and its use in fuzzy optimization. *Fuzzy sets and systems*, *16*(2), 123-138.

[Roy et Bertier, 1971] : Roy, B., and P. Bertier. 1971. La méthode ELECTRE II : une méthode de classement en présence de critères multiples. *Note de travail 142*. Paris : Direction Scientifique, Sema (Metra International).

[Roy et Vincke, 1989] : ROY, B. P., & VINCKE, P. (1989). *L'aide multicritère à la décision*. Editions Ellipses.

[Roy, 1978] : Roy, B. (1978). ELECTRE III : Un algorithme de classement fondé sur une représentation floue des préférences en présence de critères multiples. *Cahiers du CERO*, *20*(1), 3-24.

[Roy, 1985] : Roy, B. (1985). Méthodologie multicritère d'aide à la décision. Economica.

[Saaty, 1980] : Saaty, T. L. (1980). The Analytic Hierarchy Process, New York:McGrawHill.

[Saaty, 2001] : Analytic network process. In *Encyclopedia of Operations Research and Management Science* (pp. 28-35). Springer US.

[Sahu et al., 2016] : Sahu, A. K., Datta, S., & Mahapatra, S. S. (2016). Evaluation and selection of resilient suppliers in fuzzy environment: exploration of fuzzy-VIKOR. *Benchmarking: An International Journal*, 23(3), 651-673.

[Sazvar et al., 2014] : Sazvar, Z., Mirzapour Al-e-Hashem, S. M. J., Baboli, A., & Jokar, M. A. (2014). A bi-objective stochastic programming model for a centralized green supply chain with deteriorating products. *International Journal of Production Economics*, 150, 140-154.

[SCOR 11, 2012] : SCOR model 11 December 1, 2012 disponible sur le site : http://supply-chain.org/node/19144.

[Selim et al., 2008] : Selim, H., Araz, C., & Ozkarahan, I. (2008). Collaborative production–distribution planning in supply chain: a fuzzy goal programming approach. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, *44*(3), 396-419.

[Shapiro, 1999] : Shapiro, J. (1999). On the connections among activity based costing, optimization models for strategic decision support and the resource-based view of the firm. *European Journal of Operational Research*, *118*(2), 295-314.

[Shipley, 1985] : Shipley, D. D. (1985). Resellers' supplier selection criteria for different consumer products. *European Journal of Marketing*, *19*(7), 26-36.

[Sodhi et Tang, 2009] : Sodhi, M. S., & Tang, C. S. (2009). Modeling supply-chain planning under demand uncertainty using stochastic programming: A survey motivated by asset–liability management. *International Journal of Production Economics*, *121*(2), 728-738.

[Stadtler et al., 2005] : Stadtler, H., et Kilger, C., (Ed.), *Supply Chain Management and Advanced Planning,* 3e ed., (Springer: Berlin), 2005.

[Stadtler, 2005] : Stadtler, H. (2005). Supply chain management and advanced planning–basics, overview and challenges. *European journal of operational research*, *163*(3), 575-588.

[Tang et Musa, 2011] : Tang, O., & Musa, S. N. (2011). Identifying risk issues and research advancements in supply chain risk management. *International journal of production economics*, *133*(1), 25-34.

[Thierry et Fargier, 2000] : Fargier, H., & Thierry, C. (2000). The use of possibilistic decision theory in manufacturing, planning and control: recent results in fuzzy master production scheduling. *Studies in fuzziness and soft computing. Spingler-Verlag*, *36*, 45-59.

[Thierry, 2003] : Thierry, C. (2003). Gestion des chaînes logistiques : modèles et mise en oeuvre pour l'aide à la décision moyen terme, *mémoire d'habilitation à diriger des recherches de l'université de Toulouse II le Mirail*.

[Torabi et Hassini, 2008] : Torabi, S. A., & Hassini, E. (2008). An interactive possibilistic programming approach for multiple objective supply chain master planning. *Fuzzy sets and systems*, *159*(2), 193-214.

[Torabi et Hassini, 2009] : Torabi, S. A., & Hassini, E. (2009). Multi-site production planning integrating procurement and distribution plans in multi-echelon supply chains: an interactive fuzzy goal programming approach. *International Journal of Production Research*, *47*(19), 5475-5499.

[Torabi et Moghaddam, 2012] : Torabi, S. A., & Moghaddam, M. (2012). Multi-site integrated production-distribution planning with trans-shipment: a fuzzy goal programming approach. *International Journal of Production Research*, *50*(6), 1726-1748.

[Tsay et al., 1999] : Tsay, A. A., Nahmias, S., & Agrawal, N. (1999). Modeling supply chain contracts: A review. *Quantitative models for supply chain management*, *17*, 299-336.

[Tukamuhabwa et al., 2015] : Tukamuhabwa, B. R., Stevenson, M., Busby, J., & Zorzini, M. (2015). Supply chain resilience: definition, review and theoretical foundations for further study. *International Journal of Production Research*, 53(18), 5592-5623.

[Van Hentenryck et Van Hentenryck, 1989] : Van Hentenryck, P., & Van Hentenryck, P. (1989). *Constraint satisfaction in logic programming* (Vol. 5). Cambridge: MIT press.

[Vanderpooten, 1988] : Vanderpooten, D. (1988). A multicriteria interactive procedure supporting a directed learning of preferences. *Cahiers du Lamsade, présenté au Congrès EURO IX*, Paris (1988).

[Wang et Liang, 2005] : Wang, R. C., & Liang, T. F. (2005). Applying possibilistic linear programming to aggregate production planning. *International journal of production economics*, *98*(3), 328-341.

[Weber et al., 1991] : Weber, C. A., Current, J. R., & Benton, W. C. (1991). Vendor selection criteria and methods. *European journal of operational research*, *50*(1), 2-18.

[Yager, 1981] : Yager, R. R. (1981). A procedure for ordering fuzzy subsets of the unit interval. *Information sciences*, *24*(2), 143-161.

[Yager, 1986] : Yager, R. R. (1986). A characterization of the extension principle. *Fuzzy sets and systems*, *18*(3), 205-217.

[Zadeh, 1965] : Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and control*, *8*(3), 338-353.

[Zadeh, 1973] : Zadeh, L. A. (1973). Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes. *IEEE Transactions on systems, Man, and Cybernetics*, (1), 28-44.

[Zadeh, 1975] : Zadeh, L. A. (1975). The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning—I. *Information sciences*, *8*(3), 199-249.

[Zadeh, 1978] : Zadeh, L. A. (1978). Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. *Fuzzy sets and systems*, 1(1), 3-28.

[Zavadskas et al., 1994] : Zavadskas, E. K., Kaklauskas, A., & Sarka, V. (1994). The new method of multicriteria complex proportional assessment of projects. *Technological and economic development of economy*, *1*(3), 131-139.

[Zeleny, 1973] : Zeleny, M. (1973). Compromise programming. Multiple criteria decision making, 286.

[Zimmermann, 2011] : Zimmermann, H. J. (2011). *Fuzzy set theory and its applications*. Springer Science & Business Media.

[Zouggari et Benyoucef, 2012] : Zouggari, A., & Benyoucef, L. (2012). Simulation based fuzzy TOPSIS approach for group multi-criteria supplier selection problem. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 25(3), 507-519.

Résumé :

Le présent travail s'intéresse à la prise en compte de l'incertitude et du risque pour l'optimisation de la planification de production au niveau tactique d'une entreprise multi-sites d'une chaîne logistique.

La méthode proposée permet d'assurer une planification des opérations de production et d'approvisionnement tout en intégrant au sein de son processus décisionnel un mécanisme de gestion de risque, en présence de diverses sources d'incertitude et d'ambigüité. Pour cela, une « bibliothèque » de critères structurés en deux classes indépendantes : critères de performance et critères de risque a été proposée, dans laquelle le décideur peut sélectionner ceux qui sont en cohérence avec ses préférences et sa stratégie de planification. La méthode doit chercher le bon compromis entre les performances et les risques prédéfinis par le décideur.

Pour cela, nous nous somme dirigés dans un premier temps sur le développement d'une approche d'aide à la décision multicritères floue couplant un modèle analytique et la méthode TOPSIS floue. Cette approche consiste à générer un éventail de plans réalisables, caractérisés par leur performance et leur résistance aux risques. Le décideur peut alors choisir le plan qui reflète le compromis le plus adapté à sa stratégie de décision.

Une deuxième approche d'optimisation multi-objectifs floue a été proposée dans un deuxième temps pour faire face à des problèmes de planification de grande taille au sein des chaînes logistiques opérant dans un environnement dynamique et incertain. Cette approche combine la méthode TOPSIS Floue, la programmation multi-objectifs possibiliste et la méthode du Goal Programming. L'objectif est de déterminer un plan jugé de bon compromis vis-à-vis des préférences du décideur par rapport aux objectifs de performance et de résistance aux risques.

L'instanciation des deux approches proposées sur un exemple numérique a montré leur applicabilité et leur efficacité pour faire face à des problèmes de planification des chaînes logistiques utilisant des données incertaines et des préférences subjectives. Les expérimentations des deux approches permettant de tirer un ensemble d'enseignements utiles.

Mots clés : chaîne logistique, planification tactique, gestion de risque, incertitude, TOPSIS Floue, programmation multi-objectifs possibiliste, Goal Programming.

Abstract:

The work reported in this dissertation deals with risk-oriented integrated procurement–production approaches for tactical planning in a multi-echelon supply chain network presenting various sources of uncertainty and ambiguity. The proposed method allows planning of production and supply operations while integrating a risk management mechanism into its decision-making process, in the presence of various sources of uncertainty and ambiguity. So, a library" of criteria structured into two independent classes: Performance-based and risk-based decision criteria were proposed, in which the decision-maker can select those that are consistent with his preferences and his planning strategy. The method must seek the right compromise between performance and risk predefined by the decision-maker.

To reach this goal, we initially focused on the development of a fuzzy multi-criteria decision making approach coupling an analytical model and the fuzzy TOPSIS method. This approach generates a range of feasible plans, characterized by their performance and their resistance to risks. The decision-maker can then choose the plan that reflects the compromise that best suits its decision strategy.

Afterwards, a fuzzy multi-objective optimization approach was proposed to deal with large-scale planning problems within supply chains operating in a dynamic and uncertain environment. This approach second combines the Fuzzy TOPSIS method, the possibilistic multi-objective programming and the Goal Programming method. The objective is to determine a plan that is judged to be a good compromise compared to the decision maker's preferences regarding the performance and risk objectives.

The instantiation of the two proposed approaches on a numerical example has shown their applicability and tractability to deal with supply chain planning problems in the presence of uncertain data and subjective preferences. The experiments of the two approaches make it possible to draw a useful set of lessons. The experiments of the two approaches show a set of useful issues.

Keywords: supply chain, tactical planning, risk management, uncertainty, Fuzzy TOPSIS, possibilistic multi-objective programming, Goal Programming