

UNIVERSITÉ D'AIX-MARSEILLE

ECOLE DOCTORALE ED 184

FACULTÉ DES SCIENCES ET TECHNIQUE

LSIS UMR CNRS 7296 / CODEP

THESE DE DOCTORAT

Spécialité : Automatique

Idris IGOULALENE

Développement d'une approche floue multicritère d'aide à la coordination  
des décideurs pour la résolution des problèmes de sélection dans les  
chaines logistiques

Soutenue le 02 décembre 2014

Composition du jury :

|                              |   |                    |
|------------------------------|---|--------------------|
| Prof. François PERES         | Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tarbes            | Rapporteur         |
| Prof. Farouk YALAOUI         | Université de Technologie de Troyes               | Rapporteur         |
| Prof. Valerie BOTTA-GENOULAZ | Institut National des Sciences Appliquées de Lyon | Examineur          |
| Prof. Jean-Claude HENNET     | Aix-Marseille Université                          | Examineur          |
| Prof. Marie-Anne LEDAIN      | Institut national polytechnique de Grenoble       | Examineur          |
| Prof. Lyes BENYOUCEF         | Aix-Marseille Université                          | Directeur de thèse |



---

# Remerciements

---

Mes remerciements vont d'abord à mon directeur de thèse, Professeur Lyes BENYOUCEF pour m'avoir offert la possibilité de travailler sur cette thèse, pour la confiance qu'il m'a accordé, et pour toutes ces années durant lesquelles j'ai appris énormément de choses grâce à ses conseils avisés.

Je tiens aussi à remercier le Professeur Farouk YALAOUI et le Professeur François PERES de m'avoir fait l'honneur d'accepter l'évaluation de mon travail de recherche. Je les remercie pour leurs remarques constructives et détaillées qui ont contribué à améliorer considérablement le manuscrit.

Je remercie aussi le Professeur Valérie BOTTA-GENOULAZ, le Professeur Marie-Anne LEDAIN et le Professeur Jean-Claude HENNET, pour avoir accepté d'examiner mes travaux de recherche.

Bien évidemment, je remercie l'ensemble des doctorants, chercheurs, enseignants, personnels que j'ai eu l'occasion de côtoyer au sein du laboratoire des sciences de l'information et des systèmes d'Aix-Marseille université.

Enfin, toute ma reconnaissance va vers ma famille et mes proches qui n'ont cessé de me soutenir et de m'encourager à tout moment.



---

# Table des matières

---

|  |            |
|--|------------|
| <b>Table des matières</b>  | <b>iii</b> |
| <b>Introduction générale</b>                                       | <b>1</b>   |
| <b>Contexte, problématique et état de l’art</b>                    | <b>5</b>   |
| <b>I Contexte et motivations</b>                                   | <b>7</b>   |
| I.1 Introduction . . . . .   | 8          |
| I.2 Les chaînes logistiques . . . . .                              | 9          |
| I.3 Gestion de la chaîne logistique . . . . .                      | 10         |
| I.3.1 Décisions stratégiques . . . . .                             | 11         |
| I.3.2 Décisions tactiques . . . . .                                | 11         |
| I.3.3 Décisions opérationnelles . . . . .                          | 11         |
| I.4 La coordination dans les chaînes logistiques (SCC) . . . . .   | 12         |
| I.5 Motivations . . . . .  | 13         |
| I.6 Conclusion . . . . .   | 14         |
| <b>II État de l’art et position du problème</b>                    | <b>15</b>  |
| II.1 Introduction . . . . .  | 16         |
| II.2 Problème de sélection stratégique . . . . .                   | 17         |
| II.3 Problème de décision de groupe ( <i>consensus</i> ) . . . . . | 19         |
| II.4 Méthodes d’Aide à la Décision Multicritère . . . . .          | 21         |
| II.4.1 Applications de la méthode TOPSIS floue . . . . .           | 21         |
| II.4.2 Applications du modèle de goal programming (GP) . . . . .   | 23         |
| II.5 Position du problème . . . . .                                | 24         |

---

|   |           |
|---|-----------|
| II.6 Conclusions . . . . .  | 24        |
| <b>Contributions</b>  | <b>25</b> |
| <b>III Quelques concepts théoriques</b>   | <b>27</b> |
| III.1 Paradigmes mono et multicritère . . . . .   | 29        |
| III.2 Les nombres et les ensembles flous . . . . .  | 30        |
| III.2.1 Définitions . . . . .   | 31        |
| III.2.2 Opérations et propriétés . . . . .  | 32        |
| III.2.3 Relations floues . . . . .  | 34        |
| III.2.4 Nombres flous . . . . .   | 35        |
| III.2.5 Les valeurs linguistiques . . . . .   | 37        |
| III.2.6 Défuzzification . . . . .   | 38        |
| III.3 Consensus . . . . .   | 39        |
| III.3.1 Consensus flou basé sur l'opérateur neat OWA . . . . .  | 39        |
| III.3.2 Consensus flou basé sur la mesure de possibilité . . . . .  | 41        |
| III.4 Modèle de CCSD . . . . .  | 43        |
| III.5 Méthode TOPSIS floue . . . . .  | 46        |
| III.6 Modèle de goal programming et le concept des fonctions de satisfaction  | 48        |
| III.6.1 Modèle de goal programming . . . . .  | 48        |
| III.6.2 Fonctions de satisfaction . . . . .   | 49        |
| III.6.3 Consensus flou basé sur le modèle GP . . . . .  | 50        |
| III.7 Conclusion . . . . .  | 53        |
| <b>IV Approche 1 : Approche floue hybride combinant le consensus basé sur la mesure de possibilité et la méthode TOPSIS</b> | <b>55</b> |
| IV.1 Introduction . . . . .   | 56        |
| IV.2 Approche de résolution . . . . .   | 56        |
| IV.3 Problème de sélection des fournisseurs . . . . .   | 57        |
| IV.4 Experiences numériques . . . . .   | 58        |
| IV.5 Conclusion . . . . .   | 62        |
| <b>V Approche 2 : Approche floue hybride combinant le consensus basé sur l'opérateur neat OWA et le modèle du GPSF</b>      | <b>63</b> |
| V.1 Introduction . . . . .  | 64        |
| V.2 Approche de résolution . . . . .  | 64        |
| V.3 Experiences numériques . . . . .  | 65        |
| V.4 Solution individuelle vs solution collective . . . . .  | 71        |
| V.4.1 Comparaison . . . . .   | 72        |

---

## **Table des matières**

---

|   |            |
|---|------------|
| V.4.2 Discussions . . . . .   | 73         |
| V.5 Conclusion . . . . .  | 75         |
| <b>VI Approche 3 : Approche floue hybride combinant le consensus basé sur le modèle GP et la méthode TOPSIS</b> | <b>77</b>  |
| VI.1 Introduction . . . . .   | 78         |
| VI.2 Approche de résolution . . . . .   | 78         |
| VI.3 Description du problème . . . . .  | 79         |
| VI.4 Application . . . . .  | 79         |
| VI.5 Conclusion . . . . .   | 83         |
| <br>  |            |
| <b>Conclusion et perspectives</b>   | <b>85</b>  |
| <br>  |            |
| <b>Liste des publications</b>   | <b>89</b>  |
| <br>  |            |
| <b>Références bibliographiques</b>  | <b>99</b>  |
| <br>  |            |
| <b>Index des illustrations</b>  | <b>101</b> |
| <br>  |            |
| <b>Index des tableaux</b>   | <b>103</b> |



---

# Introduction générale

---

Sous la pression de la globalisation, d'une concurrence croissante, de la réduction des temps de cycles des technologies et des produits, de la complexité des différents systèmes (manufacturiers, informatiques, financiers, etc.), et afin de conserver un avantage sur ses concurrents, plusieurs entreprises ont adopté le concept chaîne logistique (supply chain). Les entreprises, qui par le passé se sont senties protégées de la concurrence étrangère à bas prix, constatent de plus en plus qu'elles doivent non seulement créer de la valeur pour leurs clients, mais garantir des prix inférieurs à ceux proposés par la concurrence. Fournir le produit et/ou le service désiré par le client, plus rapidement, à moindre coût et de manière plus performante que les autres est de nos jours le souci majeur de chaque entreprise à l'échelle locale et/ou internationale.

Derrière son efficacité, la gestion d'une chaîne logistique (supply chain management) est un processus très complexe (natures stochastiques et dynamiques des informations, multicritère, risque, etc.) qui a montré ses limites. La gestion d'une chaîne logistique exige, non seulement des outils performants, mais aussi des compétences et des expériences humaines afin de déterminer : (i) le nombre, la localisation, la capacité, les types d'usines, d'entrepôts, de centres de distribution à utiliser ; (ii) l'ensemble des fournisseurs potentiels à sélectionner ; (iii) les différents modes de transport à choisir ; (iv) les quantités de matières premières et produits finis à acheter, produire, stocker et transporter des fournisseurs aux clients finaux passant par les différentes usines, entrepôts et centres de distribution en utilisant les différents modes de transport, etc. Ce ne sont pas des décisions faciles, surtout à l'échelle internationale, et exigent une étude délicate. Différents problèmes, liés à la gestion des chaînes logistiques (conception, pilotage, coordination...), ont été étudiés et les techniques utilisées rapportées dans la littérature. Néanmoins, du fait de la complexité de la modélisation et la résolution, certaines problématiques n'ont pas reçu l'attention nécessaire.

La coordination dans les chaînes logistiques (SCC : Supply Chain Coordination) est considérée comme l'un des sujets de recherche les plus actifs. La littérature est très riche de travaux consacrés à la SCC comme la coordination de la production et la distribution (Kim et al., 2005), la coordination de l'approvisionnement et la production (Munson et Rosenblatt, 2001), la coordination de la production et l'inventaire (Grubbström et Wang, 2003) et la coordination de la distribution et l'inventaire Yokoyama (2002). De même, différentes définitions ont été données à la notion de "coordination". Selon Malone et Crowston (1994), "la coordination est la démarche de gérer les dépendances entre les entités et les efforts conjoints des entités en travaillant ensemble vers des objectifs mutuellement définis".

Plusieurs auteurs, (Piplani et Fu, 2005; Cárdenas-Barrón, 2007; Arshinder et al., 2008; Singh et Benyoucef, 2013), insistent sur l'importance de développer de nouvelles approches pour aborder les problèmes de coordination dans les chaînes logistiques. Certaines approches proposent de coordonner en partageant l'information sur les coûts et les prix (Yao et Chiou, 2004) et d'autres suggèrent la mise en œuvre des réseaux de système d'information de gestion des stocks afin de coordonner efficacement les différentes activités de la chaîne logistique (Verwijmeren et al., 1996).

De plus en plus, les membres/partenaires de la chaîne logistique prennent collectivement un certain nombre de décisions de natures tactiques et stratégiques afin d'atteindre des objectifs mutuellement définis. Parmi ces décisions, nous citons la sélection des partenaires, des sites, des machines, des technologies, des systèmes de transport, des plannings, etc. Toute sélection efficace nécessite la prise en compte d'un certain nombre de critères d'évaluation. Par conséquent, le problème de la coordination dans les chaînes logistiques est considéré comme un problème multidécideurs multicritères d'aide à la décision (GDM : Group Decision Making).

Dans le cadre de cette thèse, notre objectif est de développer des approches multicritère d'aide à la coordination des décideurs pour la résolution des problèmes de sélection dans les chaînes logistiques. En effet, nous considérons le cas où nous avons un ensemble de décideurs qui cherchent à classer un ensemble d'alternatives/choix possibles évalués en utilisant des critères conflictuels de natures qualitatives et quantitatives. De plus, afin de prendre en compte les préférences des décideurs qui sont entachées par l'ambiguïté, l'ensemble des données manipulées est considéré flou. Chaque décideur est amené à exprimer ses préférences pour chaque alternative par rapport à chaque critère à travers une matrice dite *matrice de préférence floue*. Le manuscrit est structuré en six chapitres comme suit :

Le premier chapitre est dédié principalement à la présentation du contexte et les motivations de notre travail de recherche. En premier, un ensemble de définitions et de concepts de base liés à la gestion de la chaîne logistique ainsi que les différents niveaux

## Introduction générale

---

décisionnels respectivement stratégique, tactique et opérationnel sont présentés. Nous introduisons par la suite le concept de la coordination, sa définition et son importance dans la gestion efficace des chaînes logistiques. Nous terminons le chapitre par la présentation des motivations de notre travail de recherche en précisant le type de décisions que nous aborderons, l'aspect du groupe de décideurs, l'ensemble des critères (quantitatifs et qualitatifs) de nature conflictuelle et l'environnement flou dans lequel nous travaillons.

Le deuxième chapitre présente une revue de la littérature dédiée aux quatre principaux éléments de recherches abordés dans cette thèse. Le premier aborde le problème de sélection stratégique. Le second traite du problème de décision de groupe (consensus). Le troisième rapporte sur les applications de la méthode TOPSIS. Le quatrième élément recense les différentes applications du modèle de goal programming (GP). Le chapitre termine par la description de notre problématique de recherche.

Le troisième chapitre décrit quelques concepts théoriques liés à l'aide à la décision multicritère utilisés dans le cadre de cette thèse. Tout d'abord, nous commençons par la notion du paradigme monocritère afin de justifier notre recours au paradigme multicritère et expliquer les différentes relations qui existent entre le décideur, le contexte et le modèle décisionnel. Nous rappelons aussi la théorie des ensembles flous utilisée pour traiter les informations imprécises et vagues. Par la suite, deux mécanismes de consensus sont présentés, le premier est basé sur l'opérateur neat OWA (ordered weighted averaging) et le second sur la mesure de possibilité. De plus, nous décrivons les différents principes et caractéristiques du modèle non linéaire CCSD (Correlation Coefficient and Standard Deviation), de la méthode floue d'aide à la décision multicritère multi-attributs TOPSIS (Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution) et du modèle multi-objectifs du goal programming (GP) avec le concept des fonctions de satisfaction. Nous terminons par la présentation d'un modèle de consensus basé sur le modèle du goal programming.

Le quatrième chapitre expose notre première approche de résolution proposée pour la résolution des problèmes de la sélection stratégiques. En effet, notre approche hybride combine le consensus basé sur la mesure de possibilité et la méthode TOPSIS dans un environnement flou. Pour illustrer l'applicabilité de notre approche, un exemple de sélection des fournisseurs est présenté et les différentes étapes de l'approche détaillées.

Le cinquième chapitre est consacré à l'approche floue hybride combinant le consensus basé sur l'opérateur neat OWA et le modèle du GP avec les fonctions de satisfaction. Cette approche est appliquée ensuite sur le même problème du chapitre précédent. L'objectif est double, d'une part, pour montrer son applicabilité et d'autre part, pour réaliser une comparaison avec l'approche du chapitre IV à l'aide de la distance de Levenshtein entre la solution individuelle et la solution collective.

Le sixième chapitre aborde la présentation de notre dernière approche floue hybride combinant le consensus basé sur le modèle GP et la méthode TOPSIS. Pour illustrer la pertinence de l'approche proposée, un exemple du problème de sélection des robots est présenté et les expériences numériques analysées.

Enfin une conclusion termine le manuscrit où nous dressons un bilan sur nos contributions et des limites de nos approches développées pour la résolution des problèmes de sélection. Aussi, nous présentons quelques perspectives et directions de recherche prometteuses pour l'amélioration des approches développées garantissant une meilleure coordination entre les décideurs avec un niveau de satisfaction acceptable. Sans oublier, l'importance de la confrontation de nos approches avec les pratiques actuelles dans le monde industriel.

## **Première partie**

### **Contexte, problématique et état de l'art**



# Chapitre I

---

## Contexte et motivations

---

### Résumé

---

*Ce chapitre est dédié principalement à la présentation du contexte et les motivations de notre travail de recherche. En premier, un ensemble de définitions et de concepts de base liés à la gestion de la chaîne logistique ainsi que les différents niveaux décisionnels respectivement stratégique, tactique et opérationnel sont présentés. Nous introduisons ensuite le concept de la coordination, sa définition et son importance dans la gestion efficace des chaînes logistiques. Nous terminons le chapitre par la présentation des motivations de notre travail de recherche en précisant le type de décisions que nous aborderons, l'aspect du groupe de décideurs, l'ensemble des critères (quantitatifs et qualitatifs) de nature conflictuelle ainsi que l'environnement flou dans lequel nous travaillons.*

---

### Sommaire

---

|       |  |    |
|-------|--|----|
| I.1   | Introduction . . . . .                                       | 8  |
| I.2   | Les chaînes logistiques . . . . .                            | 9  |
| I.3   | Gestion de la chaîne logistique . . . . .                    | 10 |
| I.3.1 | Décisions stratégiques . . . . .                             | 11 |
| I.3.2 | Décisions tactiques . . . . .                                | 11 |
| I.3.3 | Décisions opérationnelles . . . . .                          | 11 |
| I.4   | La coordination dans les chaînes logistiques (SCC) . . . . . | 12 |
| I.5   | Motivations . . . . .  | 13 |
| I.6   | Conclusion . . . . .   | 14 |

---

## I.1 Introduction

Confrontées à des marchés instables, de plus en plus concurrentiels et globalisés, beaucoup d'entreprises constatent les limites de l'optimisation de leurs seuls systèmes de production et cherchent à explorer de nouvelles sources de compétitivité à travers l'optimisation de leurs chaînes logistiques et de leurs relations avec leurs partenaires. Fournir au client le produit et/ou le service désiré, avec des conditions de coût, qualité et délais meilleures que celles offertes par les concurrents sur le marché est de nos jours le souci majeur de chaque entreprise existant dans un marché local et/ou international.

Le monde d'hier était caractérisé par des produits standards, des productions de masse et des demandes client généralement prévisibles. De nos jours, la situation se situe quasiment à l'opposé. En effet, les clients de plus en plus exigeants imposent des solutions sur mesure (variété élevée), des demandes incertaines (floues), en petites quantités et avec un degré d'incertitude (aléatoire) toujours plus important. Un client peut, à tout moment, changer ou annuler sa commande, même si les produits sont en cours de livraison. Comme l'atteste Christopher (2005), *la concurrence dans un futur proche ne sera pas entre les entreprises individuelles mais entre chaînes logistiques ou réseaux logistiques 'Supply Chain'*.

L'intérêt accordé à la notion de chaîne logistique résulte d'une vision globale de l'entreprise. Les études montrent que les gains potentiels attendus par une entreprise qui s'intéresse uniquement à sa gestion interne sont très limités si on les compare aux gains potentiels sur toute la chaîne logistique. D'où l'intérêt de dépasser les frontières de l'entreprise individuelle et de permettre une meilleure coordination de tous les partenaires/décideurs (fournisseurs, centres de distribution, clients, etc.) dans la prise de décision avec la qualité exigée en profitant de la synergie des partenaires à travers une gestion globale de la chaîne.

De nos jours, les partenaires d'une chaîne logistique (décideurs) utilisent des flux d'information (systèmes d'information) mutualisés de plus en plus complexes et cherchent à obtenir une coordination dans la prise de décision. Cette dépendance dans les situations décisionnelles implique plus de risque et d'incertitude dans la gestion des chaînes logistiques, où les objectifs sont souvent conflictuels et les désaccords sont assez fréquents. *Par conséquent, il est nécessaire de mettre en place une démarche ou un modèle d'aide à la coordination où les expériences et les jugements des décideurs sont pris en considération lors de l'élaboration des décisions.*

Les sections I.2 et I.3 présentent un ensemble de définitions et de concepts de base liés à la gestion de la chaîne logistique ainsi que les différents niveaux décisionnels respectivement stratégique, tactique et opérationnel. La section I.4 introduit le concept de la coordination, sa définition et son importance dans la gestion efficace des chaînes lo-

## I.2. Les chaînes logistiques

---

gistiques. La section I.5 recense l'ensemble des motivations de notre travail de recherche et précise le type de décisions abordé, l'aspect du groupe de décideurs, l'ensemble des critères (quantitatifs et qualitatifs) de nature conflictuelle ainsi que l'environnement flou des informations manipulées.

## I.2 Les chaînes logistiques

La littérature dédiée à l'étude des chaînes logistiques est très riche. Dans cette section, nous rappelons quelques définitions de la notion de chaîne logistique. Bien que la notion de chaîne logistique touche différents secteurs d'activités (industrie du service et industrie manufacturière), la complexité de la chaîne varie d'une industrie à une autre et d'une entreprise à une autre. Dans la suite, les définitions présentées sont assez générales et couvrent différents secteurs d'activités.

D'après Ganeshan et Harrison (1995), une chaîne logistique est *un réseau d'entités de production et de sites de distribution qui réalise les fonctions d'approvisionnement de matières, de transformation de ces matières en produits intermédiaires et finis, et de distribution de ces produits finis jusqu'aux clients.*

Selon Blackstone et Cox (1998), une chaîne logistique est *le processus depuis les matières premières initiales jusqu'à la consommation finale du produit fini intégrant les fournisseurs et utilisateurs – Les fonctions à l'intérieur et à l'extérieur de l'entreprise qui permettent à la chaîne de valeur de fabriquer des produits et fournir des services au client.*

Pour Fox (2002) la chaîne logistique est *un réseau de fournisseurs, usines, entrepôts, centres de distribution et détaillants à travers lequel les matières premières sont acquises, transformé et livré au client.*

Fénies et al. (2004) définissent une chaîne logistique comme *un réseau global d'organisations qui coopèrent pour réduire les coûts et augmenter la vitesse des flux de matière et d'informations entre les fournisseurs et les clients.*

Généralement parlant, une chaîne logistique inclut la transformation et le transport des produits, depuis les composants et matières premières, en passant par les différentes phases de production, d'assemblage, de stockage et de distribution, jusqu'à l'obtention des produits finis. En plus *des flux de matières*, une chaîne logistique compte deux autres *flux d'informations et financiers* respectivement. Chaque étape de transformation ou de distribution des produits peut impliquer des entrées venant de plusieurs fournisseurs et des sorties allant vers plusieurs clients intermédiaires, avec également différents flux d'informations. Une chaîne logistique est dite 'globale' si ses sites sont localisés ou peuvent être localisés dans différents pays lors de sa conception. Dans ce cas, des aspects relatifs à l'importation et l'exportation comme les taux de change, les

taxes douanières, les assurances, les législations doivent être prises en compte. La figure I.1 illustre les trois flux.

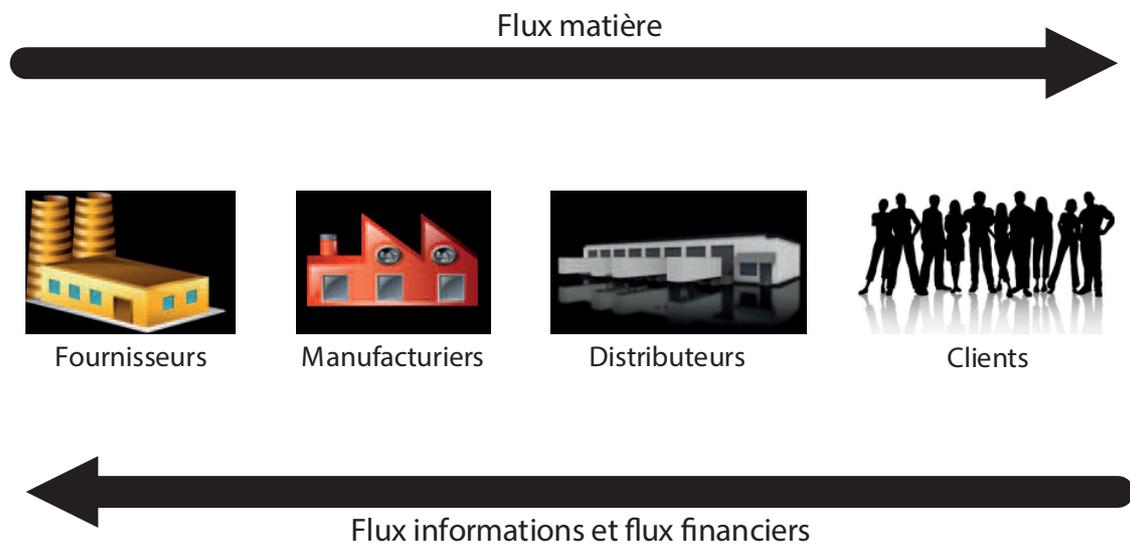


Figure I.1 – Différents flux et entités dans une chaîne logistique

### I.3 Gestion de la chaîne logistique

Il existe diverses définitions de la notion de gestion de la chaîne logistique. Selon Simchi-Levi et al. (2003), la gestion d'une chaîne logistique est *un ensemble d'approches utilisées pour intégrer efficacement les fournisseurs, les producteurs et les centres de distribution, de manière à ce que la marchandise soit produite et distribuée avec une bonne quantité, au bon endroit et au bon moment dans l'objectif de minimiser les coûts de production et de garantir le niveau de service exigé par le client.*

Fox (2002) définit la gestion de la chaîne logistique comme étant *la prise de décisions aux niveaux stratégique, tactique et opérationnel qui optimisent les performances de la chaîne logistique.* Ainsi, c'est le contexte de la prise de décision de la chaîne logistique qui est le plus important à comprendre.

Tan (2001) identifie *deux grands courants qui ont adhéré au développement du concept de gestion de la chaîne logistique.* Le premier courant *achat-approvisionnement* insiste sur l'intégration des différents partenaires de la chaîne pour une gestion optimale des activités d'approvisionnement. Le deuxième courant *transport-logistique* insiste sur l'intégration des partenaires de la chaîne pour une gestion optimale des activités de transport.

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

## **I.3. Gestion de la chaîne logistique**

---

### **I.3.1 Décisions stratégiques**

Il s'agit de la politique à long terme de l'entreprise. Présent sur un horizon de plus de deux ans, ces décisions ont des impacts sur les performances et la durabilité de l'entreprise. La configuration de la chaîne, en particulier la localisation des différents sites (fournisseurs, usines, centres de stockage et de distribution) et le choix des différents modes de transport, sont des décisions stratégiques que les entreprises cherchent à optimiser en premier.

### **I.3.2 Décisions tactiques**

Les décisions du niveau tactique permettent de produire au moindre coût pour satisfaire les demandes prévisibles en s'inscrivant dans le cadre fixé par le plan stratégique de l'entreprise (donc à ressources matérielles et humaines connues). Elles sont présent sur un horizon de moins de 18 mois comme par exemple la détermination des quantités à approvisionnées, la définition d'un plan de distribution, etc.

### **I.3.3 Décisions opérationnelles**

Le niveau opérationnel traite avec les décisions de la chaîne logistique au jour le jour à court terme afin d'assurer le fonctionnement au quotidien de la chaîne. Des exemples de ces décisions sont la planification, la gestion des stocks, le routage et le chargement des camions. Également, les questions de contrôle physique des opérations de fabrication quotidiennes telles que l'usinage, l'expédition, le transfert, l'entretien, la maintenance sont traitées au niveau opérationnel (Umeda et Jones, 1998; Ding, 2004; Thierry et al., 2008).

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

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

## I.4 La coordination dans les chaînes logistiques (SCC)

La coordination dans les chaînes logistiques (SCC : Supply Chain Coordination) est considérée comme l'un des sujets de recherche les plus actifs. La littérature est très riche de travaux consacrés à la SCC comme la coordination de la production et la distribution (Kim et al., 2005), la coordination de l'approvisionnement et la production (Munson et Rosenblatt, 2001), la coordination de la production et l'inventaire (Grubbström et Wang, 2003) et la coordination de la distribution et l'inventaire Yokoyama (2002). De même, différentes définitions ont été données à la notion de "*coordination*". D'après Arshinder et al. (2011), quand une décision est prise individuellement par chaque partenaire sans coordination, cela peut conduire à une mauvaise gestion de la chaîne logistique. Une prise de décision cohérente et coordonnée aide à éviter les conflits entre les partenaires et conduit vers une meilleure gestion de la chaîne.

La définition la plus communément admise dans la littérature est que *la coordination est l'acte de gérer les dépendances entre les entités et les efforts conjoints des entités travaillant ensemble vers des objectifs mutuellement définis* (Malone et Crowston, 1994). Toutefois, il est important de rappeler quelques définitions que nous jugeons importantes de la coordination offrant différents points de vues.

Selon Skjoett-Larsen (2000), la SCC représente *le travail collaboratif pour la planification conjointe des activités, le développement conjoint de produits, l'échange mutuel d'informations en utilisant des systèmes d'information intégrés, la coordination intersectorielle sur plusieurs niveaux de l'entreprise, la coopération à long terme et le partage équitable des risques et des avantages*.

Pour Simatupang et Sridharan (2002), la SCC signifie *simplement que deux ou plusieurs partenaires indépendants travaillent conjointement pour planifier à exécuter des opérations avec plus de succès que lorsqu'ils agissent individuellement*.

Kleindorfer et Saad (2005) affirment que *la coopération et la coordination entre les partenaires d'une même chaîne logistique sont indispensables pour éviter les risques, optimiser et partager équitablement les avantages*.

Xu et Beamon (2006) définissent la SCC comme *une réponse stratégique aux problèmes qui résultent des dépendances fortes des partenaires de la chaîne logistique*.

Selon Arshinder (2008), la coordination de la chaîne logistique peut être définie comme *l'identification des activités interdépendantes entre les partenaires de la chaîne logistique et la conception de mécanismes pour une meilleure gestion de ces interdépendances*.

L'analyse réalisée par Benn Lawson et al. (2006) montre qu'il y a un manque important d'approches efficaces dédiées à une meilleure coordination des partenaires dans

## I.5. Motivations

---

les chaînes logistiques. De plus, avec des chaînes logistiques complexes, pour faire face aux problèmes de gestion des décisions inter-partenaires un besoin réel de coordination inévitable. Plusieurs auteurs, (Singh et Benyoucef, 2013; Arshinder et al., 2008; Cárdenas-Barrón, 2007) ont réalisé la nécessité de développer de nouvelles approches pour aborder les problèmes de coordination dans les chaînes logistiques de plus en plus complexes. Bien qu'il existe des efforts réels de la part de la communauté scientifique concernant la définition de la notion de *coordination* et la conception de mécanismes (outils, approches, etc) pour une meilleure coordination des différents partenaires, l'étude de la coordination des chaînes logistiques est encore à ses débuts.

## I.5 Motivations

Nous recensons ci-dessous quelques points importants qui ont motivés le développement des nouvelles approches proposées dans le cadre de cette thèse.

1. Les partenaires d'une chaîne logistique (décideurs) exercent différentes fonctions ou activités à différents niveaux comme l'achat, la gestion des stocks, la planification de la production, les prévisions, etc. Le plus souvent, dans une chaîne logistique traditionnelle, les décideurs exercent leurs fonctions en prenant des décisions individuelles. Cette manière de prise de décisions est inefficace lorsqu'il s'agit d'une chaîne logistique plus complexe avec des partenaires géographiquement délocalisés. En effet, *chaque décideur représente un ou plusieurs services de la chaîne logistique, chacun a son propre point de vue et objectifs à atteindre*, d'où la nécessité de concevoir *une démarche d'aide à la coordination multidécideurs*. L'état de l'art compte peu d'approches pour coordonner entre les différents décideurs afin d'aboutir à une solution dite *de groupe* (Arshinder et al., 2011).
2. De plus en plus, les préférences de chaque décideur sont *floues, incomplètement formulées, différentes d'un décideur à l'autre et susceptibles d'évoluer tout au long de la démarche d'aide à la coordination*. En effet, l'expression humaine et l'aspect cognitif sont souvent entachés d'*ambiguïtés* (Zeleny, 1981; Min et Storbeck, 1991).
3. Les décideurs cherchent à atteindre des objectifs (qualitatifs et quantitatifs) mutuellement définis. Ces objectifs sont de *nature conflictuelle* avec un caractère d'*incommensurabilité des unités de mesure*. Par conséquent, la notion d'optimalité du paradigme monocritère est complètement abandonnée vers le multicritère avec la notion du *meilleur compromis ou solution la plus satisfaisante aux yeux des décideurs*. Ainsi, le processus d'aide à la coordination doit permettre *l'articulation des préférences* des décideurs afin de proposer des solutions appréciées par le groupe de décideurs.

4. Les décideurs sont souvent issus de divers domaines de compétences et pas spécialement du domaine décisionnel. Par conséquent, il est indispensable de s'assurer que la démarche ou l'approche proposée soit en mesure d'être *assimiler* et *adopter* facilement par le décideur car il est responsable de la décision. Autrement, s'il ne *s'implique* pas par inquiétude ou par sentiment de ne pas être en *contrôle* de la méthode, le processus décisionnel *échoue*.

## **I.6 Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons présenté le contexte et les motivations de notre travail de recherche. Dans un premier temps, quelques définitions des différents concepts liés à la gestion et à la coordination dans la chaîne logistique ainsi que les différents niveaux décisionnels (stratégique, tactique et opérationnel) sont abordés. Dans une deuxième partie, nous avons présenté en détails les motivations de notre travail de recherche en insistant sur la coordination, les préférences ambiguës, la nature des objectifs conflictuels (qualitatifs et quantitatifs) et l'adoption de l'approche par les membres de la chaîne logistique (décideurs).

Le chapitre qui suit donne un état de l'art présentant une revue de la littérature concernant les quatre principaux axes de recherches de notre travail, à savoir, le problème de sélection stratégique, le problème de décision de groupe, les applications de la méthode TOPSIS floue et du modèle de goal programming (GP). Enfin, nous terminons le chapitre par une description détaillée du problème traité dans le cadre de ce travail de recherche.

## Chapitre II

---

# État de l'art et position du problème

---

### Résumé

---

*Ce chapitre présente une revue de la littérature dédiée aux quatre principaux éléments de recherches abordés dans cette thèse. Le premier aborde le problème de sélection stratégique. Le second traite du problème de décision de groupe (consensus). Le troisième rapporte sur les applications de la méthode TOPSIS. Le quatrième élément recense les différents applications du modèle de goal programming (GP). Le chapitre termine par la description de notre problématique de recherche.*

---

### Sommaire

---

|        |   |    |
|--------|---|----|
| II.1   | Introduction . . . . .  | 16 |
| II.2   | Problème de sélection stratégique . . . . .                   | 17 |
| II.3   | Problème de décision de groupe ( <i>consensus</i> ) . . . . . | 19 |
| II.4   | Méthodes d'Aide à la Décision Multicritère . . . . .          | 21 |
| II.4.1 | Applications de la méthode TOPSIS floue . . . . .             | 21 |
| II.4.2 | Applications du modèle de goal programming (GP) . . . . .     | 23 |
| II.5   | Position du problème . . . . .                                | 24 |
| II.6   | Conclusions . . . . .   | 24 |

---

## II.1 Introduction

Les entreprises, qui par le passé se sont senties protégées de la concurrence étrangère à bas prix, constatent de plus en plus qu'elles doivent non seulement créer de la valeur pour leurs clients, mais garantir des prix inférieurs à ceux proposés par la concurrence. Fournir le produit et/ou le service désiré par le client, plus rapidement, à moindre coût et de manière plus performante que les autres est de nos jours le souci majeur de chaque entreprise à l'échelle locale et/ou internationale.

La coordination entre partenaires/décideurs dans les chaînes logistiques (SCC : Supply Chain Coordination) est considérée comme l'un des sujets de recherche les plus actifs. La littérature est très riche de travaux consacrés à la SCC comme la coordination de la production et la distribution (Kim et al., 2005), la coordination de l'approvisionnement et la production (Munson et Rosenblatt, 2001), la coordination de la production et l'inventaire (Grubbström et Wang, 2003) et la coordination de la distribution et l'inventaire Yokoyama (2002). De même, différentes définitions ont été données à la notion de "coordination". Selon Malone et Crowston (1994), *"la coordination est la démarche de gérer les dépendances entre les entités et les efforts conjoints des entités en travaillant ensemble vers des objectifs mutuellement définis"*.

Tous ces problèmes impliquent des prises de décision dans un contexte de mondialisation, de compétitivité et de mise en réseau, souvent complexes. Ces décisions peuvent être prises au niveau individuel ou au niveau du groupe. Elles nécessitent l'implication d'avantage des décideurs avec leurs propres systèmes de valeur et préférences. Ce processus de décision est un processus cognitif qui conduit en général à la sélection d'une alternative, faite à partir de plusieurs alternatives impliquant leurs évaluations.

Plusieurs auteurs, (Piplani et Fu, 2005; Cárdenas-Barrón, 2007; Arshinder et al., 2008; Singh et Benyoucef, 2013) réalisent la nécessité de développer de nouvelles approches pour aborder les problèmes de coordination dans les chaînes logistiques. Certaines approches proposent de coordonner en partageant l'information sur les coûts et les prix (Yao et Chiou, 2004) et d'autres suggèrent la mise en œuvre des réseaux de système d'information de gestion des stocks afin de coordonner efficacement les différentes activités de la chaîne logistique (Verwijmeren et al., 1996).

Le reste du chapitre est dédié à la présentation de notre revue de la littérature et la position de notre problème de recherche. La section II.2 traite le problème de sélection stratégique. La section II.3 présente le problème de décision de groupe (consensus). La section II.4.1 recense quelques applications de la méthode de sélection multicritère TOPSIS floue. La section II.4.2 survole les différentes applications du modèle multi-objectifs de goal programming (GP). Enfin, la section II.5 décrit notre problématique de recherche.

## II.2 Problème de sélection stratégique

De plus en plus, les membres/partenaires de la chaîne logistique prennent collectivement un certain nombre de décisions de natures tactiques et stratégiques afin d'atteindre des objectifs mutuellement définis. Parmi ces décisions, nous citons la sélection des partenaires, des sites, des machines, des technologies, des systèmes de transport, des plannings, etc. Toute sélection efficace nécessite la prise en compte d'un certain nombre de critères d'évaluation. En effet, une décision de sélection stratégique est souvent considérée comme un problème d'aide à la décision multicritère multidécideurs, généralement complexe et non structuré. *Dans le cadre de cette thèse, la coordination entre les décideurs pour le problème de sélection dans les chaînes logistiques est considéré comme un problème multidécideurs multicritères d'aide à la décision (GDM : Group Decision Making).*

Au cours des dernières années, le problème de sélection stratégique a reçu une attention particulière de la part de la communauté scientifique. De nombreux chercheurs ont proposé plusieurs approches pour faire face à ce problème de sélection. La plupart des travaux publiés utilisent des techniques et des méthodes comme AHP (Analytic Hierarchy Process), TOPSIS (Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution), P-SVM (Potential Support Vector Machine), programmation des préférences (PP), programmation mathématique (MP), ... ,etc.

Singh et Benyoucef (2013) présentent une formulation multidécideurs multicritères d'aide à la décision au problème de sélection stratégique. Les auteurs proposent une approche hybride floue combinant le l'opérateur neat OWA avec la méthode TOPSIS. Pour illustrer l'applicabilité de la 'approche, un exemple est fourni et les résultats numériques analysés.

Zouggari et Benyoucef (2012) développent une approche hybride floue couplant AHP, capitalisation des connaissances, TOPSIS et simulation pour résoudre un problème traitant de la sélection des fournisseurs dans une chaîne logistique avec affectation des ordres d'achat dans un environnement dynamique et aléatoire.

Guneri et al. (2009) développent une approche de programmation linéaire floue pour la résolution du problème de sélection des fournisseurs. Initialement, les variables linguistiques exprimées en nombres flous trapézoïdaux sont appliquées pour évaluer les poids des critères de sélection. Ensuite, un modèle basé sur les ensembles flous est exprimé et les points de références idéales et anti-idéales flous sont utilisés pour trouver le coefficient de proximité de chaque fournisseur. Ensuite, sur la base de ces coefficients et en intégrant la qualité des fournisseurs, les contraintes de capacité et de budget dans un modèle de programmation linéaire, les auteurs identifient les fournisseurs les plus satisfaisants ainsi que les quantités de commande nécessaires.

van der Rhee et al. (2009) proposent une approche pour trouver un compromis entre les décideurs afin d'agréger les différents critères lors de la sélection. Initialement, pour évaluer ce compromis en termes de coûts, de délais de livraison, de flexibilité et de valeur ajoutée du service dans le processus de sélection, une étude empirique est présentée. Cette étude est fondée sur l'utilité de marché connue sous le nom de l'analyse des choix discrets (DCA : Discrete Choice Analysis).

Une approche à deux phases utilisant le processus du réseau analytique (ANP : Analytic Network Process) et de la programmation mixte en nombres entiers (MIP) pour le problème de sélection de fournisseur est proposé par Wu et al. (2009). Onut et al. (2009) proposent une approche hybride floue combinant le processus du réseau analytique (FANP) et la méthode TOPSIS floue afin d'évaluer et sélectionner les fournisseurs les plus appropriés pour une société de télécommunication dans le secteur GSM..

Sevкли et al. (2008) proposent une méthode dénommée DEAHP (Data Envelopment Analytic Hierarchy) un couplage de la méthode DEA avec la méthode AHP pour traiter le problème de choix de fournisseurs chez BOEING. La méthode DEAHP comprend principalement trois étapes, respectivement : (i) définition des critères de décision pour l'implémentation de la structure hiérarchique ; (ii) calcul des poids des critères et (iii) calcul du poids global de chaque fournisseur. Les auteurs comparent les résultats obtenus par DEAHP et AHP en utilisant un cas d'étude de BOEING. Ils concluent que les résultats obtenus par DEAHP sont meilleurs que ceux obtenus par la méthode AHP.

Chan et al. (2008) abordent un problème de sélection à l'échelle internationale. Les auteurs utilisent la méthode AHP floue pour résoudre le problème. Ils justifient le choix de la méthode AHP par sa nature pratique et systématique pour ce type de problème. De plus, la logique floue est utilisée en raison de sa capacité de représenter les informations incertaines. Un exemple numérique est présenté permettant de valider la méthode. Pour conclure, les auteurs constatent que la complexité du problème croit en fonction du nombre des critères et sous-critères utilisés dans une dimension internationale du problème.

Kannan et Haq (2007) analysent l'interaction des critères et des sous-critères utilisés dans le problème de sélection des fournisseurs dans une chaîne logistique. Ils présentent une approche utilisant la méthode de la modélisation structurelle d'interprétation (ISM : Interpretive Structural Modeling) pour identifier, classer et trouver l'interaction entre les critères et sous-critères.

Jain et al. (2007) présentent un état de l'art dédié aux méthodes utilisées pour la résolution du problème de sélection des fournisseurs. Ils recensent l'ensemble des méthodes utilisées et listent les avantages et les inconvénients de chacune. Les auteurs proposent une méthode floue basée sur les algorithmes de règles d'exploration des données (Association Rules Mining Algorithms) pour avoir plus de flexibilité dans

### **II.3. Problème de décision de groupe (*consensus*)**

---

l'évaluation des fournisseurs et les prises de décisions. Les auteurs justifient le choix de l'utilisation de la théorie des ensembles flous par la nature des informations utilisées qui ont une forme qualitative et non quantitative. Après la définition des différents critères, les auteurs utilisent une base de données qui contient certaines informations propres à chaque fournisseur par rapport aux critères de sélection. Sur un exemple numérique, les auteurs montrent l'efficacité de la méthode développée et insistent sur le fait que les règles peuvent être exploitées via une base de données pour fournir aux décideurs une évaluation plus souple des fournisseurs potentiels.

### **II.3 Problème de décision de groupe (*consensus*)**

Pour la plupart des problèmes de prise de décision collective ou décision de groupe (GDM : Group Decision Making), il est souvent nécessaire de mettre au point un processus de consensus dans le but d'obtenir une préférence collective. Généralement, le consensus est défini comme l'accord global et unanime de tous les décideurs ou de toutes les parties prenantes en ce qui concerne toutes les solutions possibles (alternatives). Cependant, les chances de parvenir à un tel accord global sont très faibles (Herrera-Viedma et al., 2007a). Le consensus permet aux décideurs de faire la différence entre deux états seulement, à savoir, l'existence ou l'absence d'accord. En outre, un accord complet n'est pas nécessaire dans la vie réelle. Cela a conduit à l'utilisation et à la définition d'un nouveau concept de degré de consensus, appelé degré *souple* de consensus.

Le processus de consensus est défini comme un processus dynamique et itératif de discussion entre les décideurs, coordonné par un *modérateur* (pas nécessairement), qui aide les décideurs à apprendre à travers leurs propres préférences, expériences et jugements. À chaque étape de ce processus, le modérateur connaît le niveau réel de consensus entre les décideurs, au moyen de la mesure de consensus, qui établit la distance de l'état idéal de consensus. D'autre part, les mesures de consensus souples sont généralement calculées en utilisant uniquement les préférences exprimées par les décideurs (Kacprzyk et Fedrizzi, 1988; Herrera et al., 1996; Zadrożny, 1997). Ainsi, une mesure de consensus souple est définie par la mesure de la coïncidence ou la distance entre les préférences des décideurs (par exemple, au moyen de la distance euclidienne). L'état de l'art est riche de travaux dédiés au développement de modèles, méthodes et mécanismes de consensus pour traiter les problèmes GDM. Dans la suite, nous rappelons quelques modèles de consensus.

Bouzarour-Amokrane et al. (2015) proposent un modèle bipolaire flexible qui permet dans un premier temps d'évaluer au niveau individuel (pour chaque décideur) les alternatives en distinguant leurs aspects positifs et négatifs vis-à-vis des objectifs à at-

teindre. Les auteurs utilisent la théorie des jeux satisfaisants dans le modèle bipolaire pour l'obtention de deux mesures à savoir, une mesure de sélectabilité et une mesure de rejetabilité afin d'arriver à une décision finale pour chaque décideur. L'analyse BOCR (bénéfice (B), opportunité (O), coût (C) et risque (R)) est intégrée afin de prendre en considération la notion d'incertitude à travers les facteurs d'opportunité et de risque. Les auteurs décrivent deux manières afin d'atteindre un consensus entre les décideurs. La première se fait en agrégeant les mesures obtenues précédemment dans des valeurs de sélectabilité et de rejetabilité uniques ou globales (ce qui revient à un problème mono-décideur). La deuxième est faite en utilisant les préférences locales.

García et al. (2012) présentent un modèle de consensus basé sur les mesures de consensus et de proximité, et le concept de coïncidence entre les préférences. Par ailleurs, les auteurs conçoivent un mécanisme de rétroaction automatique pour guider le groupe de décideurs dans leur processus de consensus.

Hatami-Marbini et Tavana (2011) proposent une méthode de surclassement floue par extension de la méthode Electre I qui prend en compte les évaluations incertaines, imprécises et linguistiques fournies par un groupe de décideurs. Ils définissent les relations de surclassement par comparaisons par paires et utilisent les graphes de décisions pour déterminer quelle alternative est préférable, incomparable ou indifférente dans un environnement flou.

Noor-E-Alam et al. (2011) développent un consensus utilisant les valeurs linguistiques floues afin de modéliser le mieux les préférences des décideurs dans un problème GDM. Pour gérer le processus d'agrégation des conflits de manière efficace, deux consensus appropriés sont proposés dans une méthode floue d'aide à la décision multicritère, respectivement, la mesure de possibilité et la moyenne d'agrégation des conflits. Dans ces consensus, les préférences sont traitées dans un environnement flou. Les expériences numériques montrent que le consensus utilisant la mesure de possibilité fournit des résultats plus réalistes et fiables par rapport à la moyenne d'agrégation des conflits.

Mata et al. (2009) analysent les processus de consensus dans les problèmes GDM à l'aide de valeurs linguistiques multi-granulaire. Ils proposent un modèle adaptatif de consensus pour guider les décideurs dans leur démarche décisionnelle et réduire le nombre d'itérations de consensus.

Herrera-Viedma et al. (2007a) présentent un modèle de consensus pour les problèmes GDM avec des relations incomplètes des préférences floues en utilisant les mesures de cohérence et de consensus. Le modèle utilise ces deux types de mesures visant à guider le processus à atteindre un consensus entre les décideurs.

Herrera-Viedma et al. (2002) proposent un modèle de consensus pour les problèmes GDM avec différentes structures et ordre de préférence, valeurs d'utilité et relations de

## II.4. Méthodes d'Aide à la Décision Multicritère

---

préférence floue. Ce modèle de consensus permet de modéliser les actions du modérateur afin de guider le processus de consensus automatiquement.

## II.4 Méthodes d'Aide à la Décision Multicritère

Le processus de prise de décision exige généralement, à différents niveaux et stades, *l'implication* du décideur. Les différentes méthodes et approches développées dans le domaine de l'aide à la décision multicritère intègrent différemment les préférences du décideur. Nous pouvons classer ces méthodes selon l'instant de la prise en compte des informations concernant les préférences du décideur (Hwang et al., 1980; Evans, 1984; Pongpeng et Liston, 2003; Aouni et al., 2009; Munro et Aouni, 2012). Ainsi, nous avons 4 catégories :

1. Méthodes *sans articulation* des préférences des décideurs : ces méthodes n'intègrent pas explicitement la structure de préférence du décideur (ex : méthodes à critère global, TOPSIS, ...).
2. Méthodes avec articulation *a priori* des préférences des décideurs : dans ces méthodes, les préférences du décideur sont introduites au début du processus de prise de décision par le biais des fonctions d'utilité ou fonctions de valeur (ex : méthodes des sommes pondérées, avec fonction d'utilité, goal programming, ...).
3. Méthodes avec articulation *progressive* des préférences des décideurs : ces méthodes sont basées sur une procédure interactive où la recherche de la solution la plus satisfaisante constitue une séquence d'action-réaction entre le décideur et l'analyste (ex : méthodes STEM, SIGMOP, de Steuer, ...).
4. Méthodes avec articulation *a posteriori* des préférences des décideurs : dans ces méthodes, le décideur est appelé à examiner l'ensemble des solutions efficaces générées par un algorithme donné, puis il choisit la plus satisfaisante (ex : PROMÉTHÉE, NSGA-II, ...).

Dans le cadre de cette, notre choix s'est porté sur l'utilisation de la méthode TOPSIS et le modèle du goal programming (GP). La méthode TOPSIS et le modèle GP sont généralement considérés comme appartenant aux méthodes sans articulation ou avec articulation *a priori* des préférences du décideur (Lai et al., 1994; Aouni et al., 2009). Dans la suite, nous présentons quelques travaux sur les applications des deux méthodes.

### II.4.1 Applications de la méthode TOPSIS floue

Behzadian et al. (2012) fournissent une riche documentation concernant les applications de la méthode TOPSIS floue pour la résolution des problèmes MCDM (multicriteria

decision making). Les applications sont variées et touchent différents secteurs comme la sélection des fournisseurs (Chen et al., 2006; Singh et Benyoucef, 2012; Zouggari et Benyoucef, 2012), l'évaluation de la formation initiale des aéronefs (Wang et Chang, 2007), l'évaluation du système robotique industriel (Kahraman et al., 2007), la sélection des systèmes de fabrication flexibles (Venkata Rao, 2008), l'évaluation des entreprises manufacturières (Zeydan et Çolpan, 2009), . . . , etc.

Nazam et al. (2014) développent un modèle d'évaluation basé sur la méthode TOPSIS floue et le processus de hiérarchie analytique (AHP) afin de sélectionner le projet le plus approprié avec le minimum de risque. Les poids des critères sont calculés en utilisant la théorie des ensembles flous et l'AHP. Afin de minimiser le risque, TOPSIS est appliquée pour déterminer le niveau de classement final des projets d'appel d'offres en fonction de leur coefficient de proximité.

Kannan et al. (2014) appliquent la méthode TOPSIS floue pour déterminer le fournisseur le plus approprié parmi un ensemble de fournisseurs écologiques potentiels. Les auteurs comparent le classement donné par la méthode TOPSIS floue avec le classement fourni par la moyenne géométrique. Au final, une analyse de sensibilité est proposée pour examiner l'influence des préférences des décideurs sur la sélection des fournisseurs écologiques.

Temur et al. (2014) utilisent la méthode de TOPSIS floue pour résoudre le problème de sélection d'un emplacement/localisation d'un site. Ils font appel à la théorie des ensembles flous pour modéliser les préférences des décideurs. Pour illustrer l'applicabilité de la méthode, un cas d'étude industriel du recyclage des déchets est présenté.

Tian et al. (2013) proposent un couplage de la méthode TOPSIS floue avec le test du  $\chi^2$  pour le problème de sélection des sources d'information. La méthode AHP et les poids d'entropie (EW : Entropy Weights) sont intégrés afin d'atténuer les conflits entre les décideurs. En outre, les auteurs remplacent la distance euclidienne de la méthode TOPSIS floue par la valeur du test  $\chi^2$  pour affiner le coefficient de proximité relative. Mehrjerdi (2013) développent une extension de la méthode TOPSIS floue pour le problème de sélection du système RFID (Radio Fréquence Identification).

Zouggari et Benyoucef (2012) présentent une approche hybride pour les problèmes GDM de sélection de fournisseur avec la répartition des commandes. Les auteurs utilisent en premier, la méthode AHP floue pour la sélection des fournisseurs. Ensuite, une simulation basée sur la méthode TOPSIS floue est appliquée pour déterminer les poids des commandes affectées aux fournisseurs sélectionnés. Chamodrakas et Martakos (2012) adaptent la méthode TOPSIS floue dans le contexte hétérogène des réseaux sans fil, mobile de 4<sup>ème</sup> génération pour sélectionner le réseau d'accès le plus approprié.

## II.4. Méthodes d'Aide à la Décision Multicritère

---

Onut et al. (2009) proposent une approche basée sur un couplage entre la méthode ANP floue et la méthode TOPSIS floue pour la résolution du problème de sélection de fournisseurs. Des nombres flous triangulaires sont utilisés dans toutes les matrices de comparaison. Les critères prix, qualité, temps de livraison et temps de production sont utilisés lors de la sélection.

### II.4.2 Applications du modèle de goal programming (GP)

Le modèle multi-objectifs du goal programming (GP) est largement utilisé et accepté par les chercheurs et les industriels en raison de sa facilité d'utilisation, son adaptabilité et son efficacité de fournir les solutions les plus appropriées auprès des décideurs. Ainsi, il existe de nombreuses variantes du modèle GP qui peuvent être trouvées dans Munro et Aouni (2012). Les auteurs fournissent une nouvelle typologie basée sur la *manière d'intégrer* et *selon le moment où on fait intervenir* l'information sur les préférences du décideur dans les variantes du modèle GP.

Khorranshahgol et al. (2014) développent deux formulations de modèle GP pour deux entreprises de l'industrie pétrolière. Les deux modèles offrent trois scénarios de GP sur la base de l'analyse de l'échange. Les études de cas avec des représentants de l'industrie pétrolière ont permis d'intégrer d'avantage leurs préférences. Des expériences numériques et analyses sont présentées.

Liao et Kao (2014) proposent une méthode basée sur le développement de la fonction de qualité (QFD : Quality Function Development), le processus étendu et flou de l'hierarchie analytique (FEAHP : Fuzzy Extended Analytic Hierarchy Process) et le modèle GP multi-segment (MSGP). L'objectif des auteurs est d'améliorer les opérations de services logistiques.

Choudhary et Shankar (2014) présentent trois variantes de GP (GP préventif, GP non préemptif et GP max-min flou pondéré). Les auteurs résolvent le problème de sélection des fournisseurs et de sélection des transporteurs. Dans les modèles proposés, le coût de transport est exprimé explicitement en fonction de la quantité de marchandises et la distance de transport entre l'acheteur et le fournisseur.

Sharma et Balan (2013) développent une approche en trois phases pour le problème de sélection des fournisseurs. Dans la première phase, les auteurs identifient la perte de la qualité à l'aide de la fonction de perte de Taguchi. Dans la deuxième phase, ils utilisent TOPSIS pour la détermination des différents poids. Dans la troisième phase, les auteurs sélectionnent le fournisseur le plus approprié à l'aide du modèle GP.

Silva et al. (2013) proposent un modèle GP mixte à choix multiples (CMIM-GP). Ils traitent un cas réel de planification de la production d'une compagnie de sucre et d'éthanol. Au final, les auteurs comparent leur modèle MCMi-GP avec le modèle GP classique.

## II.5 Position du problème

Dans le cadre de cette thèse, notre objectif est de développer une approche multicritère d'aide à la coordination des décideurs pour la résolution des problèmes de sélection dans les chaînes logistiques. En effet, nous considérons le cas où un groupe de  $k$  décideurs, notés  $ST_t$ ,  $t = 1, \dots, k$ , en charge de l'évaluation et le classement d'un ensemble  $m$  alternatives potentielles notées  $A_i$ ,  $i = 1, \dots, m$ . Les alternatives sont évaluées dans un environnement flou tout en prenant en considération à la fois  $n$  critères conflictuels subjectifs (qualitatifs) et objectifs (quantitatif) notés  $C_j$ ,  $j = 1, \dots, n$ . Initialement, chaque décideur ( $ST_t$ ) est amené à exprimer ses préférences pour chaque alternative  $A_i$  par rapport à chaque critère  $C_j$  à travers une matrice floue appelée *matrice de préférence*. La figure II.1 présente une illustration de notre problématique.

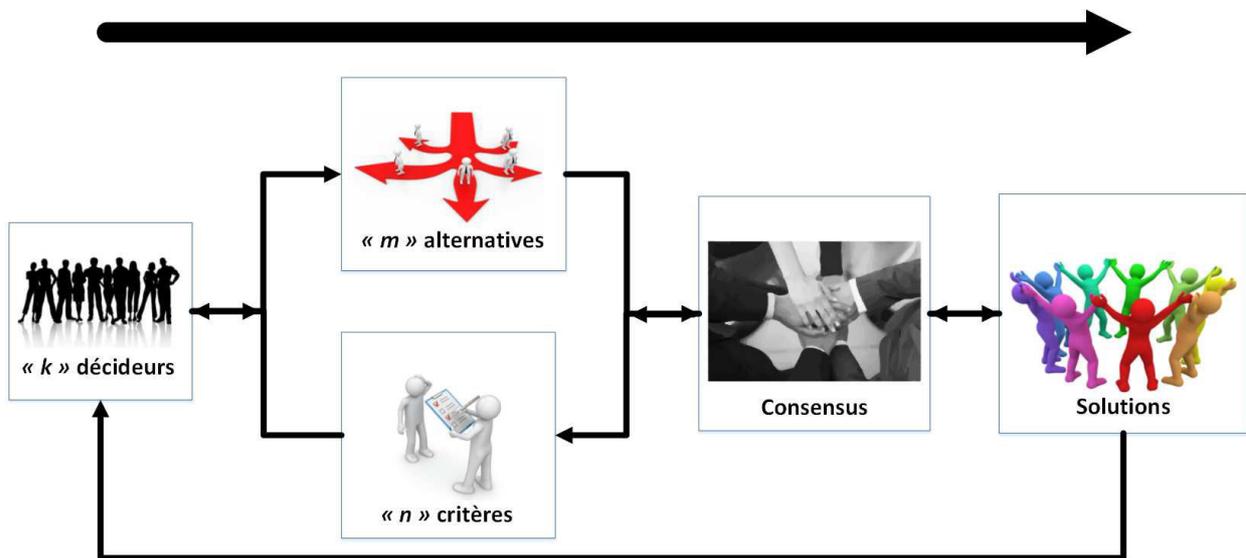


Figure II.1 – Illustration de notre problématique

## II.6 Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons présenté une revue de la littérature des travaux de recherche dédiés aux problèmes de sélection stratégique, aux problèmes de décision de groupe, aux applications de la méthode multicritère TOPSIS floue et aux applications du modèle de goal programming (GP). Enfin, nous avons présenté la description du problème traité dans le cadre de ce travail de recherche.

Dans le chapitre suivant, nous présentons quelques concepts théoriques liés à l'aide à la décision utilisés dans le cadre de cette thèse. L'objectif est de préparer le lecteur aux notions du paradigme multicritère et à la théorie des nombres flous. Aussi, nous exposons les outils multicritères utilisés dans le développement de nos approches d'aide à la décision.

**Deuxième partie**

**Contributions**



## Chapitre III

---

# Quelques concepts théoriques

---

### Résumé

---

*Ce chapitre décrit quelques concepts théoriques liés à l'aide à la décision multicritère utilisés dans le cadre de cette thèse. Tout d'abord, nous commençons par la notion du paradigme monocritère afin de justifier notre recours au paradigme multicritère et expliquer les différentes relations qui existent entre le décideur, le contexte et le modèle décisionnel. Nous rappelons aussi la théorie des ensembles flous utilisée pour traiter les informations imprécises et vagues manipulées dans cette thèse. Par la suite, deux mécanismes de consensus sont présentés, le premier est basé sur l'opérateur neat OWA (ordered weighted averaging) et le second sur la mesure de possibilité. De plus, nous décrivons les différents principes et caractéristiques du modèle non linéaire CCSD (Correlation Coefficient and Standard Deviation), de la méthode floue d'aide à la décision multicritère multi-attributs TOPSIS (Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution) et du modèle multi-objectifs du goal programming (GP) avec le concept des fonctions de satisfaction. Nous terminons par la présentation d'un modèle de consensus basé sur le modèle du goal programming.*

---

Sommaire

---

|  |           |
|--|-----------|
| <b>III.1 Paradigmes mono et multicritère . . . . .</b>                 | <b>29</b> |
| <b>III.2 Les nombres et les ensembles flous . . . . .</b>              | <b>30</b> |
| III.2.1 Définitions . . . . .  | 31        |
| III.2.2 Opérations et propriétés . . . . .                             | 32        |
| III.2.3 Relations floues . . . . .                                     | 34        |
| III.2.4 Nombres flous . . . . .  | 35        |
| III.2.5 Les valeurs linguistiques . . . . .                            | 37        |
| III.2.6 Défuzzification . . . . .                                      | 38        |
| <b>III.3 Consensus . . . . .</b>                                       | <b>39</b> |
| III.3.1 Consensus flou basé sur l'opérateur neat OWA . . . . .         | 39        |
| III.3.2 Consensus flou basé sur la mesure de possibilité . . . . .     | 41        |
| <b>III.4 Modèle de CCSD . . . . .</b>                                  | <b>43</b> |
| <b>III.5 Méthode TOPSIS floue . . . . .</b>                            | <b>46</b> |
| <b>III.6 Modèle de goal programming et le concept des fonctions de</b> |           |
| <b>satisfaction . . . . .</b>  | <b>48</b> |
| III.6.1 Modèle de goal programming . . . . .                           | 48        |
| III.6.2 Fonctions de satisfaction . . . . .                            | 49        |
| III.6.3 Consensus flou basé sur le modèle GP . . . . .                 | 50        |
| <b>III.7 Conclusion . . . . .</b>                                      | <b>53</b> |

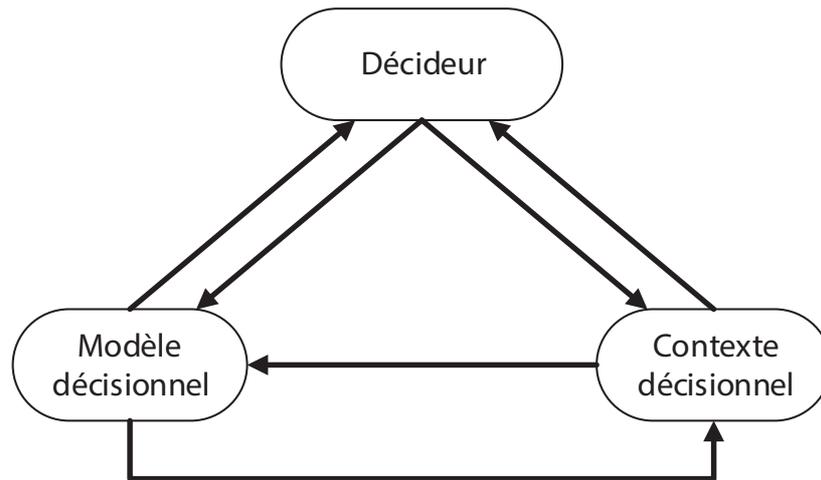
---

## III.1 Paradigmes mono et multicritère

Un "*paradigme*" scientifique tel qu'il était défini par Kuhn (1983) est un ensemble de croyances, une représentation du monde, un modèle cohérent de vision du monde qui repose sur une base définie. C'est une forme de rail de la pensée dont les lois ne doivent pas être confondues avec celles d'un autre paradigme et qui, le cas échéant, peuvent aussi faire obstacle à l'introduction de nouvelles solutions mieux adaptées. Cette notion est rattachée à celle d'idéologie, au sens de la science des idées et des représentations. Une très intéressante analyse présentée par Munda (1993) de certains outils multicritères d'aide à la décision de point de vue épistémologique (voir aussi, Henig et Buchanan (1996)) par rapport à l'articulation des préférences du décideur (la prise en considération explicitement des préférences du décideur). Il indique certaines caractéristiques souhaitables dans une approche multicritère d'aide à la décision.

Le paradigme monocritère suppose que le processus décisionnel consiste seulement à formuler le contexte décisionnel en un modèle d'optimisation en tenant compte d'un seul objectif à maximiser ou à minimiser (une seule dimension). Ainsi, ce paradigme se limite à la recherche d'une solution dite "*optimale*" (Kuhn, 1983) et aide le décideur en prenant compte seulement un critère, voir les choses avec une seule dimension et supposer que les préférences des décideurs sont bien cernées. Cependant, les préférences du décideur évoluent tout au long du processus décisionnel et la nature conflictuelle des objectifs ne permet pas une optimisation simultanée de ces derniers. Ainsi, quand les scientifiques ont observé les limites et les anomalies du paradigme monocritère, l'abandon de ce dernier vers la notion de *satisfaction* et *meilleur compromis* (aux yeux du décideur qui est le plus concerné par cette solution) du paradigme multicritère été essentielle à partir des années 1970 (Lockett, 1984; Munda, 1993; Henig et Buchanan, 1996).

La figure III.1 illustre le climat d'échange et d'interaction entre le modèle, le contexte décisionnel concerné par le décideur. Nous décrivons ci-dessous, les différentes relations existantes entre le décideur, le contexte et le modèle décisionnel.



**Figure III.1** – Les relations entre les trois composantes du modèle décisionnel d'Aouni (1998)

- **Relation modèle-contexte** : Chaque modèle incarne la manière dont l'analyste (l'auteur du modèle) aperçoit le contexte réel où ce dernier enrichit le modèle à travers les informations qui proviennent directement de l'environnement décisionnel.
- **Relation modèle-décideur** : Le modèle permet de modéliser les préférences du décideur par rapport à chaque action et ainsi le décideur peut explorer chaque solution proposée par le modèle dans le but de bien évoluer vers celle qui le satisfera le plus.
- **Relation contexte-décideur** : Le contexte décisionnel représente l'environnement où le décideur se situe et tire ses informations.

Ainsi, l'interaction entre les trois composantes peut qu'enrichir le processus décisionnel et permettre d'attendre des solutions les plus satisfaisantes aux yeux du décideur sans décider à sa place (Aouni, 1998).

## III.2 Les nombres et les ensembles flous

Les ensembles flous introduits par Zadeh en 1965, nous fournissent un nouvel outil mathématique pour faire face à l'incertitude de l'information. Depuis, la théorie des ensembles flous a été rapidement développée et de nombreuses applications réelles réussites des ensembles flous et des systèmes de vastes champs ont fait leur apparition. Dans cette section, nous passerons en revue les concepts de base des ensembles flous,

## III.2. Les nombres et les ensembles flous

---

relations floues, nombres flous et les variables linguistiques qui seront utilisé dans le reste de ce manuscrit.

### III.2.1 Définitions

**Définition 1.** (*Ensemble flou*)

Soit  $X$  un ensemble ordinaire. Un **ensemble flou**  $\tilde{A}$  de  $X$  est défini par sa **fonction d'appartenance**  $\mu_{\tilde{A}}$ .

$$\begin{aligned}\mu_{\tilde{A}} : X &\rightarrow [0, 1] \\ x &\mapsto \mu_{\tilde{A}}(x) \in [0, 1]\end{aligned}\tag{III.1}$$

La valeur de  $\mu_{\tilde{A}}(x)$  représente le **degré d'appartenance** de  $x$  dans  $X$  et est interprété comme la mesure dans laquelle  $x$  appartient à  $\tilde{A}$ . Par conséquent, plus la valeur de  $\mu_{\tilde{A}}(x)$  est proche 1, plus  $x$  appartient à  $\tilde{A}$ .

Un ensemble ordinaire  $A$  de  $X$  peut être considéré comme un ensemble flou en  $X$  avec une fonction d'appartenance identique à sa fonction caractéristique  $\mu_A$  donnée par

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in A \\ 0 & \text{si } x \notin A \end{cases}\tag{III.2}$$

Un ensemble flou  $\tilde{A}$  peut être considéré comme un ensemble de paires ordonnées d'éléments  $x$  et de degré  $\mu_{\tilde{A}}(x)$  noté par

$$\tilde{A} = \{(x, \mu_{\tilde{A}}(x)) \mid x \in X\}\tag{III.3}$$

où chaque paire  $(x, \mu_{\tilde{A}}(x))$  est appelée un *singleton* (ensemble ne contenant qu'un unique élément).

Lorsque  $X$  est un ensemble dénombrable ou fini, un ensemble flou  $\tilde{A}$  sur  $X$  est exprimé comme

$$\tilde{A} = \sum_{x_i \in X} \mu_{\tilde{A}}(x_i) / x_i\tag{III.4}$$

Lorsque  $X$  est un ensemble fini dont les éléments sont  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , un ensemble flou

$\tilde{A}$  sur  $X$  est exprimé comme

$$\tilde{A} = \left\{ \left( x_1, \mu_{\tilde{A}(x_1)} \right), \left( x_2, \mu_{\tilde{A}(x_2)} \right), \dots, \left( x_n, \mu_{\tilde{A}(x_n)} \right) \right\} \quad (\text{III.5})$$

Lorsque  $X$  est un ensemble infini et dénombrable, un ensemble flou  $\tilde{A}$  de  $X$  est exprimé comme

$$\tilde{A} = \int_X \mu_{\tilde{A}}(x)/x \quad (\text{III.6})$$

Les opérateurs  $' + '$ ,  $' \Sigma '$  et  $' \int '$  ne se réfèrent pas à une addition et intégrale ordinaires, mais à l'union des fonctions d'appartenance. De même,  $' / '$  n'indique pas une division ordinaire, mais il s'agit simplement d'un marqueur.

**Définition 2.** (*Support*)

Soit  $\tilde{A}$  un ensemble flou sur  $X$ , alors le **support** de  $\tilde{A}$ , noté  $\text{supp}(\tilde{A})$ , est l'ensemble ordinaire donné par

$$\text{supp}(\tilde{A}) = \{x \in X \mid \mu_{\tilde{A}}(x) > 0\} \quad (\text{III.7})$$

**Définition 3.** (*Hauteur*)

Soit  $\tilde{A}$  un ensemble flou sur  $X$ . La **hauteur** de  $\tilde{A}$ , notée  $\text{htr}(\tilde{A})$ , est définie comme

$$\text{htr}(\tilde{A}) = \sup_{x \in X} \mu_{\tilde{A}}(x) \quad (\text{III.8})$$

Si  $\text{htr}(\tilde{A}) = 1$ , alors l'ensemble flou  $\tilde{A}$  est appelé un ensemble flou *normal*, sinon il est dit *subnormal*.

**Définition 4.** (*Ensemble flou vide*)

Un ensemble flou  $\tilde{A}$  est **vide**, noté  $\emptyset$ , si  $\mu_{\tilde{A}}(x) = 0 \quad \forall x \in X$ .

## III.2.2 Opérations et propriétés

**Définition 5.** (*Sous-ensemble flou*)

Soient  $\tilde{A}$  et  $\tilde{B}$  deux ensembles flous sur  $X$ . L'ensemble flou  $\tilde{A}$  est appelé un **sous-ensemble** de  $\tilde{B}$  (ou  $\tilde{A}$  est contenu dans  $\tilde{B}$ ), noté  $\tilde{A} \subset \tilde{B}$ , si la condition suivante est vérifiée :

$$\mu_{\tilde{A}}(x) \leq \mu_{\tilde{B}}(x) \quad \forall x \in X \quad (\text{III.9})$$

## III.2. Les nombres et les ensembles flous

---

### Définition 6. (Égalité)

Soient  $\tilde{A}$  et  $\tilde{B}$  deux ensembles flous sur  $X$ .  $\tilde{A}$  et  $\tilde{B}$  sont **égaux**, noté par  $\tilde{A} = \tilde{B}$  si les deux conditions suivantes sont vérifiées :

$$\tilde{A} \subset \tilde{B} \quad \text{et} \quad \tilde{B} \subset \tilde{A} \quad (\text{III.10})$$

### Définition 7. (Union)

Soient  $\tilde{A}$  et  $\tilde{B}$  deux ensembles flous sur  $X$ . L'**union** de  $\tilde{A}$  et  $\tilde{B}$ , notée  $\tilde{A} \cup \tilde{B}$ , est un ensemble flou sur  $X$  dont la fonction d'appartenance est donnée par :

$$\begin{aligned} \forall x \in X \quad \mu_{\tilde{A} \cup \tilde{B}}(x) &= \max(\mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(x)) \\ &= \mu_{\tilde{A}}(x) \vee \mu_{\tilde{B}}(x) \end{aligned} \quad (\text{III.11})$$

### Définition 8. (Intersection)

Soient  $\tilde{A}$  et  $\tilde{B}$  deux ensembles flous sur  $X$ . L'**intersection** de  $\tilde{A}$  et  $\tilde{B}$ , notée  $\tilde{A} \cap \tilde{B}$ , est un ensemble flou sur  $X$  dont la fonction d'appartenance est donnée par :

$$\begin{aligned} \forall x \in X \quad \mu_{\tilde{A} \cap \tilde{B}}(x) &= \min(\mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(x)) \\ &= \mu_{\tilde{A}}(x) \wedge \mu_{\tilde{B}}(x) \end{aligned} \quad (\text{III.12})$$

### Définition 9. (Complémentarité)

Soit  $\tilde{A}$  un ensemble flou sur  $X$ . Le **complémentaire** de  $\tilde{A}$ , noté  $\tilde{A}^c$ , est un ensemble flou sur  $X$  dont la fonction d'appartenance est donnée par :

$$\forall x \in X, \quad \mu_{\tilde{A}^c}(x) = 1 - \mu_{\tilde{A}}(x) \quad (\text{III.13})$$

Soient  $\tilde{A}$ ,  $\tilde{B}$  et  $\tilde{C}$  trois ensembles flous sur  $X$ . En plus des propriétés précédentes, nous avons :

1.  $\emptyset \subset \tilde{A} \subset X$ .
2. **Réflexivité** :  $\tilde{A} \subset \tilde{A}$ .
3. **Transitivité** : si  $\tilde{A} \subset \tilde{B}$  et  $\tilde{B} \subset \tilde{C}$ , alors  $\tilde{A} \subset \tilde{C}$ .
4. **Commutativité** :  $\tilde{A} \cup \tilde{B} = \tilde{B} \cup \tilde{A}$  et  $\tilde{A} \cap \tilde{B} = \tilde{B} \cap \tilde{A}$ .
5. **Associativité** :  $(\tilde{A} \cup \tilde{B}) \cup \tilde{C} = \tilde{A} \cup (\tilde{B} \cup \tilde{C})$  et  $(\tilde{A} \cap \tilde{B}) \cap \tilde{C} = \tilde{A} \cap (\tilde{B} \cap \tilde{C})$
6. **Distributivité** :  $(\tilde{A} \cup \tilde{B}) \cap \tilde{C} = (\tilde{A} \cap \tilde{C}) \cup (\tilde{B} \cap \tilde{C})$  et  $(\tilde{A} \cap \tilde{B}) \cup \tilde{C} = (\tilde{A} \cup \tilde{C}) \cap (\tilde{B} \cup \tilde{C})$

7. **Absorption** :  $(\tilde{A} \cup \tilde{B}) \cap \tilde{A} = \tilde{A}$  et  $(\tilde{A} \cap \tilde{B}) \cup \tilde{A} = \tilde{A}$

8. **Lois de De Morgan** :  $(\tilde{A} \cup \tilde{B})^c = \tilde{A}^c \cap \tilde{B}^c$  et  $(\tilde{A} \cap \tilde{B})^c = \tilde{A}^c \cup \tilde{B}^c$

9. **Involution** :  $(\tilde{A}^c)^c = \tilde{A}$

Il est important de noter que les lois de *complémentarité* et de *exclusivité* rencontrées dans les ensembles ordinaires ne sont plus valables pour les ensembles flous *i.e.*,  $\tilde{A} \cap \tilde{A}^c \neq \emptyset$  et  $\tilde{A} \cup \tilde{A}^c \neq X$

### III.2.3 Relations floues

**Définition 10.** (*Relation floue*)

Soient  $X$  et  $Y$  deux ensembles ordinaires et  $X \times Y$  le produit cartésien.

Une relation  $\tilde{R}$  sur  $X \times Y$  est définie comme

$$\tilde{R} = \{((x, y), \mu_{\tilde{R}}(x, y)) \mid (x, y) \in X \times Y\} \quad (\text{III.14})$$

où  $\mu_{\tilde{R}} : X \times Y \rightarrow [0, 1]$  est le degré de la fonction d'appartenance.

Si  $X = Y$ ,  $\tilde{R}$  est une **relation floue** sur  $X$ .

**Définition 11.** (*Réflexivité floue*)

Soit  $\tilde{R}$  une relation floue sur  $X \times X$ .

1.  $\tilde{R}$  est appelée **réflexive** si

$$\forall x \in X \quad \mu_{\tilde{R}}(x, x) = 1 \quad (\text{III.15})$$

2.  $\tilde{R}$  est appelée **antiréflexive** si

$$\forall x \in X \quad \mu_{\tilde{R}}(x, x) \neq 1 \quad (\text{III.16})$$

3. Si (III.15, III.16) ne sont pas satisfaites, alors  $\tilde{R}$  est **irréflexive**.

**Définition 12.** (*Symétrie floue*)

Soit  $\tilde{R}$  une relation floue sur  $X \times X$ .

1.  $\tilde{R}$  est appelée **symétrique** si

$$\forall x, y \in X \quad \mu_{\tilde{R}}(x, y) = \mu_{\tilde{R}}(y, x) \quad (\text{III.17})$$

## III.2. Les nombres et les ensembles flous

---

2.  $\tilde{R}$  est appelée **asymétrique** si

$$\forall x, y \in X \quad \mu_{\tilde{R}}(x, y) \neq \mu_{\tilde{R}}(y, x) \quad (\text{III.18})$$

3. Si (III.17, III.18) ne sont pas satisfaites, alors  $\tilde{R}$  est **antisymétrique**.

### III.2.4 Nombres flous

**Définition 13.** (Nombre flou)

Un ensemble flou  $\tilde{z}$  sur  $R$  est appelé un **nombre flou** s'il satisfait les conditions suivantes :

1.  $\tilde{z}$  est normal, i.e.,  $\exists x_0 \in R \quad \mu_{\tilde{z}}(x_0) = 1$ .
2.  $z_\alpha$  est un intervalle fermé pour chaque  $\alpha \in (0, 1]$ , noté par  $[z_\alpha^L, z_\alpha^R]$ .
3. Le  $\text{supp}(\tilde{z})$  est borné.

**Définition 14.** (Nombre flou triangulaire)

Un **nombre flou triangulaire (TFN)**  $\tilde{z}$  sur  $R$  est défini par un triplet  $(a, b, c)$  avec la fonction d'appartenance  $\mu_{\tilde{z}}(x)$  donnée par III.19 et illustrée par la figure III.2.

$$\mu_{\tilde{z}}(x) = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a} & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b} & b \leq x \leq c \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{III.19})$$

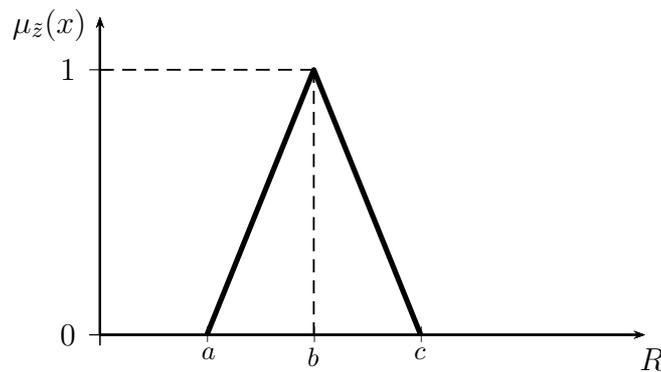
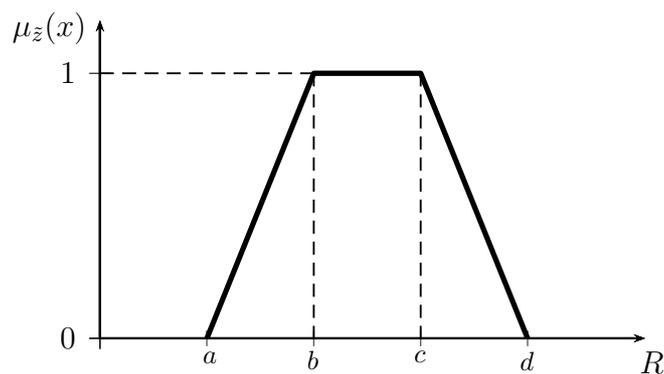


Figure III.2 – Fonction d'appartenance triangulaire

**Définition 15.** (Nombre flou trapézoïdal)

Un **nombre flou trapézoïdal (TrFN)**  $\tilde{z}$  sur  $R$  est défini par un quadruplet  $(a, b, c, d)$  avec la fonction d'appartenance  $\mu_{\tilde{z}}(x)$  donnée par (III.20) et illustrée par la figure III.3.

$$\mu_{\tilde{z}}(x) = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a} & a \leq x \leq b \\ 1 & b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c} & c \leq x \leq d \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{III.20})$$



**Figure III.3** – Fonction d'appartenance trapézoïdale

**Définition 16.** (*Opérateurs*)

Soit  $F(R)$  l'ensemble de tous les nombres flous sur  $R$ .  $\forall \tilde{z}, \tilde{w} \in F(R)$ ,  $\alpha \in R$  et  $\alpha > 0$ , les nombres flous  $(\tilde{z} + \tilde{w})$ ,  $(\tilde{z} - \tilde{w})$ ,  $(\alpha \tilde{z})$  et  $(\tilde{z} \times \tilde{w})$  sont définis par les fonctions d'appartenance suivantes :

$$\mu_{\tilde{z}+\tilde{w}}(t) = \sup_{t=u+v} \min \{ \mu_{\tilde{z}}(u), \mu_{\tilde{w}}(v) \} \quad (\text{III.21})$$

$$\mu_{\tilde{z}-\tilde{w}}(t) = \sup_{t=u-v} \min \{ \mu_{\tilde{z}}(u), \mu_{\tilde{w}}(v) \} \quad (\text{III.22})$$

$$\mu_{\alpha \tilde{z}}(t) = \sup_{t=\alpha u} \min \{ \mu_{\tilde{z}}(u) \} \quad (\text{III.23})$$

$$\mu_{\tilde{z} \times \tilde{w}}(t) = \sup_{t=u \times v} \min \{ \mu_{\tilde{z}}(u), \mu_{\tilde{w}}(v) \} \quad (\text{III.24})$$

où  $\sup(\emptyset) = -\infty$

**Définition 17.** (*Distance*)

Soient deux nombres flous trapézoïdales  $\tilde{z} = (a_1, b_1, c_1, d_1)$ ,  $\tilde{w} = (a_2, b_2, c_2, d_2) \in F(R)$  ( $b = c$  pour les nombres flous triangulaires), alors la **distance** entre  $\tilde{z}$  et  $\tilde{w}$  est définie

## III.2. Les nombres et les ensembles flous

---

par :

$$d(\tilde{z}, \tilde{w}) = \sqrt{\frac{1}{6} [((a_1 - a_2))^2 + 2((b_1 - b_2))^2 + 2((c_1 - c_2))^2 + ((d_1 - d_2))^2]} \quad (\text{III.25})$$

### III.2.5 Les valeurs linguistiques

Toute description linguistique est une représentation formelle des systèmes fabriqués par la théorie des ensembles flous, relations floues et les opérateurs flous. Elle offre une alternative à décrire et à utiliser le langage humain dans les modèles et les systèmes d'analyse. Les descriptions linguistiques informelles utilisées par l'homme dans la vie quotidienne et dans l'accomplissement des tâches spécialisées telles que le contrôle des installations industrielles, le dépannage, l'atterrissage de l'avion, la prise de décision, la recherche de texte... etc., sont généralement le point de départ pour l'élaboration des descriptions linguistiques.

Les situations mentionnées ci-dessus ne peuvent pas être décrites et évaluées tout le temps avec précision de manière quantitative mais plutôt de manière qualitative. De plus, qualifier un événement ou un objet de notre perception humaine conduit souvent à utiliser des mots dans les langues naturelles au lieu de valeurs numériques. Par exemple, dans le groupe de décideurs, l'importance d'un individu peut être décrite en utilisant des termes linguistiques comme personne *importante*.

En raison des situations réelles de prise de décisions et l'imprécision de la pensée humaine, il est impossible d'exprimer des préférences et des jugements personnelles en toute confiance. En effet, les jugements sont souvent basés sur des informations insuffisantes et/ou de natures difficilement quantifiables, la théorie des ensembles flous peut être utilisée avec succès Zadeh (1965). Par conséquent, une valeur approximative floue peut être utilisée afin de mieux modéliser le jugement humain. Par exemple, lors de l'évaluation d'un fournisseur, des termes comme *mauvais*, *moyen*, *bon* et *excellent* peuvent être utilisés à la place des valeurs numériques ordinaires.

Dans le cas de notre travail de recherche, nous définissons un ensemble de sept  $TrFN$  (quantificateurs  $Q_s$ ,  $s = 1, \dots, 7$ ) dont les valeurs sont exprimées en termes linguistiques. Ces valeurs permettent d'aider les décideurs ( $ST_i$ ) à exprimer leurs préférences entachées par l'ambiguïté i.e., Very Poor (VP), Medium Poor (MP), Medium Fair (MF), Fair (F), Medium Good (MG), Good (G) et Very Good (VG). La figure III.4 donne les fonctions d'appartenance des sept  $TrFN$  sélectionnés. (Rajouter une référence).

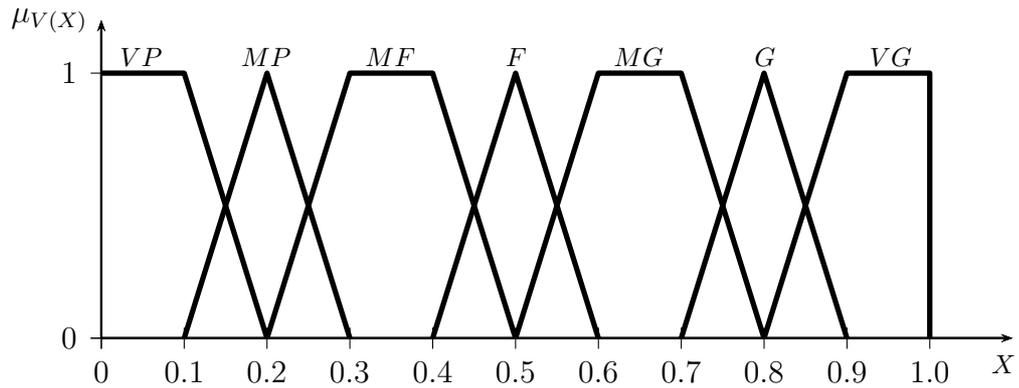


Figure III.4 – Fonctions d'appartenances trapézoïdales floues pour les décideurs

### III.2.6 Défuzzification

Afin de ramener les valeurs linguistiques ( $TrFN$ ) de 4 dimensions en un réel d'une seule dimension, nous procédons à la *défuzzification*. La défuzzification est essentielle d'une part pour ramener toutes les unités de mesures vers une unité de mesure commune (*i.e.*, la *normalisation*) et d'autre part, elle permet l'intégration des variables linguistiques dans notre approche.

Dans notre cas, la défuzzification de chaque  $TrFN$  se fait en utilisant une  $\alpha$ -coupe. L' $\alpha$ -coupe définie un intervalle de confiance  $[B^L, B^U]$  de niveau  $\alpha \in [0, 1]$  comme le montre la figure III.5.

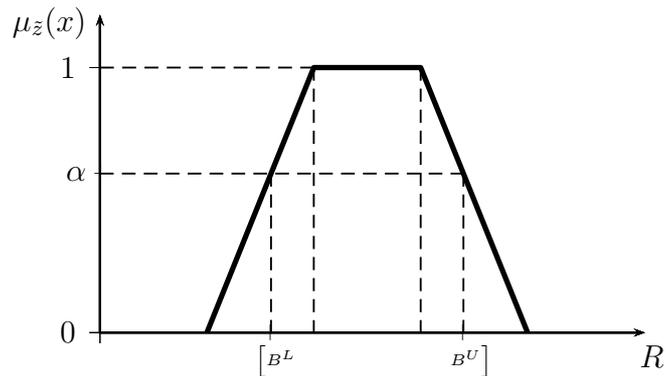


Figure III.5 –  $\alpha$ -coupe

### III.3. Consensus

---

Les deux bornes supérieure et inférieure sont définies comme suit :

$$B^L = (b - a)\alpha + a \quad (\text{III.26})$$

$$B^U = (d - c)\alpha + d \quad (\text{III.27})$$

Après l'obtention de l'intervalle  $[B^L, B^U]$ , l'indice optimal  $I$  de chaque  $TrFN$  est une combinaison convexe des deux bornes donné par :

$$I = \gamma B^L + (1 - \gamma) B^U \quad \forall \gamma \in [0, 1] \quad (\text{III.28})$$

## III.3 Consensus

Le *consensus* est défini comme l'accord global et unanime entre les décideurs concernant toutes les alternatives possibles. Cependant, les chances de parvenir à un tel accord complet sont assez faibles. D'après Singh et Benyoucef (2013), le consensus permet aux décideurs de faire la différence entre deux *états seulement*, à savoir, l'*existence* ou l'*absence* d'accord. Dans cette section, nous présentons deux consensus proposés par Herrera-Viedma et al. (2002) et Noor-E-Alam et al. (2011) et utilisés dans le cas de cette thèse.

### III.3.1 Consensus flou basé sur l'opérateur neat OWA

Le consensus proposé par Herrera-Viedma et al. (2002) (figure III.6) est un consensus itératif géré par un modérateur qui n'est pas censé influencer les décideurs sur leurs préférences. Il est composé de deux principales mesures basées sur l'opérateur d'agrégation *neat OWA* (voir Yager 1988 pour plus de détails) :

- *Mesure de proximité* : elle est utilisée pour guider le processus d'acquisition des préférences en évaluant la concordance entre les préférences individuelles des décideurs et les préférences du groupe.
- *Mesure de consensus* : elle permet l'évaluation de l'accord de tous les décideurs.

L'opérateur *neat OWA* est défini par :

$$\Upsilon_x = \text{neat OWA} \{ \Upsilon(l) \} = (\psi_1, \dots, \psi_i, \dots, \psi_p) \mid \psi_i = \left( \Upsilon^{(i)\beta} / \sum_{i=1}^p \Upsilon^{(i)\beta} \right) \quad (\text{III.29})$$

où,  $(\psi_1, \dots, \psi_i, \dots, \psi_p)$  est un vecteur de poids avec,  $\sum_{i=1}^p \psi_i = 1$  et  $\beta$  une constante.

Dans la suite, nous détaillons les deux mesure.

1. La *mesure de proximité* ( $PM_j^t$ ) agrège toutes les alternatives par rapport au critère  $C_j$ . Elle est utilisée pour guider le processus d'acquisition des préférences par l'évaluation de l'accord entre les préférences individuelles ( $S_i^t$ ) de chaque décideur  $ST_t$  et la préférence collective (ou la préférence du groupe obtenue par le consensus) ( $S_i^c$ ) par rapport au critère  $C_j$ . Cette mesure est calculée en utilisant l'opérateur *neat OWA* de l'équation (III.29) comme l'indique (III.30) :

$$PM_j^t = 1 - \text{neat OWA}(DP_{ij}^t) \quad (\text{III.30})$$

où  $DP_{ij}^t$  représente le *degré de proximité* de chaque  $ST_t$  par rapport à  $A_i$ , en comparant la position des préférences individuelles ( $P_i^t$ ) avec la position de la préférence collective ( $P_i^c$ ).  $DP_{ij}^t$  est défini par :

$$DP_{ij}^t = \left( \frac{|P_i^c - P_i^t|}{m - 1} \right)^b \quad (\text{III.31})$$

où  $b \in \{0, 1\}$ . Ici  $b$  contrôle la rigueur du processus de consensus (nous avons choisi  $b = 1$ ) et  $m$  représente le nombre d'alternatives.

2. La *mesure de consensus* ( $CM_j$ ) est une mesure qui agrège toutes les alternatives  $A_i$  pour évaluer l'accord de tous les décideurs  $ST_s$ . ( $CM_j$ ) calculée en utilisant l'opérateur *neat OWA* en utilisant l'équation (III.29), donnée par l'équation (III.32) :

$$CM_j = \text{neat OWA}(DC_{ij}) \quad (\text{III.32})$$

où  $DC_{ij}$  représente le *degré de consensus* de tout les décideurs  $ST_s$  par rapport à chaque alternative  $A_i$ . Il est défini comme suit :

$$DC_{ij} = 1 - \sum_{t=1}^k \frac{DP_{ij}^t}{k} \quad (\text{III.33})$$

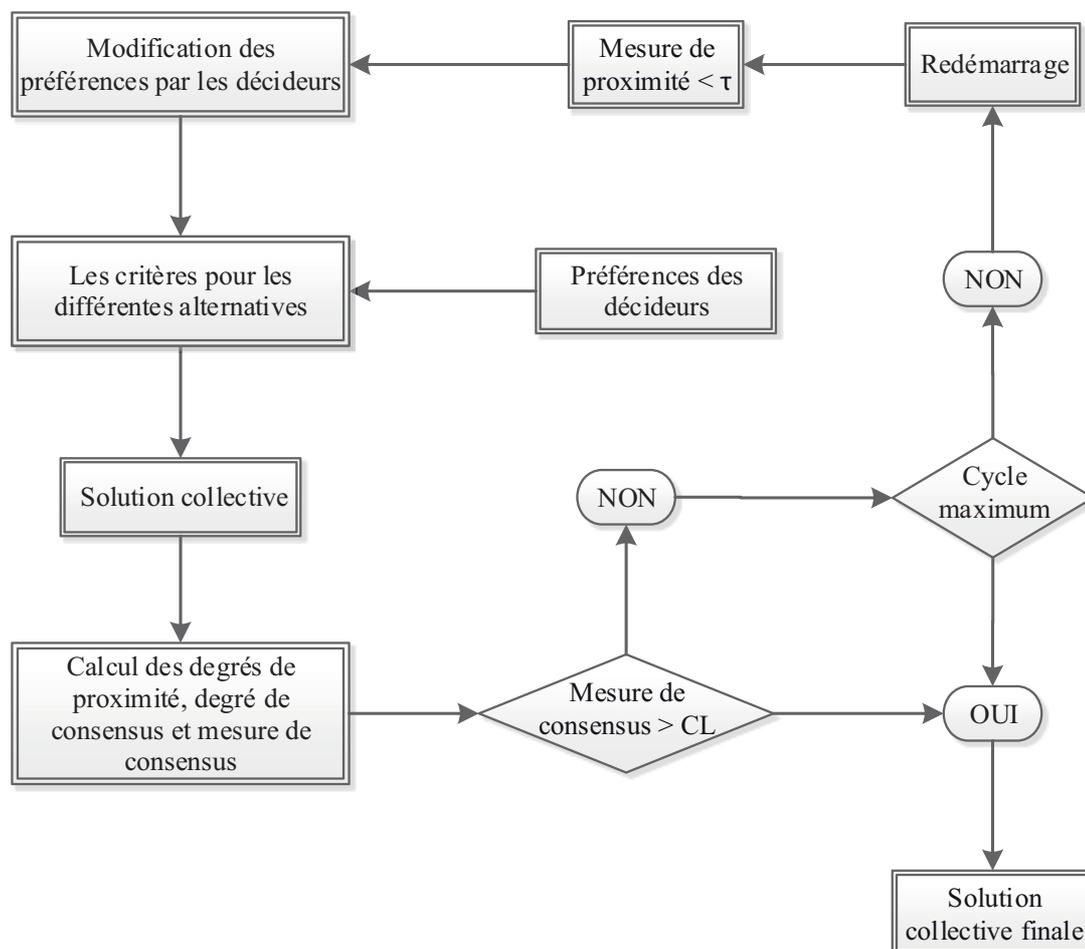


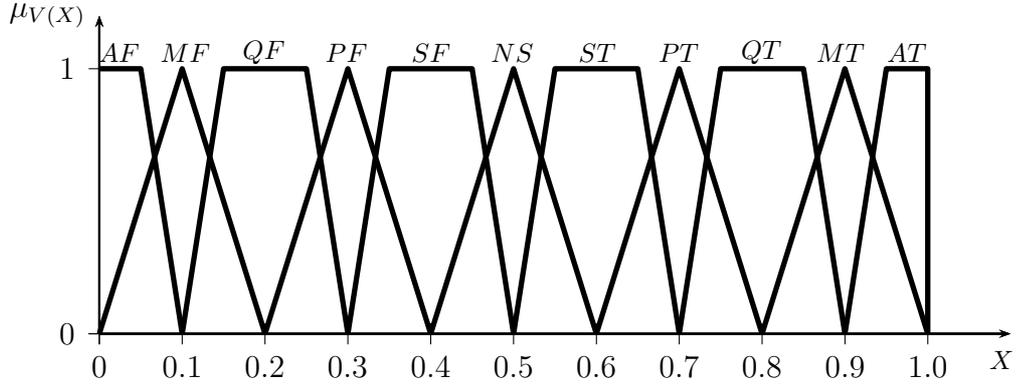
Figure III.6 – Le processus du consensus adapté de Herrera-Viedma et al. (2002)

#### III.3.2 Consensus flou basé sur la mesure de possibilité

Le second consensus (figure III.8) est basé sur la théorie des possibilités et la théorie des ensembles flous introduit par Noor-E-Alam et al. (2011). Afin d'arriver à un accord global entre les décideurs  $STs$ , Noor-E-Alam et al. (2011) utilisent une mesure nommée *mesure de conformité* (certainty compliance), notée  $H_t^j$  qui a été introduite par Sharif Ullah (2005).

Pour traiter l'information des décideurs, Noor-E-Alam et al. (2011) définissent un ensemble de onze *TrFN* i.e., Absolutely False (AF), Mostly False (MF), Quite False (QF), Probably False (PF), Somewhat False (SF), Not Sure (NS), Somewhat True (ST), Probably True (PT), Quite True (QT), Mostly True (MT) and Absolutely True (AT) comme le

montre la figure. III.7. Dans le cas de ce travail de recherche et lors de l'utilisation de ce consensus, nous ferons appel à cet ensemble de onze *TrFN*.



**Figure III.7** – Fonctions d'appartenances trapézoïdales pour le traitement de l'information

Dans ce consensus, les décideurs *ST<sub>s</sub>* ont la possibilité de définir l'ensemble désiré des quantificateurs ou les valeurs linguistiques ( $Q_s$ , défini dans la section III.2.5) pour chaque critère  $C_j$ . Pour chaque critère  $C_j$ , la *probabilité* du quantificateur ( $G_s^j$ ), la *possibilité* du quantificateur ( $T_s^j$ ) et  $\omega_s^j$  sont calculés en utilisant les equations (III.34), (III.35) et (III.36) :

$$\sum_s G_s^j \times T_s^j \leq \omega_s^j \quad (III.34)$$

$$T_s^j = G_s^j + U \quad (III.35)$$

$$\omega_s^j = \text{Min}_s \{1 - G_s^j + \sum_s (G_s^j)^2\} \quad (III.36)$$

où,  $U$  est la borne de transfert de possibilité.

De (III.34) et (III.35), nous avons :

$$U \leq \frac{\omega_s^j - \sum_s (G_s^j)^2}{\sum_s G_s^j} \quad (III.37)$$

La constante de transfert de possibilité ( $D_s^j$ ) est choisie tel que  $D_s^j \in [0, U]$ .

Par exemple, considérons le critère  $C_3$  et l'alternative  $A_1$  avec trois quantificateurs respectivement, MG (Medium Good), G (Good) and VG (Very Good) *i.e.*,  $Q_3 = (MG, G, VG)$ . Trois décideurs  $ST_1$ ,  $ST_2$  et  $ST_3$  fournissent leurs préférences vis-à-vis de  $C_3$  comme

### III.4. Modèle de CCSD

suit : les préférences de  $ST_1$  et  $ST_3$  sont VG et la préférence de  $ST_2$  est G. Ainsi, d'après les équations (III.34)-(III.37),  $G_3^3 = (\frac{0}{3}, \frac{1}{3}, \frac{2}{3})$ ,  $\omega_3^3 = 0.78$ ,  $U = D_3^3 = 0.22$  et  $T_3^3 = (0.22, 0.55, 0.89, 0)$ .

Pour agréger tous les critères et sélectionner la préférence collective ( $S^c$ ) de tout les décideurs ( $ST_s$ ), la *mesure de conformité*  $H_t^j$  est utilisée (Sharif Ullah, 2005). Cette mesure détermine comment l'alternative  $A_i$  est clairement connue. Elle est calculée de la même manière que dans Sharif Ullah (2005) comme suit :

$$H_t^j = \frac{\sum_{l=1}^s \pi_l}{s} \quad j = 1, \dots, n \quad t = 1, \dots, k \quad (III.38)$$

$$\text{où, } \pi_l = \text{Max} \left( \text{Min} \left( \frac{I_l - 0}{0.5 - 0}, \frac{1 - I_l}{1 - 0.5} \right), 0 \right) \quad (III.39)$$

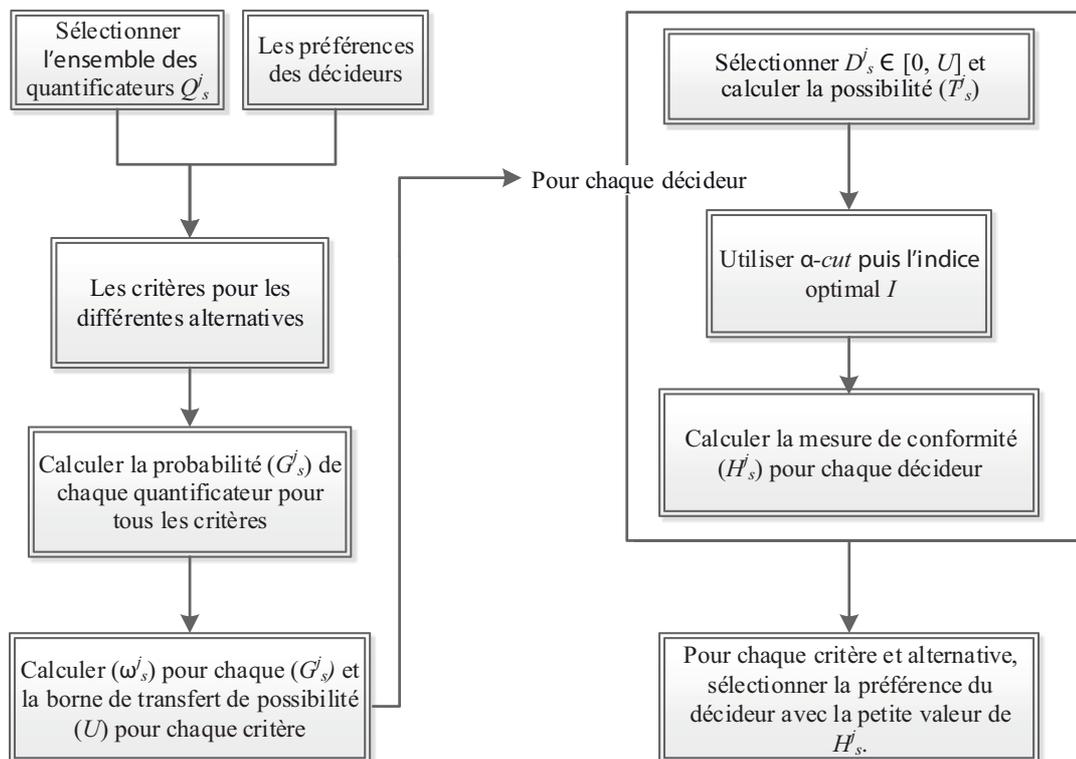


Figure III.8 – Le processus de consensus de Noor-E-Alam et al. (2011)

### III.4 Modèle de CCSD

Wang et Luo (2010) introduisent le modèle *CCSD* (*Correlation Coefficient and Stan-*

*Standard Deviation*) pour déterminer les poids des critères dans le domaine de l'aide à la décision multicritère. Le modèle CCSD détermine les poids des critères en considérant l'écart-type de chaque critère et leurs coefficients de corrélation avec l'évaluation globale des alternatives. Le coefficient de corrélation du critère  $C_j$  est déterminé en supprimant ce même critère  $C_j$  de l'évaluation globale des alternatives. Si le coefficient de corrélation pour le critère  $C_j$  s'avère être proche de 1, alors la suppression du critère  $C_j$  a peu d'effet sur la prise de décision et implique un poids moins important. Dans le cas contraire, le critère  $C_j$  devrait avoir un poids important. Le CCSD est formulé comme un système d'équations non linéaires. Pour la résolution ces équations sont transformées en un modèle d'optimisation non linéaire.

Supposons qu'on a une matrice de décision notée par  $\tilde{D} = [\tilde{x}_{ij}]_{m \times n}$  de  $m$  alternatives notées  $(A_1, \dots, A_i, \dots, A_m)$  à évaluer en termes de  $n$  critères de choix notés  $(C_1, \dots, C_j, \dots, C_n)$ . En raison de l'incommensurabilité entre les différents critères (section III.2.6), la matrice de décision  $\tilde{D}$  doit être normalisée pour éliminer ses unités dimensionnelles et les ramener à une échelle commune à l'aide des équations (III.26-III.28).  $W = (w_1, \dots, w_j, \dots, w_n)$  est le vecteur des poids des critères, qui satisfait  $W \geq 0$  et  $\sum_{j=1}^n w_j = 1$ .

La valeur d'évaluation globale  $\rho_i$  est une fonction linéaire pondérée de chaque critère  $C_j$  définie comme suit :

$$\rho_i = \sum_{j=1}^n x_{ij} w_j, \quad j = 1, \dots, m \quad (\text{III.40})$$

La meilleure alternative  $A_i$  est celle avec la valeur  $\rho_i$  la plus élevée.

Quand le critère  $C_j$  est supprimé de la liste des critères, la valeur d'évaluation globale  $\rho_{ij}$  de chaque alternative  $A_i$  est redéfinie comme suit :

$$\rho_{ij} = \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq j}}^n x_{ik} w_k \quad i = 1, \dots, m \quad (\text{III.41})$$

Le coefficient de corrélation  $\xi_j$  est exprimé comme suit :

$$\xi_j = \frac{\sum_{i=1}^m (x_{ij} - \bar{x}_j)(\rho_{ij} - \bar{\rho}_j)}{\sqrt{\sum_{i=1}^m (x_{ij} - \bar{x}_j)^2 \sum_{i=1}^m (\rho_{ij} - \bar{\rho}_j)^2}} \quad j = 1, \dots, n \quad (\text{III.42})$$

$$\text{où, } \begin{cases} \bar{x}_j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_{ij} & j = 1, \dots, n \\ \bar{\rho}_j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \rho_{ij} = \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq j}}^m \bar{x}_k w_k & j = 1, \dots, n \end{cases}$$

### III.4. Modèle de CCSD

---

- Si  $\xi_j$  est assez grand et proche de 1, alors l'évaluation globale sans l'inclusion de critère  $C_j$  a presque les mêmes distributions et rangements que lorsque  $C_j$  est pris en considération. Dans ce cas, le fait d'éliminer  $C_j$  a peu d'effet sur la prise de décision et il doit avoir un faible poids.
  
- Dans le cas contraire, c.-à-d., si  $\xi_j$  est assez petit et proche de -1, alors le critère  $C_j$  doit avoir un poids important.

De plus, les critères avec des grands écarts-type doivent avoir des poids plus importants que ceux avec des petits écarts-type. Autrement dit, si un critère  $C_j$  a des utilités égales sur toutes les alternatives, alors il peut-être enlevé de l'ensemble des critères sans aucun impact sur la prise de décision. Sur la base des analyses ci-dessus, les poids des critères sont définis comme suit :

$$w_j = \frac{\sigma_j \sqrt{1 - \xi_j}}{\sum_{k=1}^m \sigma_k \sqrt{1 - \xi_k}} \quad j = 1, \dots, n \quad (\text{III.43})$$

où l'écart-type de  $C_j$  noté  $\sigma_j$  est déterminé par :

$$\sigma_j = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^m (x_{ij} - \bar{x}_j)^2} \quad j = 1, \dots, n \quad (\text{III.44})$$

Afin de trouver le vecteur des poids  $W = (w_1, \dots, w_j, \dots, w_n)$ , les équations non linéaires (III.43) sont reformulées en un modèle d'optimisation non linéaire avec la fonction objectif à minimiser comme suit (Wang et Luo, 2010) :

$$\text{Min(B)} = \sum_{j=1}^n \left( w_j - \frac{\sigma_j \sqrt{1 - \xi_j}}{\sum_{k=1}^n \sigma_k \sqrt{1 - \xi_k}} \right)^2 \quad (\text{III.45})$$

**Sous contraintes :**

$$\sum_{j=1}^n w_j = 1, \quad w_j \geq 0, \quad j = 1, \dots, n \quad (\text{III.46})$$

où,  $w_j$  est le poids,  $\sigma_j$  est l'écart-type et  $\xi_j$  est le coefficient de corrélation du critère  $C_j$ .

### III.5 Méthode TOPSIS floue

La méthode *TOPSIS* (*technique for order preference by similarity to ideal solution*) est l'une des méthodes multi-attribut la plus utilisée pour la résolution des problèmes d'aide à la décision multicritères grâce à sa facilité d'être assimilée et appliquée. En effet, son principe est basé sur la recherche de l'alternative  $A_i$  la plus proche du point de référence idéal (*ideal reference point*) noté *IRP* (c.-à-d., l'alternative qui minimise les critères de coût et maximise les critères d'avantages) et la plus loin du point de référence anti-idéal (*anti-ideal reference point*) noté *ARP* (c.-à-d., l'alternative qui maximise les critères de coût et minimise les critères d'avantages). En d'autres termes, la méthode TOPSIS est basée sur :

1. Les notions de IRP et ARP.
2. La mesure de la distance (en général euclidienne) entre les alternatives et les deux points de IRP et ARP.
3. L'axiome de choix de Coombs (1958).

Dans la version classique de TOPSIS, l'évaluation et les poids des critères sont connus avec précision. Cependant, afin de modéliser des situations réelles avec des jugements humains souvent vagues et entachés par l'ambiguïté, la théorie des ensembles flous est utilisée. Dans la version floue de TOPSIS (TOPSIS floue), toutes les évaluations et les poids sont définis en utilisant des variables linguistiques (section III.2.5).

Nous résumons les différentes étapes de la méthode TOPSIS floue comme suit :

**Étape 1 :** *Construction de la matrice floue pondérée des préférences collectives*

La matrice floue pondérée des préférences collectives est calculée en multipliant les poids des critères d'évaluation par les valeurs de la matrice des préférences collectives floue ( $\tilde{D} = [\tilde{x}_{ij}]_{m \times n}$ ). La matrice floue pondérée des préférences collectives  $\tilde{V} = [\tilde{v}_{ij}]_{m \times n}$  est définie comme :

$$\tilde{V} = [\tilde{v}_{ij}]_{m \times n} \quad i = 1, \dots, m \quad j = 1, \dots, n \quad (\text{III.47})$$

$$\tilde{v}_{ij} = \tilde{x}_{ij} \times \tilde{w}_j \quad j = 1, \dots, n \quad (\text{III.48})$$

où,  $\tilde{w}_j$  est le poids floue du critère  $C_j$ .

### III.5. Méthode TOPSIS floue

---

#### Étape 2 : Détermination des alternatives idéales et anti-idéales

En raison des nombres flous trapézoïdaux qui sont compris dans l'intervalle  $[0, 1]$ , le point de référence idéal flou ( $FIRP, A^+$ ) et le point de référence anti-idéal flou ( $FARP, A^-$ ) sont définis respectivement comme suit :

$$A^+ = (\tilde{v}_1^+, \tilde{v}_2^+, \dots, \tilde{v}_j^+) = \left\{ \left( \max_i \tilde{v}_{ij} \mid i = 1, \dots, m \right) \right\} \quad j = 1, \dots, n \quad (\text{III.49})$$

$$A^- = (\tilde{v}_1^-, \tilde{v}_2^-, \dots, \tilde{v}_j^-) = \left\{ \left( \min_i \tilde{v}_{ij} \mid i = 1, \dots, m \right) \right\} \quad j = 1, \dots, n \quad (\text{III.50})$$

#### Étape 3 : Calcul des distances de chaque alternative $A_i$ par rapport à $FIRP$ et à $FARP$

Les distances de chaque alternative  $A_i$  par rapport à  $FIRP$  et à  $FARP$  est calculée comme suit :

$$d_i^+ = \sum_{j=1}^n d(\tilde{v}_{ij}, \tilde{v}_j^+) \quad i = 1, \dots, m \quad j = 1, \dots, n \quad (\text{III.51})$$

$$d_i^- = \sum_{j=1}^n d(\tilde{v}_{ij}, \tilde{v}_j^-) \quad i = 1, \dots, m \quad j = 1, \dots, n \quad (\text{III.52})$$

où, la distance  $d(\tilde{a}_1, \tilde{a}_2)$  est définie comme suit :

$$d(\tilde{a}_1, \tilde{a}_2) = \sqrt{\frac{1}{6} [((a_1 - a_2))^2 + 2((b_1 - b_2))^2 + 2((c_1 - c_2))^2 + ((d_1 - d_2))^2]} \quad (\text{III.53})$$

#### Étape 4 : Calcul du coefficient de proximité ( $CC_i$ ) et classement des alternatives

Le coefficient de proximité ( $CC_i$ ) de chaque alternative  $A_i$  est défini comme suit :

$$CC_i = \frac{d_i^-}{d_i^- + d_i^+} \quad i = 1, \dots, m \quad (\text{III.54})$$

Une alternative  $A_i$  avec un coefficient de proximité ( $CC_i$ ) proche de 1 indique que l'alternative  $A_i$  est proche de  $FIRP$  et loin de  $FARP$ . De ce fait, le classement des alternatives se fait dans l'ordre décroissant des  $CC_i$ . L'alternative  $A_i$  avec le plus grand  $CC_i$  sera le choix le plus adéquat/satisfaisant.

## III.6 Modèle de goal programming et le concept des fonctions de satisfaction

### III.6.1 Modèle de goal programming

Le modèle multi-objectif du goal programming (*GP*), introduit en 1960 par Charnes et al. (1955) et Charnes et Cooper (1961), est l'un des modèles les plus utilisés dans la littérature. Le modèle du *GP* est réputé par sa flexibilité, sa capacité d'adaptation et sa facilité d'être assimilé par les industriels et les académiques. Par conséquent, le modèle *GP* fournit une légitimité à ses utilisateurs pour leurs décisions où plusieurs critères contradictoires et incommensurables sont impliqués. En effet, le principe du modèle *GP* est la *minimisation* de la *distance absolue* entre le *niveau de réalisation* et le *niveau d'aspiration* que les décideurs introduisent à travers les valeurs de buts ( $g_j$ ) en ce qui concerne chaque critère ( $C_j$ ). Dans ce modèle, les décideurs cherchent à trouver une alternative ( $A_i$ ) la plus proche de leur profil établi par chaque but ( $g_j$ ). Pour chaque critère ( $C_j$ ) :

- Si le niveau de réalisation est *supérieur* au niveau d'aspiration ( $g_j$ ), alors cela se traduit dans le modèle *GP* par une déviation (écart) positive  $\delta_j^+$  supérieure à 0 ( $> 0$ ),
- Si le niveau de réalisation est *inférieur* au niveau d'aspiration ( $g_j$ ), alors cela est reflété par une déviation négative  $\delta_j^-$  supérieure à 0 ( $> 0$ ) et
- Si le niveau de réalisation est *équivalent* au niveau d'aspiration ( $g_j$ ), alors cela se traduit par  $\delta_j^- = \delta_j^+ = 0$ .

Ainsi, l'objectif du modèle *GP* est que les déviations positives ( $\delta_j^+$ ) et négatives ( $\delta_j^-$ ) soient autant que possible proches de 0. Le modèle *GP* est formulé comme suit :

$$(\text{GP}) \text{ Min}(Z) = \sum_{j=1}^n (\delta_j^+ + \delta_j^-) \quad (\text{III.55})$$

**Sous contraintes :**

$$f_j(x) + \delta_j^- - \delta_j^+ = g_j \quad (\text{III.56})$$

$$x \in F \quad (\text{III.57})$$

$$\delta_j^- \geq 0 \quad \text{et} \quad \delta_j^+ \geq 0 \quad j = 1 \dots n \quad (\text{III.58})$$

où,  $F$  désigne l'ensemble des solutions réalisables.

III.6.2 Fonctions de satisfaction

Afin d'intégrer les préférences des décideurs, leurs appréciations et évaluations de chaque alternative  $A_i$  par rapport à chaque critère  $C_j$ , Martel et Aouni (1990) proposent six fonctions de satisfaction s'inspirant du concept du critère généralisé introduit dans la méthode Prométhée (Brans 1982, 1986). Pour illustrer les fonctions de satisfaction, un exemple est représenté par la figure III.9. Dans cet exemple, la déviation  $\delta_j^\pm$  correspond à la déviation négative  $\delta_j^-$  ou à la déviation positive  $\delta_j^+$ .

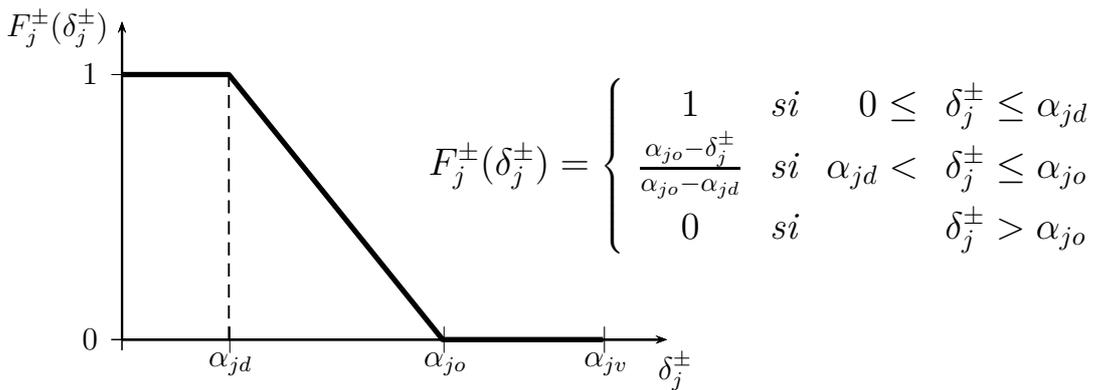


Figure III.9 – Exemple de fonction de satisfaction

Comme le montre la figure III.9, il y a trois seuils :

1. Le seuil d'indifférence ( $\alpha_{jd}$ ) : tant que ce seuil n'est pas dépassé par la déviation ( $\delta_j^\pm$ ), le décideur ( $ST_t$ ) est totalement satisfait de l'alternative  $A_i$ .
2. Le seuil nul ( $\alpha_{jo}$ ) : dès que le seuil d'indifférence ( $\alpha_{jd}$ ) est dépassé, le décideur ( $ST_t$ ) apprécie de moins en moins l'alternative  $A_i$ .
3. Le seuil de veto ( $\alpha_{jv}$ ) : lorsque la déviation ( $\delta_j^\pm$ ) franchit le seuil nul ( $\alpha_{jo}$ ), l'appréciation de l'alternative  $A_i$  par le décideur  $ST_t$  est nulle mais elle n'est pas rejetée jusqu'à ce que le seuil de veto ( $\alpha_{jv}$ ) soit atteint.

Noter que le décideur  $ST_t$  n'est pas contraint de retenir forcément l'une des six fonctions de satisfaction proposées par Martel et Aouni (1990). Ces fonctions peuvent être remplacées par des fonctions qui satisfont le mieux possible le décideur. Dans le cas de notre travail de recherche, comme les buts  $g_j$  ne peuvent pas être nécessairement déterminés avec exactitude et afin de donner plus de souplesse au groupe de décideurs, les buts  $g_j$  sont flous et compris dans des intervalles  $g_j \in [g_j^L, g_j^U]$  où  $\begin{cases} \alpha_{jd}^+ \geq g_j^U - g_j \\ \alpha_{jd}^- \geq g_j - g_j^L \end{cases}$

Par ailleurs, l'appréciation des déviations positives  $\delta_j^+$  et négatives  $\delta_j^-$  par le décideur peut être différente selon l'importance relative de chaque objectif. Cette importance est révélée par les poids  $w_j^+$  et  $w_j^-$  suivant la déviation. La formulation mathématique du modèle GP pondéré avec les fonctions de satisfaction (GPSF) est comme suit :

$$\text{(GPSF) Max}(\mathbf{Z}) = \sum_{j=1}^n [w_j^+ F_j^+(\delta_j^+) + w_j^- F_j^-(\delta_j^-)] \quad (\text{III.59})$$

**Sous contraintes :**

$$f_j(x) + \delta_j^- - \delta_j^+ = g_j \quad j = 1 \dots n \quad (\text{III.60})$$

$$g_j \in [g_j^L, g_j^U] \quad j = 1 \dots n \quad (\text{III.61})$$

$$x_j \in F \quad j = 1 \dots n \quad (\text{III.62})$$

$$0 \leq \delta_j^- \leq \alpha_{jv}^- \quad j = 1 \dots n \quad (\text{III.63})$$

$$0 \leq \delta_j^+ \leq \alpha_{jv}^+ \quad j = 1 \dots n \quad (\text{III.64})$$

$$\alpha_{jd}^+ \geq g_i^U - g_j \quad j = 1 \dots n \quad (\text{III.65})$$

$$\alpha_{jd}^- \geq g_j - g_j^L \quad j = 1 \dots n \quad (\text{III.66})$$

$$x_j = \{0, 1\} \quad j = 1 \dots n \quad (\text{III.67})$$

où,  $F$  désigne l'ensemble des solutions réalisables.

### III.6.3 Consensus flou basé sur le modèle GP

Afin d'agréger les opinions des décideurs et arriver à un *consensus*, nous utilisons la *mesure de cohérence* définie par Cabrerizo et al. (2013) dans un environnement flou pour donner une nouvelle formulation du modèle *goal programming (GP)*. Par conséquent, avant de présenter le consensus flou basé sur le modèle GP, nous rappelons la *mesure de cohérence*.

Chaque décideur ( $ST_t$ ) est invité à exprimer ses opinions à l'aide des *TrFN* pour chaque alternative  $A_i$  par rapport à l'alternative  $A_k$  à travers une matrice floue dite *matrice des opinions* ( $F = [f_{ik}^t]_{m \times m}$  avec  $i \neq k$ ). Ainsi, il peut y avoir trois cas, comme suit :

1. si  $f_{ik} = 0.5$  alors  $A_i$  est *indifférente* à  $A_k$ ,
2. si  $f_{ik} > 0.5$  (resp.  $< 0.5$ ) alors  $A_i$  (resp.  $A_k$ ) est *préférée* à  $A_k$  (resp.  $A_i$ ) et
3. si  $f_{ik} = 1$  alors  $A_i$  est *absolument préférée* à  $A_k$ .

Par conséquent, pour chaque décideur  $ST_t$ , la matrice d'opinion ( $F = [f_{ik}^t]_{m \times m}$ ) est

### III.6. Modèle de goal programming et le concept des fonctions de satisfaction

---

réciproque ( $f_{ik} + f_{ki} = 1$ ) avec une *diagonale vide* (les éléments de la diagonale sont remplacés par '-'). Dans Cabrerizo et al. (2013), les auteurs utilisent la *transitivité additive* donnée par Tanino (1984) (Eq. III.68) pour faciliter la vérification de la cohérence comme indiqué dans Herrera-Viedma et al. (2004).

$$(f_{il} - 0.5) + (f_{lk} - 0.5) = (f_{ik} - 0.5) \quad (\text{III.68})$$

Donc, l'équation (III.68) est réécrite sous la forme suivante :

$$f_{ik} = f_{il} + f_{lk} - 0.5 \quad (\text{III.69})$$

En utilisant une alternative intermédiaire  $A_l$ , nous pouvons obtenir une valeur estimée de  $f_{ik}$ . En effet, par réciprocity, l'équation (III.69) peut-être utilisée pour estimer la valeur de  $f_{ik}$  ( $i \neq k$ ) à partir d'une autre valeur (Cabrerizo et al., 2013) comme suit :

$$ef_{ik}^l = f_{il} + f_{lk} - 0.5 \quad (\text{III.70})$$

Ainsi, la valeur globale  $ef_{ik}$ , estimée par la moyenne de toutes les valeurs possibles de  $ef_{ik}^l$ , est donnée par l'équation (III.71) :

$$ef_{ik} = \sum_{\substack{l=1 \\ l \neq i, k}}^m \frac{ef_{ik}^l}{m-2} \quad (\text{III.71})$$

Toutefois, comme les décideurs ne sont pas tout le temps cohérents,  $f_{ik}$  n'est pas toujours conforme (*i.e.*, ne peut pas être comprise dans  $[0, 1]$ ). Pour ce faire, Cabrerizo et al. (2013) donnent l'estimation finale de  $ef_{ik}$  par l'équation (III.72).

$$cf_{ik} = \text{mediane} \{0, 1, ef_{ik}\} \quad (\text{III.72})$$

La valeur de  $\varepsilon f_{ik} = |cf_{ik} - f_{ik}|$  peut-être utilisée comme une mesure de l'erreur entre une valeur d'opinion et son estimation (Herrera-Viedma et al., 2007b). Dans le cas de ce travail de recherche, nous utilisons cette mesure  $\varepsilon f_{ik}$  à l'aide du modèle de *goal programming (GP)* pour parvenir à un consensus au sein du groupe de décideurs.

Les décideurs cherchent à trouver l'opinion ( $f_{ik}$ ) la plus proche de leur profil établi par le ( $f_{ik}^t$ ). D'après III.6.1, nous avons trois scénarios :

1. Si le niveau de réalisation  $\sum_{t=1}^p c f_{ik}^t x_{ik}^t$  est *supérieur* au niveau d'aspiration ( $f_{ik}^t$ ), alors cela se traduit dans le modèle *GP* par une déviation positive  $\delta_{ik}^+$  supérieur à 0,
2. Si le niveau de réalisation  $\sum_{t=1}^p c f_{ik}^t x_{ik}^t$  est *inférieur* au niveau d'aspiration ( $f_{ik}^t$ ), alors cela est reflété par une déviation négative  $\delta_{ik}^- > 0$  supérieur à 0 et
3. Si le niveau de réalisation  $\sum_{t=1}^p c f_{ik}^t x_{ik}^t$  est *équivalent* au niveau d'aspiration ( $f_{ik}^t$ ), alors cela se traduit par  $\delta_{ik}^- = \delta_{ik}^+ = 0$ .

Au final, nous pouvons reformuler le modèle *GP* comme suit :

$$(\text{GP}) \text{ Min } \mathbf{Z} = \sum_{\substack{i,k=1 \\ i \neq k}}^m (\delta_{ik}^+ + \delta_{ik}^-) \quad (\text{III.73})$$

**Sous contraintes :**

$$\sum_{t=1}^p c f_{ik}^t x_{ik}^t + \delta_{ik}^- - \delta_{ik}^+ = f_{ik}^t \quad i, k = 1 \dots m \quad i \neq k \quad (\text{III.74})$$

$$\sum_{t=1}^p x_{ik}^t = 1 \quad i, k = 1 \dots m \quad i \neq k \quad (\text{III.75})$$

$$\sum_{i=1}^m x_{ik}^t = 1 \quad k = 1 \dots m \quad t = 1 \dots p \quad (\text{III.76})$$

$$\sum_{k=1}^m x_{ik}^t = 1 \quad i = 1 \dots m \quad t = 1 \dots p \quad (\text{III.77})$$

$$\delta_{ik}^- \geq 0 \quad \text{and} \quad \delta_{ik}^+ \geq 0 \quad i, k = 1 \dots m \quad i \neq k \quad (\text{III.78})$$

$$x_{ik}^t = \begin{cases} 1 & \text{Si l'opinion de } ST_t \text{ de l'alternative} \\ & A_i \text{ par rapport à } A_k \text{ est sélectionnée} \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases} \quad (\text{III.79})$$

$$i, k = 1 \dots m \quad i \neq k \quad t = 1 \dots p$$

## III.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté initialement la notion du paradigme monocritère afin de nous situer de point de vue épistémologique et de souligner ses limites obligeant la communauté scientifique à transiter vers le paradigme multicritère. En effet, la nature des critères conflictuels et l'aspect multidimensionnel des problèmes d'aide à la décision multicritères nous obligent à céder dans certaines dimensions (critères) pour en gagner dans d'autres afin d'arriver à une satisfaction aux yeux des décideurs. Pour ce faire, nous devons impérativement prendre en considération dans nos approches, les préférences des décideurs d'une manière *explicite*.

Dans le cadre de cette thèse, afin de mieux modéliser les préférences et les jugements des décideurs souvent vagues et entachés d'ambiguïté, nous avons rappelé les principes de base de la théorie des ensembles flous. Nous avons adapté deux mécanismes de consensus, le premier est basé sur l'opérateur neat OWA flou et le second sur la mesure de possibilité floue. Pour déterminer les poids des différents critères, nous avons présenté les principes et caractéristiques du modèle non linéaire CCSD. Ensuite, la méthode d'aide à la décision multicritère multi-attribut TOPSIS est détaillée dans un environnement flou. De plus, nous avons exposé en détails le modèle multi-objectif du goal programming (GP) avec le concept des fonctions de satisfaction pour le problème de sélection. Pour terminer, nous avons donné une nouvelle formulation du modèle GP qui permis au groupe de décideurs d'intégrer leurs propres expériences et préférences en comparant par eux-mêmes l'ensemble des alternatives entre elles.

En utilisant ces concepts, le reste du mémoire présente nos approches floues hybrides. Le chapitre suivant présente notre première approche où nous combinons le consensus basé sur la mesure de possibilité et la méthode TOPSIS dans un environnement flou pour la résolution des problèmes de sélection.



## Chapitre IV

---

# Approche 1 : Approche floue hybride combinant le consensus basé sur la mesure de possibilité et la méthode TOPSIS

---

### Résumé

---

*Nous exposons dans ce chapitre notre première approche de résolution dédiée à la résolution des problèmes de la sélection stratégiques. En effet, notre approche hybride combine le consensus basé sur la mesure de possibilité et la méthode TOPSIS dans un environnement flou. Pour illustrer l'applicabilité de notre approche, un exemple de sélection des fournisseurs est présenté et les différentes étapes de l'approche détaillées.*

---

### Sommaire

---

|   |    |
|---|----|
| IV.1 Introduction . . . . .                           | 56 |
| IV.2 Approche de résolution . . . . .                 | 56 |
| IV.3 Problème de sélection des fournisseurs . . . . . | 57 |
| IV.4 Experiences numériques . . . . .                 | 58 |
| IV.5 Conclusion . . . . .                             | 62 |

---

## IV.1 Introduction

L'objectif de ce chapitre est de présenter notre première approche dédiée à la résolution des problèmes de sélection dans les chaînes logistiques. En effet, notre approche hybride combine le consensus basé sur la mesure de possibilité et la méthode TOPSIS dans un environnement flou. Plus précisément, comme les décideurs  $ST_s$  ont généralement des préférences contradictoires, un schéma à deux phases est suivi par notre approche. En effet, la première phase concerne le problème de détermination d'un *consensus* entre les décideurs. Une fois le consensus atteint, la deuxième phase considère le problème de *classement* des  $m$  alternatives selon l'évaluation des  $k$  décideurs par rapport à  $n$  critères conflictuels en utilisant la méthode TOPSIS floue.

Dans la suite, la section IV.2 présente les énoncés de l'approche développée. Ensuite, la section IV.3 donne la description du problème de sélection des fournisseurs. Afin de montrer son applicabilité, la section IV.4 présente les résultats numériques d'application de notre approche.

## IV.2 Approche de résolution

Les principales étapes de l'approche floue hybride combinant le consensus basé sur la mesure de possibilité et la méthode TOPSIS floue sont les suivantes :

### Phase I : Consensus

- **Étape 1.** Sélectionner l'ensemble des quantificateurs ( $Q_s$ , section III.2.5) et récupérer les préférences floues des décideurs pour chaque critère  $C_j$  et alternative  $A_i$  à l'aide de la figure III.4.
- **Étape 2.** Pour chaque critère  $C_j$ , calculer  $G_s^j$ ,  $\omega_s^j$  et  $U$  en utilisant les équations (III.34) et (III.36).
- **Étape 3.** Pour chaque critère  $C_j$ , sélectionner  $D_s^j \in [0, U]$  et calculer  $T_s^j$  à l'aide des équations (III.35) et (III.37).
- **Étape 4.** Appliquer la  $\alpha$ -coupe et l'*indice optimal* pour obtenir la préférence nette en utilisant les équations (III.26 – III.28).
- **Étape 5.** Calculer la mesure de conformité  $H_t^j$  pour chaque décideur  $ST_t$  afin d'agrèger tous les critères en utilisant les équations (III.38 – III.39).
- **Étape 6.** Pour chaque critère  $C_j$  et chaque alternative  $A_i$ , sélectionner la préférence du décideur avec la plus petite valeur de  $H_t^j$ .

### IV.3. Problème de sélection des fournisseurs

---

#### Phase II : Classement

- **Étape 1.** Déterminer les poids des critères en résolvant le modèle *CCDS* (III.45 – III.46).
- **Étape 2.** Indiquer les échelles linguistiques pour chaque préférence collective floue à l'aide la figure III.4.
- **Étape 3.** Construire la matrice floue pondérée des préférences collectives à l'aide des équations (III.47) et (III.48).
- **Étape 4.** Déterminer les alternatives idéales et anti-idéales en utilisant les équations (III.49) et (III.50).
- **Étape 5.** Calculer les distances de chaque alternative  $A_i$  avec *FIRP* et *FARP* en utilisant les équations (III.51 – III.53).
- **Étape 6.** Déterminer le coefficient de proximité  $CC_i$  à l'aide des équations (III.54).
- **Étape 7.** Classer des alternatives dans l'ordre décroissant et sélectionner l'alternative  $A_i$  la mieux classée.

### IV.3 Problème de sélection des fournisseurs

Pour illustrer l'applicabilité de l'approche développée, nous considérons un exemple d'une entreprise intéressée par un nouveau *fournisseur d'un système d'information*. Un groupe de trois décideurs notés,  $ST_1$ ,  $ST_2$  et  $ST_3$  où chacun est responsable d'un service au sein de l'entreprise, avec ses propres objectifs. Le groupe de décideurs est chargé de sélectionner le fournisseur le plus approprié sur un ensemble de cinq fournisseurs potentiels (alternatives) notés,  $A_1$ ,  $A_2$ ,  $A_3$ ,  $A_4$  et  $A_5$ . Pour cela, les décideurs dans un premier temps définissent mutuellement l'ensemble des objectifs de nature contradictoire. En effet, chaque décideur vise à atteindre autant que possible ses objectifs, à savoir maximiser les objectifs d'avantage ou minimiser les objectifs de coût. Afin d'éviter toute ambiguïté, ces objectifs seront appelés *critères*. Ces critères sont de nature conflictuelle, où il est impossible de trouver une solution qui peut les optimiser simultanément. Dans le cadre de cet exemple, l'ensemble des alternatives est évalué sur la base de quatre critères, respectivement,

- $C_1$  : Stratégie de performance.
- $C_2$  : Qualité de service.
- $C_3$  : Innovation.
- $C_4$  : Risque.

où, les critères  $C_1$ ,  $C_2$  et  $C_3$  sont des critères avantageux (à maximiser) et  $C_4$  est un critère de coût (à minimiser).

## IV.4 Expériences numériques

Au départ, les décideurs choisissent l'ensemble de tous les quantificateurs ( $TrFN$ ) (étape 1, phase I, Tableau IV.1). Chaque décideur  $ST_t$  est invité à sélectionner et communiquer ses préférences par rapport à chaque critère  $C_j$  (étape 1, phase I, Tableau IV.2).

Tableau IV.1 – Ensemble des quantificateurs

| $C_j$ | $Q_s$              |
|-------|--------------------|
| $C_1$ | (F, MG, G, VG)     |
| $C_2$ | (MF, F, MG, G, VG) |
| $C_3$ | (MG, G, VG)        |
| $C_4$ | (F, MG, G, VG)     |

Tableau IV.2 – Préférences des décideurs  $ST_s$

| $A_i$ | $C_j$ | $ST_1$ | $ST_2$ | $ST_3$ |
|-------|-------|--------|--------|--------|
| $A_1$ | $C_1$ | G      | VG     | G      |
|       | $C_2$ | MG     | G      | MG     |
|       | $C_3$ | VG     | G      | VG     |
|       | $C_4$ | G      | G      | G      |
| $A_2$ | $C_1$ | MG     | G      | F      |
|       | $C_2$ | F      | MG     | G      |
|       | $C_3$ | G      | MG     | MG     |
|       | $C_4$ | MG     | F      | MG     |
| $A_3$ | $C_1$ | VG     | VG     | VG     |
|       | $C_2$ | VG     | G      | VG     |
|       | $C_3$ | VG     | VG     | G      |
|       | $C_4$ | VG     | VG     | G      |
| $A_4$ | $C_1$ | MG     | G      | G      |
|       | $C_2$ | F      | F      | MG     |
|       | $C_3$ | VG     | G      | G      |
|       | $C_4$ | G      | MG     | MG     |
| $A_5$ | $C_1$ | F      | MG     | MG     |
|       | $C_2$ | MF     | F      | F      |
|       | $C_3$ | G      | G      | MG     |
|       | $C_4$ | F      | MG     | F      |

#### IV.4. Experiences numériques

L'étape suivante (étape 2, phase I) concerne la détermination de la probabilité de chaque quantificateur  $G_s^j$  pour chaque critère  $C_j$ . Les résultats sont indiqués dans le tableau IV.3.

**Tableau IV.3** – Probabilités pour les différents quantificateurs  $G_s^j$  pour tous les critères et l'alternative  $A_1$

| $C_j$ | $G_s$                 |
|-------|-----------------------|
| $C_1$ | (0, 0, 0.67, 0.33)    |
| $C_2$ | (0, 0, 0.67, 0.33, 0) |
| $C_3$ | (0, 0.33, 0.67)       |
| $C_4$ | (0, 0, 1, 0)          |

A l'étape 2,  $\omega_s^j$  pour  $G_s^j$  et  $U$  sont représentés dans le tableau IV.4.

**Tableau IV.4** –  $\omega_s^j$  pour tous les critères et l'alternative  $A_1$

| $C_j$        | $C_1$ | $C_2$ | $C_3$ | $C_4$ |
|--------------|-------|-------|-------|-------|
| $\omega_s^j$ | 0.78  | 0.78  | 0.78  | 1     |
| $U$          | 0.22  | 0.22  | 0.22  | 0     |

Après le calcul de la borne  $U$ , chaque décideur  $ST_t$  est invité à choisir son  $D_s^j \in [0, U]$ . Par la suite, la possibilité  $T_s^j$  est calculée comme le montre le tableau IV.5 (étape 3, phase I).

**Tableau IV.5** – Constante de transfert de possibilité  $D$  et possibilité  $T_s^j$  pour tous les critères, l'alternative  $A_1$  et le décideur  $ST_1$

| $C_j$ | $D_s$ | $T_s$                          |
|-------|-------|--------------------------------|
| $C_1$ | 0.22  | (0.22, 0.22, 0.89, 0.55)       |
| $C_2$ | 0.22  | (0.22, 0.22, 0.89, 0.55, 0.22) |
| $C_3$ | 0.22  | (0.22, 0.55, 0.89, 0)          |
| $C_4$ | 0     | (0, 0, 1, 0)                   |

Dans l'étape 4 (phase I), en utilisant les fonctions d'appartenance (Figure III.7), nous avons les valeurs  $TrFN$ . Nous appliquons ensuite la  $\alpha$ -coupe avec  $\alpha = 0.8$  et l'indice optimal avec  $\gamma = 0.5$  pour obtenir les valeurs nettes indiquées dans le tableau IV.6.

**Chapitre IV. Approche 1 : Approche floue hybride combinant le consensus basé sur la mesure de possibilité et la méthode TOPSIS**

---

**Tableau IV.6** – Nombres flous trapézoïdaux  $TrFN$  et valeurs  $I_r$  pour tous les critères, l'alternative  $A_1$  et le décideur  $ST_1$

| $C_j$ | $TrFN$               | $I_r$                     |
|-------|----------------------|---------------------------|
| $C_1$ | (QF, QF, MT, ST)     | (0.2, 0.2, 0.9, 0.6)      |
| $C_2$ | (QF, QF, MT, ST, QF) | (0.2, 0.2, 0.9, 0.6, 0.2) |
| $C_3$ | (QF, ST, MT)         | (0.2, 0.6, 0.9)           |
| $C_4$ | (AF, AF, AT, AF)     | (0.22, 0.22, 0.95, 0.22)  |

Dans les étapes 5 et 6 (phase I), nous calculons la mesure de conformité  $H_t^j$  pour chaque décideur  $ST_t$  afin d'agréger tous les critères (Tableau IV.7). Ensuite, nous sélectionnons la préférence du décideur qui a la plus petite valeur de  $H_t^j$  comme indiqué dans la dernière colonne du tableau IV.7.

**Tableau IV.7** – Mesure de conformité  $H_t^j$  pour tous les critères et tous les décideurs pour l'alternative  $A_1$

| $C_j$ | $ST_1$ | $ST_2$ | $ST_3$ | Préférence du décideur |
|-------|--------|--------|--------|------------------------|
| $C_1$ | 0.45   | 0.55   | 0.4    | Good ( $ST_3$ )        |
| $C_2$ | 0.44   | 0.52   | 0.36   | Medium Good ( $ST_3$ ) |
| $C_3$ | 0.47   | 0.6    | 0.47   | Very Good ( $ST_1$ )   |
| $C_4$ | 0.36   | 0.36   | 0.36   | Good ( $ST_2$ )        |

Au final (étape 6, phase I), nous obtenons la matrice floue des préférences collectives (Tableau IV.8) et donc la matrice ordinaire des préférences collectives (Tableau IV.9) :

**Tableau IV.8** – Matrice des préférences collectives floues

| Alternative | $C_1$ | $C_2$ | $C_3$ | $C_4$ |
|-------------|-------|-------|-------|-------|
| $A_1$       | G     | MG    | VG    | G     |
| $A_2$       | MG    | F     | G     | MG    |
| $A_3$       | VG    | VG    | VG    | G     |
| $A_4$       | G     | MG    | VG    | MG    |
| $A_5$       | MG    | F     | G     | F     |

#### IV.4. Experiences numériques

Tableau IV.9 – Matrice ordinaire des préférences collectives

| <i>Alternative</i> | $C_1$ | $C_2$ | $C_3$ | $C_4$ |
|--------------------|-------|-------|-------|-------|
| $A_1$              | 0.8   | 0.65  | 0.9   | 0.8   |
| $A_2$              | 0.65  | 0.5   | 0.8   | 0.65  |
| $A_3$              | 0.9   | 0.9   | 0.9   | 0.8   |
| $A_4$              | 0.8   | 0.65  | 0.9   | 0.65  |
| $A_5$              | 0.65  | 0.5   | 0.8   | 0.5   |

La prochaine étape (étape 1, Phase II) porte sur la détermination des poids des critères en utilisant le modèle *CCDS*. Les poids sont déterminés en résolvant le modèle d'optimisation non linéaire (équations (III.45) et (III.46)). Le logiciel LINGO est utilisé pour résoudre le problème non linéaire. Les poids obtenus sont  $w_1 = 0.12$ ,  $w_2 = 0.36$ ,  $w_3 = 0.14$  et  $w_4 = 0.38$ . Le tableau VI.1 présente les préférences collectives floues et pondérées pour le critère  $C_1$ .

Tableau IV.10 – Préférences collectives floues et pondérées pour le critère  $C_1$

| <i>Alternative</i> | <i>Préférence floue</i> | <i>Préférence pondérée</i> |
|--------------------|-------------------------|----------------------------|
| $A_1$              | (0.7, 0.8, 0.8, 0.9)    | (0.08, 0.1, 0.1, 0.11)     |
| $A_2$              | (0.5, 0.6, 0.7, 0.8)    | (0.06, 0.07, 0.08, 0.1)    |
| $A_3$              | (0.8, 0.9, 0.9, 1)      | (0.1, 0.11, 0.11, 0.12)    |
| $A_4$              | (0.7, 0.8, 0.8, 0.9)    | (0.08, 0.1, 0.1, 0.11)     |
| $A_5$              | (0.5, 0.6, 0.7, 0.8)    | (0.06, 0.07, 0.08, 0.1)    |

Dans les prochaines étapes (2-6), les distances  $d_i^+$  et  $d_i^-$  de chaque alternative  $A_i$  sont calculées afin d'obtenir le coefficient de proximité ( $CC_i$ ) de chaque alternative  $A_i$ . Les derniers résultats obtenus par la méthode *TOPSIS floue* sont indiqués dans le tableau VI.2. Ainsi, comme ( $A_3$ ) est l'alternative avec la plus petite valeur de  $CC_i$ , elle est recommandée par la méthode TOPSIS floue parmi les cinq alternatives. Le classement de la performance globale est  $A_3 > A_1 > A_4 > A_2 > A_5$  comme il est montré par le tableau VI.2.

Tableau IV.11 – Distance et coefficient de proximité de chaque alternative  $A_i$

| <i>Alternative</i> | $d_i^-$ | $d_i^+$ | $CC_i$ | <i>Classement</i> |
|--------------------|---------|---------|--------|-------------------|
| $A_1$              | 0,75    | 3,25    | 0,19   | 2                 |
| $A_2$              | 0,61    | 3,39    | 0,15   | 4                 |
| $A_3$              | 0,85    | 3,15    | 0,21   | 1                 |
| $A_4$              | 0,7     | 3,31    | 0,17   | 3                 |
| $A_5$              | 0,56    | 3,45    | 0,14   | 5                 |

## IV.5 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre notre première approche hybride floue combinant le consensus basé sur la mesure de possibilité et la méthode TOPSIS. L'approche comporte principalement deux phases respectivement une phase de consensus qui consiste à trouver un accord sur l'ensemble des préférences des alternatives entre tous les décideurs et une phase de classement qui traite le problème de classement des différentes alternatives. Le consensus présenté est basé sur la théorie des possibilités et des ensembles flous. Ensuite la méthode TOPSIS floue est utilisée afin de proposer un classement des alternatives. Cette méthode *intègre a priori* les préférences des décideurs. De plus, un problème de sélection stratégique des fournisseurs est abordé où les décideurs représentant différents services de l'entreprise cherchent à atteindre des objectifs mutuellement définis. Au final, afin d'illustrer l'applicabilité de notre approche, les différentes étapes de résolution du problème de sélection des fournisseurs sont données.

Dans le chapitre suivant, nous allons présenter notre deuxième approche floue hybride combinant le consensus basé sur l'opérateur neat OWA et le modèle du GPSF. L'approche sera appliquée sur le même problème de sélection des fournisseurs énoncé précédemment afin de montrer son applicabilité. De plus, une comparaison basée sur la distance de Levenshtein est présentée.

## Chapitre V

---

# Approche 2 : Approche floue hybride combinant le consensus basé sur l'opérateur neat OWA et le modèle du GPSF

---

### Résumé

---

*Nous consacrons ce chapitre à notre deuxième approche floue hybride combinant le consensus basé sur l'opérateur neat OWA et le modèle du GP avec les fonctions de satisfaction. Cette approche est appliquée ensuite sur le même problème du chapitre précédent. L'objectif est double, d'une part, pour montrer son applicabilité et d'autre part, pour réaliser une comparaison avec l'approche précédente (chapitre IV) à l'aide de la distance de Levenshtein entre la solution individuelle et la solution collective.*

---

### Sommaire

---

|     |  |    |
|-----|--|----|
| V.1 | Introduction . . . . .                                 | 64 |
| V.2 | Approche de résolution . . . . .                       | 64 |
| V.3 | Experiences numériques . . . . .                       | 65 |
| V.4 | Solution individuelle vs solution collective . . . . . | 71 |
|     | V.4.1 Comparaison . . . . .                            | 72 |
|     | V.4.2 Discussions . . . . .                            | 73 |
| V.5 | Conclusion . . . . .                                   | 75 |

---

## V.1 Introduction

Nous présentons dans ce chapitre notre deuxième approche floue hybride combinant le consensus basé sur l'opérateur neat OWA et le modèle du GPSF (section V.2). Dans la section V.3, le même problème de sélection des fournisseur introduit dans le chapitre précédent est résolu par notre deuxième approche.

## V.2 Approche de résolution

Les principales étapes de l'approche floue hybride combinant le consensus basé sur l'opérateur neat OWA et le modèle du GPSF sont les suivantes :

### Phase I : Consensus

- **Étape 1.** Recueillir les préférences floues des intervenants pour chaque critère  $C_j$  et alternative  $A_i$ .
- **Étape 2.** Générer les valeurs de préférence nettes en utilisant la figure III.4, la  $\alpha$ -coupe (équations III.26 et III.27) et l'indice optimal (équation III.28).
- **Étape 3.** Agréger les opinions individuelles des décideurs  $ST_s$  pour chaque critère  $C_j$  et alternative  $A_i$  en utilisant l'opérateur neat OWA à l'aide des équations (III.29) pour obtenir une opinion collective en ce qui concerne chaque alternative  $A_i$  comme suit :

$$x_{ij} = \Upsilon \left( z_{ij}^1, \dots, z_{ij}^t, \dots, z_{ij}^k \right) = \sum_{t=1}^k \psi_t z_{ij}^t \quad (\text{V.1})$$

- **Étape 4.** Pour chaque critère  $C_j$  :
  - (a) Énumérer  $P_i^c$  (position de l'alternative  $A_i$  par rapport l'alternative collective) et  $P_i^t$  (position de l'alternative par rapport l'alternative individuelle) sur la base des préférences des décideurs pour les différentes alternatives.
  - (b) Calculer le degré de proximité de  $(DP_{ij}^t)$  de chaque  $ST_t$  en utilisant l'équation (III.31).
  - (c) Calculer le degré de consensus  $DC_{ij}$  de tout les décideurs  $ST_s$  pour chaque alternative  $A_i$  à l'aide de l'équation (III.33).

### V.3. Expériences numériques

---

- (d) Calculer la mesure de proximité  $PM_j^t$  de tout les décideurs  $ST_s$  en utilisant l'équation (III.30).
- (e) Estimer la mesure de consensus  $CM_j$  en utilisant l'équation (III.32).
- **Étape 5.** Si pour le critère  $C_j$ ,  $CM_j > cl$  (*niveau de consensus*), stop et récupérer les poids liés aux différentes alternatives. Sinon passer à l'étape 6.
- **Étape 6.** Choisir la  $ST_s$  dont la mesure de proximité  $PM_j^t$  est au-dessous du niveau fixe ( $\mu$ ) pour le critère  $C_j$ . Intégrer les règles de réévaluation. Les règles de réévaluation sont les suivantes :
  - Si  $(P_i^c - P_i^t) < 0$ , alors le décideur  $ST_t$  est demandé d'augmenter son évaluation de l'alternative  $A_i$ .
  - Si  $(P_i^c - P_i^t) > 0$ , alors le décideur  $ST_t$  est demandé d'abaisser son évaluation concernant l'alternative  $A_i$ .
  - Si  $(P_i^c - P_i^t) = 0$ , alors son point de vue reste le même pour l'alternative  $A_i$ .
  - Si le nombre de tours de discussions  $> mc$  (*cycle maximum*), alors stop, sinon aller à étape 4.
- **Étape 7.** Récupérer la matrice des préférences collectives et aller à phase II.

#### Phase II : Classement

- **Étape 1.** Déterminer les poids des critères en résolvant le modèle *CCDS* en utilisant les equations (III.45) et (III.46).
- **Étape 2.** Résoudre le modèle *GPSF* en utilisant le modèle *GPSF* (III.59 et III.67) et classer les alternatives.

### V.3 Expériences numériques

Dans cette section, nous appliquons notre approche sur le même problème de sélection des fournisseur introduit dans le chapitre précédent.

Dans l'étape 1 (phase I), les décideurs ( $ST_s$ ) sont invités à donner leurs préférences floues (tableau IV.2) concernant l'ensemble des alternatives par rapport à tous les critères. Après l'application de l'étape 2 (phase I) pour la diffuzification, nous agrégeons l'ensemble des décideurs à l'aide de l'opérateur neat OWA (étape 3, phase I) afin d'obtenir une première solution collective (tableau V.1).

**Tableau V.1** – Solution collective des décideurs

| <i>Alternative</i> | $C_1$ | $C_2$ | $C_3$ | $C_4$ |
|--------------------|-------|-------|-------|-------|
| $A_1$              | 0.85  | 0.725 | 0.85  | 0.8   |
| $A_2$              | 0.65  | 0.725 | 0.65  | 0.575 |
| $A_3$              | 0.9   | 0.85  | 0.85  | 0.85  |
| $A_4$              | 0.8   | 0.575 | 0.8   | 0.65  |
| $A_5$              | 0.65  | 0.5   | 0.725 | 0.575 |

La prochaine étape concerne le rang de chaque alternative  $A_i$  dans la solution individuelle ( $P_i^t$ ) et la solution collective ( $P_i^c$ ) pour chaque critère  $C_j$ . Le tableau V.2 donne les résultats obtenus par l'étape 4.a (phase I) montrant le rang de chaque alternative  $A_i$  dans les solutions individuelles et collectives pour le critère  $C_1$ . Pour les autres critères, le même schéma est suivi.

**Tableau V.2** – Rangs des alternatives pour  $C_1$  dans les solutions individuelles et collectives

| <i>Alternative</i> | $ST_1$ | $ST_2$ | $ST_3$ | ( $S^c$ ) |
|--------------------|--------|--------|--------|-----------|
| $A_1$              | 2      | 1      | 2      | 2         |
| $A_2$              | 3      | 3      | 5      | 4         |
| $A_3$              | 1      | 1      | 1      | 1         |
| $A_4$              | 3      | 3      | 2      | 3         |
| $A_5$              | 5      | 5      | 4      | 4         |

Le degré de proximité de chaque  $ST_t$  par rapport à toutes les alternatives est énuméré en exécutant les étapes 4a et 4b de phase I. La différence des rangs des décideurs avec la solution collective ( $P_i^c - P_i^t$ ) est donné dans le tableau V.3.

**Tableau V.3** – La différence des rangs des décideurs avec la solution collective ( $P_i^c - P_i^t$ )

| <i>Alternative</i> | $ST_1$ | $ST_2$ | $ST_3$ | ( $S^c$ ) |
|--------------------|--------|--------|--------|-----------|
| $A_1$              | 0      | 1      | 0      |           |
| $A_2$              | 1      | 1      | -1     |           |
| $A_3$              | 0      | 0      | 0      |           |
| $A_4$              | 0      | 0      | 1      |           |
| $A_5$              | -1     | -1     | 0      |           |

Le tableau V.4 donne les degrés de proximité construit sur la base des différences des rangs (étape 4.b, phase I).

### V.3. Experiences numériques

---

Tableau V.4 – Degré de proximité des différentes alternatives pour le critère  $C_1$

| $STs$  | $A_1$ | $A_2$ | $A_3$ | $A_4$ | $A_5$ |
|--------|-------|-------|-------|-------|-------|
| $ST_1$ | 0     | 0.11  | 0     | 0     | 0.11  |
| $ST_2$ | 0.11  | 0.11  | 0     | 0     | 0.11  |
| $ST_3$ | 0     | 0.11  | 0     | 0.11  | 0     |

Le degré de consensus des différents critères est donné par la table V.5 (étape 4.c, phase I).

Tableau V.5 – Degré de consensus des différents critères

| $Critère$ | $A_1$ | $A_2$ | $A_3$ | $A_4$ | $A_5$ |
|-----------|-------|-------|-------|-------|-------|
| $C_1$     | 0.97  | 0.92  | 1     | 0.97  | 0.94  |
| $C_2$     | 0.94  | 0.94  | 1     | 0.94  | 0.97  |
| $C_3$     | 0.97  | 0.94  | 0.97  | 0.89  | 0.94  |
| $C_4$     | 0.97  | 0.94  | 1     | 0.97  | 0.92  |

Le niveau de proximité fixe (voir la figure III.6) établi par la compagnie est  $\rho = 0.89$ . Nous considérons un niveau de consensus  $cl = 0.95$  et  $\beta = 0.7$ . La mesure de consensus (étape 4.d, phase I) ( $CM_j$ ) de tous les critères dans la *première* itération du consensus est indiquée dans le tableau V.6.

Tableau V.6 – Mesure de consensus des différents critères dans la *première* itération du consensus

| $Critère$ | $C_1$ | $C_2$ | $C_3$ | $C_4$ |
|-----------|-------|-------|-------|-------|
| $CM_j$    | 0.96  | 0.96  | 0.95  | 0.96  |

L'agrégation (étape 4.e, phase I) est réalisée à l'aide de l'opérateur *neat* OWA. Le tableau V.7 présente les résultats obtenus.

Tableau V.7 – Mesures de proximité pour différents  $STs$

| $Critère$ | $C_1$ | $C_2$ | $C_3$ | $C_4$ |
|-----------|-------|-------|-------|-------|
| $ST_1$    | 0.89  | 0.89  | 0.82  | 0.89  |
| $ST_2$    | 0.89  | 0.89  | 0.84  | 0.89  |
| $ST_3$    | 0.89  | 0.89  | 0.89  | 0.89  |

Après la vérification (étape 5, phase I), d'après le tableau V.7,  $C_3$  pour le décideur  $ST_1$  ne vérifie pas la condition et le décideur en question est sollicité pour réviser son opinion (étape 6, phase I).

Au final, après trois itérations du consensus (toutes les étapes 1 à 6 de la phase I sont répétées), la mesure de consensus pour tous les critères devient supérieure à la valeur  $cl = 0.95$ . La mesure de consensus de la dernière itération de consensus est présentée dans tableau V.8.

**Tableau V.8** – Mesure de consensus des différents critères dans la dernière itération du consensus

| <i>Critère</i> | $C_1$ | $C_2$ | $C_3$ | $C_4$ |
|----------------|-------|-------|-------|-------|
| $CM_j$         | 0.96  | 0.96  | 0.97  | 0.96  |

Après le dernier tour de la phase de consensus, la solution collective des *STs* obtenue est présentée dans le tableau V.9 (étape 7, phase I).

**Tableau V.9** – Solution collective des *STs* utilisant l'opérateur neat OWA au dernier tour du consensus

| <i>Alternative</i> | $C_1$ | $C_2$ | $C_3$ | $C_4$ |
|--------------------|-------|-------|-------|-------|
| $A_1$              | 0.85  | 0.725 | 0.855 | 0.8   |
| $A_2$              | 0.65  | 0.725 | 0.65  | 0.575 |
| $A_3$              | 0.9   | 0.85  | 0.85  | 0.85  |
| $A_4$              | 0.8   | 0.575 | 0.795 | 0.65  |
| $A_5$              | 0.65  | 0.5   | 0.72  | 0.575 |

L'étape suivante (étape 1, phase II) concerne la détermination des poids des critères en utilisant le modèle CCDS. Les poids obtenus en résolvant le modèle d'optimisation non linéaire (équations (III.45) et (III.46)) sont  $w_1^+ = w_1^- = 0.18$ ,  $w_2^+ = w_2^- = 0.48$ ,  $w_3^+ = w_3^- = 0.23$  et  $w_4^+ = w_4^- = 0.11$ .

Dans l'étape 2 (phase II), les décideurs *STs* fixent les seuils des déviations et choisissent leurs fonctions de satisfaction pour chaque critère  $C_j$  (figures V.1 – V.4). Après la résolution du modèle GPSF (V.2 – V.14), le classement des alternatives est le suivant :  $A_1 > A_3 > A_2 > A_4 > A_5$  avec  $Z(A_1) = 0.994$  comme indiqué par le tableau V.10.

La performance globale obtenue ( $Z^* = 0.994$ ) pourrait être interprétée comme le *niveau moyen global de la réalisation de tous les objectifs*. Les décideurs suivront cette recommandation s'ils jugent que le niveau de réalisation de 99.4% des objectifs généraux est satisfaisant.

### V.3. Experiences numériques

---

**Tableau V.10** – Les déviations positives et négatives avec leurs fonctions de satisfaction de  $A_1$

| $A_1$ | $\delta_j^-$ | $F_j^-(\delta_j^-)$ | $\delta_j^+$ | $F_j^+(\delta_j^+)$ |
|-------|--------------|---------------------|--------------|---------------------|
| $C_1$ | 0.025        | 1                   | 0            | 1                   |
| $C_2$ | 0.06         | 1                   | 0            | 1                   |
| $C_3$ | 0.119        | 1                   | 0.199        | 1                   |
| $C_4$ | 0            | 1                   | 0.187        | 0.893               |

$$\begin{aligned}
 (\text{GPSF}) \text{ Max}(\mathbf{Z}) &= 0.18 [F_1^+(\delta_1) + F_1^-(\delta_1)] + 0.48 [F_2^+(\delta_2) + F_2^-(\delta_2)] \\
 &+ 0.23 [F_3^+(\delta_3) + F_3^-(\delta_3)] + 0.11 [F_4^+(\delta_4) + F_4^-(\delta_4)]
 \end{aligned} \tag{V.2}$$

**Sous contraintes :**

$$0.85 A_1 + 0.65 A_2 + 0.9 A_3 + 0.8 A_4 + 0.65 A_5 - \delta_1^+ + \delta_1^- = 0.875 \tag{V.3}$$

$$0.725A_1 + 0.725A_2 + 0.85A_3 + 0.575A_4 + 0.5 A_5 - \delta_2^+ + \delta_2^- = 0.785 \tag{V.4}$$

$$0.855A_1 + 0.65 A_2 + 0.85A_3 + 0.795A_4 + 0.72 A_5 - \delta_3^+ + \delta_3^- = 0.775 \tag{V.5}$$

$$0.8 A_1 + 0.575A_2 + 0.85A_3 + 0.65 A_4 + 0.575A_5 - \delta_4^+ + \delta_4^- = 0.61 \tag{V.6}$$

$$A_1 + A_2 + A_3 + A_4 + A_5 = 1 \tag{V.7}$$

$$A_j \in \{0, 1\} \quad j \in \{1, \dots, 5\} \tag{V.8}$$

$$\delta_i^+ \in [0, 1] \quad i \in \{1, \dots, 4\} \tag{V.9}$$

$$\delta_i^- \in [0, 1] \quad i \in \{1, \dots, 4\} \tag{V.10}$$

$$F_1^\pm(\delta_1^\pm) = \begin{cases} 1 & si \quad 0 \leq \delta_1^\pm \leq 0.075 \\ 1.3 - 4\delta_1^\pm & si \quad 0.075 < \delta_1^\pm \leq 0.2 \\ 0.84 - 1.67\delta_1^\pm & si \quad 0.2 < \delta_1^\pm \leq 0.5 \\ 0 & si \quad \delta_1^\pm > 0.5 \end{cases} \tag{V.11}$$

$$F_2^\pm(\delta_2^\pm) = \begin{cases} 1 & si \quad 0 \leq \delta_2^\pm \leq 0.075 \\ 0.075 & si \quad 0.075 < \delta_2^\pm \leq 0.3 \\ 0.5 & si \quad 0.3 < \delta_2^\pm \leq 0.5 \\ 0.25 & si \quad 0.6 < \delta_2^\pm \leq 0.7 \\ 0 & si \quad \delta_2^\pm > 0.7 \end{cases} \tag{V.12}$$

$$F_3^\pm(\delta_3^\pm) = \begin{cases} 1 & si & 0 \leq \delta_3^\pm \leq 0.2 \\ 0.6 & si & 0.2 < \delta_3^\pm \leq 0.4 \\ 1.43 - 2.86\delta_3^\pm & si & 0.4 < \delta_3^\pm \leq 0.6 \\ 0 & si & \delta_3^\pm > 0.6 \end{cases} \quad (V.13)$$

$$F_4^\pm(\delta_4^\pm) = \begin{cases} 1 & si & 0 \leq \delta_4^\pm \leq 0.15 \\ 1.43 - 2.86\delta_4^\pm & si & 0.15 < \delta_4^\pm \leq 0.5 \\ 0 & si & \delta_4^\pm > 0.5 \end{cases} \quad (V.14)$$

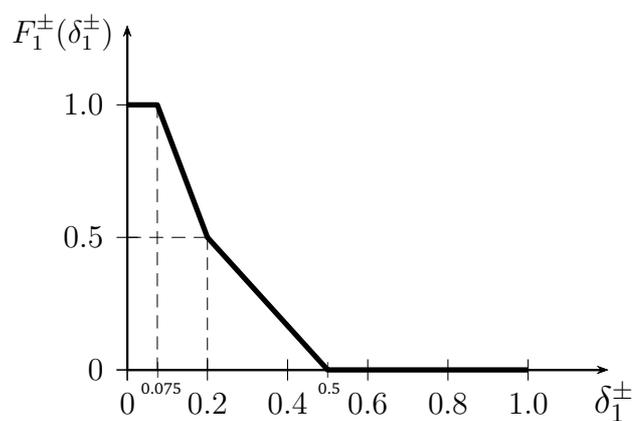


Figure V.1 – Fonction de satisfaction de  $C_1$

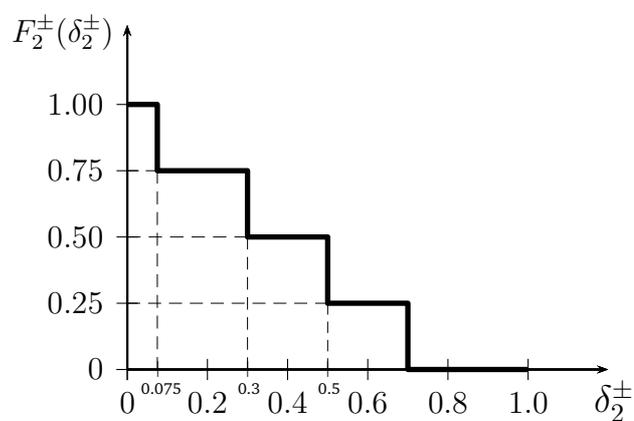


Figure V.2 – Fonction de satisfaction de  $C_2$

#### V.4. Solution individuelle vs solution collective

---

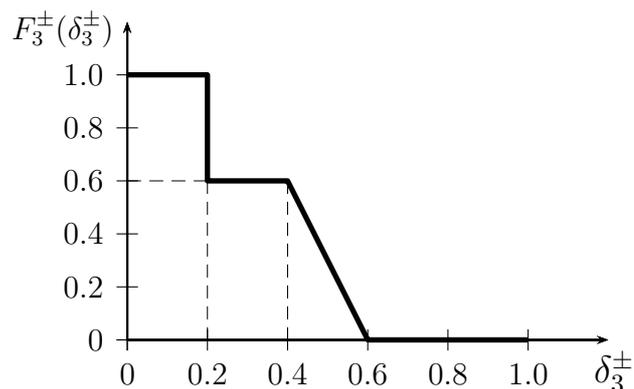


Figure V.3 – Fonction de satisfaction de  $C_3$

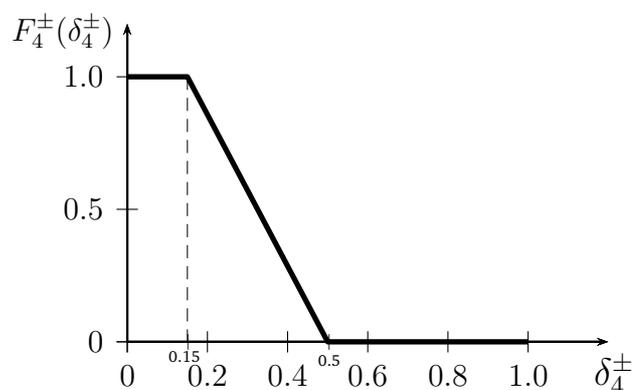


Figure V.4 – Fonction de satisfaction de  $C_4$

## V.4 Solution individuelle vs solution collective

Afin de proposer des améliorations, nous évaluons dans la suite la différence d'opinions entre les solutions individuelles (de chaque décideur) et la solution collective (solution obtenue par consensus) par une comparaison basée sur la distance de Levenshtein (1966). Dans cette section, nous analysons que les approches 1 et 2. La troisième approche énoncée dans le chapitre suivant repose en grande partie sur l'articulation des décideurs, par conséquent, le résultat sera différent et n'intervienne pas dans cette analyse.

### V.4.1 Comparaison

Pour évaluer la différence d'opinions entre les solutions individuelles (de chaque décideur,  $S_i^t$ ) et les solutions collectives (solution obtenue par consensus  $S^c$ ), nous relançons la Phase II (de la première et deuxième approches) de classement impliquant seulement les préférences et les jugements de chacun des décideurs (Table V.11).

Tableau V.11 – Classement de chaque décideur  $ST_t$

| <i>Première approche</i> |                               | <i>Deuxième approche</i> |                               |
|--------------------------|-------------------------------|--------------------------|-------------------------------|
| <i>Décideur</i>          | <i>Classement</i>             | <i>Décideur</i>          | <i>Classement</i>             |
| $S_i^1$                  | $A_3 > A_1 > A_4 > A_2 > A_5$ | $S_i^1$                  | $A_1 > A_3 > A_2 > A_4 > A_5$ |
| $S_i^2$                  | $A_3 > A_1 > A_4 > A_5 > A_2$ | $S_i^2$                  | $A_1 > A_3 > A_4 > A_2 > A_5$ |
| $S_i^3$                  | $A_3 > A_1 > A_4 > A_2 > A_5$ | $S_i^3$                  | $A_4 > A_1 > A_3 > A_2 > A_5$ |
| $S^c$                    | $A_3 > A_1 > A_4 > A_2 > A_5$ | $S^c$                    | $A_1 > A_3 > A_2 > A_4 > A_5$ |

Afin d'évaluer l'écart entre les solutions individuelles et la solution collective, nous utilisons la *distance de Levenshtein* introduite par Levenshtein (1966). La distance de Levenshtein mesure le nombre minimum de toutes les opérations nécessaires (nombre des insertions, des suppressions et des substitutions) pour transformer une séquence d'objets à une autre séquence. Cette mesure peut être très utile lorsque les séquences sont d'une grande longueur.

Elle est définie comme suit :

$$L(p, q) = \text{Min} \{e + d + t\} \quad (\text{V.15})$$

Avec :

$e$  : nombre d'insertions.

$d$  : nombre de suppressions.

$t$  : nombre de substitutions.

Par exemple, la distance de Levenshtein entre la séquence  $p = \{1234\}$  et  $q = \{2134\}$  est  $L(p, q) = 2$  avec  $e = 1, d = 1, t = 0$ .

#### V.4. Solution individuelle vs solution collective

---

Tableau V.12 – Distances entre les solutions individuelles et collectives

| <i>Première approche</i> |                   |                 | <i>Deuxième approche</i> |                   |                 |
|--------------------------|-------------------|-----------------|--------------------------|-------------------|-----------------|
| <i>Décideur</i>          | <i>Classement</i> | <i>Distance</i> | <i>Décideur</i>          | <i>Classement</i> | <i>Distance</i> |
| $S_i^1$                  | {31425}           | 0               | $S_i^1$                  | {13245}           | 0               |
| $S_i^2$                  | {31452}           | 2               | $S_i^2$                  | {13425}           | 2               |
| $S_i^3$                  | {31425}           | 0               | $S_i^3$                  | {41325}           | 2               |

Le tableau V.12 représente les distances de Levenshtein entre les solutions individuelles ( $S_i^t$ ) et la solution collective ( $S^c$ ) obtenues par les deux premières approches développées.

Pour la première approche, nous comparons la solution collective ( $S^c = \{31425\}$ ) et les solutions individuelles ( $S_i^t$ ). Nous pouvons constater d'une part, que  $L(S^c, S_i^1) = L(S^c, S_i^3) = 0$ , ce qui confirme que les préférences des décideurs  $ST_1$  et  $ST_3$  sont plus proches et convergent vers les préférences collectives obtenues par le consensus. D'une autre part, nous avons  $L(S^c, S_i^2) = 2$ , ce qui signifie que les préférences du décideur  $ST_2$  ont divergé par rapport aux préférences collectives obtenues par le consensus *i.e.*, c'est le décideur  $ST_2$  qui a plus cédé dans ses préférences par rapport aux autres décideurs.

De même, pour la deuxième approche, nous avons d'une part, une distance égale à 2 ( $L(S^c, S_i^1) = L(S^c, S_i^2) = 2$ ) entre la solution collective ( $S^c = \{13245\}$ ) et les deux solutions individuelles des deux décideurs  $ST_2$  et  $ST_3$ , ce qui traduit que les préférences des décideurs  $ST_2$  et  $ST_3$  ont divergé par rapport aux préférences collectives obtenues par le consensus. D'une autre part, seules, les préférences du décideur  $ST_1$  ont convergé vers les préférences collectives obtenue par le consensus ( $L(S^c, S_i^1) = 0$ ).

#### V.4.2 Discussions

En comparant grâce à la distance de Levenshtein la solution collective ( $S^c$ ) et les solutions individuelles ( $S_i^t$ ), comme le montre le tableau V.12, nous avons constaté que le consensus basé sur la mesure de possibilité a pu conserver les préférences de la majorité des décideurs (2 décideurs sur 3 décideurs). En effet, en observant les préférences des décideurs  $ST_1$  et  $ST_3$  avec les préférences obtenues par le consensus basé sur la mesure de possibilité de notre première approche, nous pouvons voir que les préférences ne sont pas identiques, sauf pour l'alternative  $A_1$  et sensiblement l'alternative  $A_3$ .

Par ailleurs, nous avons repris les mêmes fonctions de satisfaction dans notre deuxième approche pour chaque décideur (c.-à-d. nous supposons que chaque décideur apprécie exactement de la même manière l'ensemble des alternatives). Au final, à l'aide de la distance de Levenshtein entre les solutions individuelles et collective, nous pouvons constater que le consensus basé sur l'opérateur neat OWA utilisé dans la deuxième approche n'a pas réussi à bien conserver les préférences des décideurs (seulement 1 décideur sur 3 décideurs). Toutefois, ce consensus fournit une *interaction* entre les décideurs aidant les décideurs à apprendre à travers leurs propres préférences, expériences et jugements.

De plus, nous avons pu percevoir que le modèle GPSF intègre mieux les préférences et les appréciations du groupe de décideurs par rapport à la méthode TOPSIS et par conséquent, il fournit une solution plus satisfaisante aux yeux des décideurs.

En effet,

1. l'application séparée de la méthode TOPSIS, pour chaque décideur, fournit la même alternative ( $A_3$ ) en tête de liste pour chacun des décideurs *alors que les préférences diffèrent d'un décideur à l'autre*.
2. le modèle GPSF recommande l'alternative  $A_1$  pour deux décideurs ( $ST_1$  et  $ST_2$ ) et  $A_4$  pour le décideur  $ST_3$ . Il est important de noter qu'ici, chaque décideur apprécie explicitement de la même manière chaque alternative (mêmes fonctions de satisfaction pour chaque décideur).

Pour terminer, afin de fournir une démarche d'aide à la coordination des décideurs au sens de Roy (1985), nous recommandons l'utilisation de la mesure de possibilité de Noor-E-Alam et al. (2011) afin d'agrèger les préférences individuelles dans un processus interactif.

En effet, ce processus donne le temps aux décideurs de comprendre le processus décisionnel et d'apprendre à partir de leurs propres interactions en faisant intervenir leurs expériences et jugements. De plus, afin d'intégrer explicitement les préférences et les appréciations des décideurs sur l'ensemble des alternatives et par conséquent fournir des solutions satisfaisantes du point de vue des décideurs, le modèle GPSF (goal programming avec les fonctions de satisfaction) introduit par Martel et Aouni (1990) peut être utilisé.

## V.5 Conclusion

Nous avons présenté dans cet chapitre notre deuxième approche floue hybride combinant le consensus basé sur l'opérateur neat OWA et le modèle du GPSF. Cette approche comporte deux phases respectivement une phase de consensus une phase de classement. Afin d'attendre un consensus entre le groupe de décideurs, nous avons adapté un consensus basée l'opérateur neat OWA qui comprend un concept très important que nous ne trouvions pas dans la précédente approche. En effet, c'est une démarche interactive qui fait réagir les décideurs en leur permettant d'apprendre d'avantage sur leurs propres jugements. Par ailleurs, le modèle multiobjectifs avec les fonctions de satisfaction GPSF est utilisé pour l'obtention du classement des alternatives. Les fonctions de satisfaction nous ont permis, (i) d'intégrer les préférences des décideurs avec une *élaboration progressive* et (ii), avoir une *interprétation économique* de la fonction objectif en termes de *satisfaction des décideurs*.

Ensuite, nous avons comparé grâce à la distance de Levenshtein nos deux approches hybrides floues, la première combine le consensus basé sur la mesure de possibilité avec la méthode TOPSIS floue (chapitre précédent) et la seconde combine le consensus basé sur l'opérateur neat OWA avec le modèle GPSF. Cette comparaison nous a permis de distinguer certains inconvénients et avantages des deux approches comme suit :

1. Le consensus basé sur la mesure de possibilité conserve mieux les préférences des décideurs.
2. Le consensus basé sur l'opérateur neat OWA est interactif aidant les décideurs d'apprendre de leurs propres préférences, expériences et jugements mais les mesures utilisées pour l'agrégation des préférences des décideurs ne sont pas adéquates.
3. Le non considération des préférences des décideurs d'une manière explicite par la méthode TOPSIS contrairement au modèle GPSF.



## Chapitre VI

---

# Approche 3 : Approche floue hybride combinant le consensus basé sur le modèle GP et la méthode TOPSIS

---

### Résumé

---

*Dans ce chapitre, nous abordons notre troisième approche floue hybride combinant le consensus basé sur le modèle GP et la méthode TOPSIS floue. Pour illustrer la pertinence de l'approche proposée, un exemple du problème de sélection des robots est présenté et les expériences numériques analysées.*

---

### Sommaire

---

|  |    |
|--|----|
| VI.1 Introduction . . . . .            | 78 |
| VI.2 Approche de résolution . . . . .  | 78 |
| VI.3 Description du problème . . . . . | 79 |
| VI.4 Application . . . . .             | 79 |
| VI.5 Conclusion . . . . .              | 83 |

---

## VI.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons notre troisième approche hybride combinant le consensus basé sur le modèle GP et la méthode TOPSIS floue. La section VI.2 détaille les différentes étapes de l'approche. Par ailleurs, la section VI.3 présente un exemple de problème de sélection des robots. La section VI.4 explique le déroulement des différentes étapes de notre approche sur cet exemple.

## VI.2 Approche de résolution

Les principales étapes de l'approche proposée sont les suivants :

### Phase I : Consensus

- **Étape 1.** Collecter les opinions floues de  $ST_t$  de l'alternative  $A_i$ .
- **Étape 2.** Appliquer la  $\alpha$ -coupe et l'*indice optimal* pour obtenir les préférences nettes en utilisant les équations (III.26 – III.28) et la figure III.4.
- **Étape 3.** Pour chaque décideur  $ST_t$  et alternative  $A_i$ , calculer  $cp_{ik}^t$  à l'aide des équations (III.68 – III.72).
- **Étape 4.** Résoudre le modèle GP (III.73 – III.79).

### Phase II : Classement

- **Étape 1.** Résoudre le modèle CCDS pour avoir le poids de chaque critère ( $C_j$ ) (III.45 – III.46).
- **Étape 2.** Indiquer les échelles linguistiques pour chaque préférence collective floue en utilisant la figure III.4.
- **Étape 3.** Construire la matrice floue des opinions collectives pondérés à l'aide des équations (III.47 – III.48).
- **Étape 4.** Déterminer les alternatives idéales et anti-idéales en utilisant les équations (III.49 – III.50).
- **Étape 5.** Calculer les distances de chaque alternative  $A_i$  avec *FIRP* et *FAIRP* à l'aide des équations (III.51 – III.53).
- **Étape 6.** Obtenir le coefficient de proximité  $CC_i$  à l'aide des équations (III.54).
- **Étape 7.** Classer des alternatives dans l'ordre décroissant et sélectionner l'alternative  $A_i$  la mieux classée en tant que meilleure alternative.

## VI.3 Description du problème

Dans la suite, nous ne serons pas en mesure d'appliquer cette approche sur le même exemple vu que la nature des préférences données par les décideurs est différente. En effet, dans cette approche l'implication des décideurs est beaucoup plus importante que dans les précédentes approches.

Les décideurs apprécient d'avantage les approches qui intègrent de plus en plus leurs préférences, expériences et jugements afin qu'elles puissent leur recommander des solutions plus satisfaisantes et plus adéquates. C'est pour cela que nous avons donné la possibilité à chaque décideur  $ST_i$  de juger et d'apprécier selon sa propre expérience chaque alternative  $A_i$  en tenant compte de l'ensemble des critères.

Nous considérons un exemple d'une entreprise intéressée par un nouveau robot pour effectuer une tâche de fabrication. Un groupe de quatre décideurs  $ST_1, ST_2, ST_3$  et  $ST_4$  est responsable de la sélection du robot le plus convenable parmi cinq robots potentiels (alternatives)  $A_1, A_2, A_3, A_4$  et  $A_5$ . Ils considèrent les quatre critères suivant :

- $C_1$  : Flexibilité de programmation.
- $C_2$  : Productivité.
- $C_3$  : Caractéristiques techniques.
- $C_4$  : Impact environnemental.

## VI.4 Application

Dans la première étape, les décideurs sont invités à fournir leurs jugements de chaque alternative  $A_i$  tout en respectant l'ensemble des critères représentés par les matrices  $\tilde{F}^1 - \tilde{F}^4$ .

$$\tilde{F}^1 \begin{matrix} & A_1 & A_2 & A_3 & A_4 & A_5 \\ \begin{matrix} A_1 \\ A_2 \\ A_3 \\ A_4 \\ A_5 \end{matrix} & \left( \begin{array}{cccccc} - & MP & F & MG & G \\ Neg(MP) & - & Neg(MF) & VG & MF \\ Neg(F) & MF & - & Neg(MF) & F \\ Neg(MG) & Neg(VG) & MF & - & VP \\ Neg(G) & Neg(MF) & Neg(F) & Neg(VP) & - \end{array} \right) \end{matrix}$$

**Chapitre VI. Approche 3 : Approche floue hybride combinant le consensus basé sur le modèle GP et la méthode TOPSIS**

$$\tilde{F}^2 \quad \begin{matrix} A_1 & A_2 & A_3 & A_4 & A_5 \\ A_1 & \left( \begin{array}{ccccc} - & MG & F & G & F \\ Neg(MG) & - & G & MF & VP \\ Neg(F) & Neg(G) & - & MG & MF \\ Neg(G) & Neg(MF) & Neg(MG) & - & MP \\ Neg(F) & Neg(VP) & Neg(MF) & Neg(MP) & - \end{array} \right) \end{matrix}$$

$$\tilde{F}^3 \quad \begin{matrix} A_1 & A_2 & A_3 & A_4 & A_5 \\ A_1 & \left( \begin{array}{ccccc} - & Neg(MF) & Neg(F) & Neg(MG) & Neg(MP) \\ MF & - & VG & MF & VP \\ F & Neg(VG) & - & G & Neg(VP) \\ MG & Neg(MF) & Neg(G) & - & F \\ MP & Neg(VP) & VP & Neg(F) & - \end{array} \right) \end{matrix}$$

$$\tilde{F}^4 \quad \begin{matrix} A_1 & A_2 & A_3 & A_4 & A_5 \\ A_1 & \left( \begin{array}{ccccc} - & Neg(MG) & Neg(G) & Neg(G) & Neg(F) \\ MG & - & MP & Neg(VP) & VG \\ G & Neg(MP) & - & Neg(VP) & G \\ G & Neg(VP) & VP & - & MF \\ F & Neg(VG) & G & Neg(MF) & - \end{array} \right) \end{matrix}$$

Il est important de noter que  $Neg(\cdot)$  désigne le complémentaire des  $Trfn$ . Supposons  $MG$  (Medium Good) de valeur  $(0.5, 0.6, 0.7, 0.8)$  et après défuzzification nous avons  $0.65$ , alors  $Neg(MG)$  est égale à  $0.35$ .

Dans l'étape 2 (Phase I), à l'aide des fonctions d'appartenance (figure III.4) nous obtenons les  $TrFN$ , puis l'application de la  $\alpha$ -coupe avec  $\alpha = 0.8$  et l'indice optimal avec  $\gamma = 0.5$  (section III.2.6) nous obtenons les matrices des valeurs nettes ( $F^1 - F^4$ ).

$$F^1 \quad \begin{matrix} A_1 & A_2 & A_3 & A_4 & A_5 \\ A_1 & \left( \begin{array}{ccccc} - & 0.2 & 0.5 & 0.65 & 0.8 \\ 0.8 & - & 0.65 & 0.9 & 0.35 \\ 0.5 & 0.35 & - & 0.65 & 0.5 \\ 0.35 & 0.1 & 0.35 & - & 0.1 \\ 0.2 & 0.65 & 0.5 & 0.9 & - \end{array} \right) \end{matrix}$$

## VI.4. Application

---

$$\begin{array}{c}
 F^2 \\
 A_1 \\
 A_2 \\
 A_3 \\
 A_4 \\
 A_5
 \end{array}
 \begin{array}{ccccc}
 A_1 & A_2 & A_3 & A_4 & A_5 \\
 \left( \begin{array}{ccccc}
 - & 0.65 & 0.5 & 0.8 & 0.5 \\
 0.35 & - & 0.8 & 0.35 & 0.1 \\
 0.5 & 0.2 & - & 0.65 & 0.35 \\
 0.2 & 0.65 & 0.35 & - & 0.2 \\
 0.5 & 0.9 & 0.65 & 0.8 & -
 \end{array} \right)
 \end{array}$$

$$\begin{array}{c}
 F^3 \\
 A_1 \\
 A_2 \\
 A_3 \\
 A_4 \\
 A_5
 \end{array}
 \begin{array}{ccccc}
 A_1 & A_2 & A_3 & A_4 & A_5 \\
 \left( \begin{array}{ccccc}
 - & 0.65 & 0.5 & 0.35 & 0.8 \\
 0.35 & - & 0.9 & 0.35 & 0.1 \\
 0.5 & 0.1 & - & 0.8 & 0.9 \\
 0.65 & 0.65 & 0.2 & - & 0.5 \\
 0.2 & 0.9 & 0.1 & 0.5 & -
 \end{array} \right)
 \end{array}$$

$$\begin{array}{c}
 F^4 \\
 A_1 \\
 A_2 \\
 A_3 \\
 A_4 \\
 A_5
 \end{array}
 \begin{array}{ccccc}
 A_1 & A_2 & A_3 & A_4 & A_5 \\
 \left( \begin{array}{ccccc}
 - & 0.35 & 0.2 & 0.2 & 0.5 \\
 0.65 & - & 0.2 & 0.9 & 0.9 \\
 0.8 & 0.8 & - & 0.9 & 0.8 \\
 0.8 & 0.9 & 0.1 & - & 0.35 \\
 0.5 & 0.1 & 0.8 & 0.65 & -
 \end{array} \right)
 \end{array}$$

Dans l'étape 3, nous évaluons la valeur de la préférence par  $c_{ik}^t$  pour chaque  $ST_t$  pour  $A_i$  et nous résolvons le modèle  $GP$  (étape 4). Nous obtenons la matrice des préférences collectives suivante ( $\tilde{D} = [\tilde{d}_{ik}^t]_{m \times m}$  |  $d_{ik}^t$  est la préférence de  $ST_t$  donnée par le modèle  $GP$ ).

$$\begin{array}{c}
 \tilde{D} \\
 A_1 \\
 A_2 \\
 A_3 \\
 A_4 \\
 A_5
 \end{array}
 \begin{array}{ccccc}
 A_1 & A_2 & A_3 & A_4 & A_5 \\
 \left( \begin{array}{ccccc}
 - & d_{1,2}^2 & d_{1,3}^3 & d_{1,4}^4 & d_{1,5}^1 \\
 d_{2,1}^3 & - & d_{2,3}^1 & d_{2,4}^2 & d_{2,5}^4 \\
 d_{3,1}^2 & d_{3,2}^4 & - & d_{3,4}^1 & d_{3,5}^3 \\
 d_{4,1}^1 & d_{4,2}^3 & d_{4,3}^4 & - & d_{4,5}^2 \\
 d_{5,1}^4 & d_{5,2}^1 & d_{5,3}^2 & d_{5,4}^3 & -
 \end{array} \right)
 \end{array}$$

En remplacement  $\tilde{d}_{ik}^t$  par les préférences des décideurs par rapport à chaque critère  $C_j$ , la matrice des préférences collective ( $D = [d_{ik}]_{n \times m}$ ) est obtenue.

**Chapitre VI. Approche 3 : Approche floue hybride combinant le consensus basé sur le modèle GP et la méthode TOPSIS**

---

|       |       |       |       |       |       |
|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| $D$   | $A_1$ | $A_2$ | $A_3$ | $A_4$ | $A_5$ |
| $C_1$ | $MF$  | $MG$  | $MF$  | $MG$  | $G$   |
| $C_2$ | $F$   | $G$   | $MF$  | $F$   | $G$   |
| $C_3$ | $MG$  | $MG$  | $G$   | $MP$  | $MG$  |
| $C_4$ | $F$   | $MF$  | $F$   | $MP$  | $F$   |

Ensuite, nous procédons à la défuzzification de chaque  $d_{ik}$  à l'aide des équations (III.26 – III.28) et les fonctions d'appartenance (figure III.4).

|       |       |       |       |       |       |
|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| $D$   | $A_1$ | $A_2$ | $A_3$ | $A_4$ | $A_5$ |
| $C_1$ | 0.35  | 0.65  | 0.35  | 0.65  | 0.8   |
| $C_2$ | 0.5   | 0.8   | 0.35  | 0.5   | 0.8   |
| $C_3$ | 0.65  | 0.65  | 0.8   | 0.2   | 0.65  |
| $C_4$ | 0.5   | 0.35  | 0.5   | 0.2   | 0.5   |

Dans la deuxième phase (Classement des alternatives), la première étape concerne la détermination des poids des critères en résolvant le programme d'optimisation non linéaire *CCSD*. Les poids obtenus sont  $w_1 = 0.29$ ,  $w_2 = 0.22$ ,  $w_3 = 0.32$  et  $w_4 = 0.17$ .

Le tableau VI.1 présente les préférences collectives floues et pondérées pour le critère  $C_1$ .

**Tableau VI.1** – Préférences collectives floues et pondérées pour le critère  $C_1$

| $A_i$ | Préférences floues      | Préférences pondérées       |
|-------|-------------------------|-----------------------------|
| $A_1$ | (0.2 , 0.3 , 0.4 , 0.5) | (0.05 , 0.08 , 0.11 , 0.14) |
| $A_2$ | (0.5 , 0.6 , 0.7 , 0.8) | (0.14 , 0.17 , 0.2 , 0.23)  |
| $A_3$ | (0.2 , 0.3 , 0.4 , 0.5) | (0.05 , 0.08 , 0.11 , 0.14) |
| $A_4$ | (0.5 , 0.6 , 0.7 , 0.8) | (0.14 , 0.17 , 0. , 0.23)   |
| $A_5$ | (0.7 , 0.8 , 0.8 , 0.9) | (0.2 , 0.23 , 0.23 , 0.26)  |

Dans la deuxième étape, les distances  $d_i^+$  et  $d_i^-$  sont calculées ainsi que le coefficient de proximité ( $CC_i$ ) de chaque alternative  $A_i$ . Les résultats finaux obtenus par la méthode proposée *TOPSIS floue* sont présentés dans le tableau VI.2. L'alternative recommandée par la méthode est ( $A_4$ ). Le classement global est  $A_5 > A_2 > A_3 > A_1 > A_4$ .

## VI.5. Conclusion

---

Tableau VI.2 – Distance et coefficient de proximité de chaque alternative  $A_i$

| $A_i$ | $d_i^-$ | $d_i^+$ | $CC_i$ | Classement |
|-------|---------|---------|--------|------------|
| $A_1$ | 0.51    | 3.37    | 0.13   | 4          |
| $A_2$ | 0.61    | 3.37    | 0.15   | 2          |
| $A_3$ | 0.52    | 3.48    | 0.13   | 3          |
| $A_4$ | 0.4     | 3.6     | 0.1    | 5          |
| $A_5$ | 0.7     | 3.3     | 0.18   | 1          |

## VI.5 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre notre troisième approche hybride floue combinant le consensus basé le modèle du goal programming (GP) et la méthode TOPSIS.

Le consensus intègre d'avantage les préférences et les jugements des décideurs afin de proposer des solutions plus adéquates au groupe de décideurs. Ensuite, la méthode TOPSIS floue est utilisée afin de donner aux décideurs un classement des alternatives. Pour illustrer l'applicabilité de notre approche, nous l'avons appliqué sur un exemple d'une entreprise intéressée par la sélection d'un robot parmi plusieurs robots potentiels.



---

## Conclusion et perspectives

---

Coordonner la chaîne logistique au-delà des limites organisationnelles peut être l'un des aspects les plus difficiles de la gestion de la chaîne logistique. De nombreuses entreprises ignorent tout simplement la dynamique fondamentale des chaînes logistiques, mais même les entreprises qui sont assez éclairées pour comprendre ces dynamiques sont souvent incapables de réaliser la coordination inter-organisationnelle (Arshinder et al., 2011). Souvent, les chaînes logistiques efficaces ont une organisation dominante qui est consciente des avantages de la coordination et ainsi oblige l'ensemble de la chaîne logistique à se conformer (à savoir, le leader mondial dans la distribution comme Wal-Mart). Beaucoup de chaînes logistiques, cependant, soit n'ont pas une organisation dominante, ou l'organisation dominante est non éclairée. Dans ces cas, la coordination de la chaîne logistique est plus difficile. De plus, il est observé que les problèmes de coordination dans les chaînes logistiques pourraient être dus à l'aspect conflictuels des objectifs qui conduit à une relation de courte période entre les membres de la chaîne logistique, par conséquent, l'environnement et les attentes qui changes et évolues fréquemment tout au long du temps sont à traiter avec de nouveaux membres. Dans ce contexte, il est essentiel que les membres de la chaîne logistique doivent apprécier et prendre conscience de l'importance de la coordination.

### Contributions

Dans le cadre de cette thèse, nous avons développé trois nouvelles approches hybrides dédiés à problème de sélection stratégique pour la coordination dans la chaîne d'approvisionnement. La première approche combine le consensus basé sur la mesure de possibilité floue et la méthode TOPSIS. La seconde approche combine le modèle de

goal programming avec les fonctions de satisfaction (GPSF) avec le consensus basé sur l'opérateur neat OWA. Tandis que la troisième que la troisième approche hybride combine le modèle de goal programming avec la méthode TOPSIS. Dans cette approche, nous avons proposé un consensus offrant plus de liberté et d'espace aux décideurs en intégrant leurs jugements, expériences et appréciations par rapport à l'ensemble des alternatives. Un exemple de problème de sélection de fournisseur stratégique est présenté pour démontrer l'applicabilité des deux premières approches et un exemple de problème de sélection des robots est résolu par la troisième méthode. Pour chacune des deux premières approches, la distance de Levenshtein est utilisée afin d'évaluer l'écart entre les solutions individuelles et la solution collective. Ces trois approches visent différents aspects essentiels d'aide à la coordination dans les chaînes logistiques, à savoir :

1. un aspect interactif permettant au groupe de décideur d'échanger, d'évoluer et d'apprendre à travers leurs propres préférences et jugements,
2. une articulation des préférences des décideurs a priori (TOPSIS) et progressive (GPSF),
3. une modélisation des préférences floues, incomplètement formulées et entachée d'ambiguïté en utilisant la théorie des nombres flous,
4. une normalisation pour ramener toutes les unités de mesure des critères à une échelle commune à l'aide des fonctions d'appartenance et de satisfaction,
5. une interprétation économique avec fonctions de satisfaction en termes niveau de réalisation,
6. une simplicité à appliquer et une légitimité pour le groupe de décideurs impliqué.

## Limites

Pour aider le groupe de décideurs dans leurs démarches décisionnelles, nous avons proposé trois approches. Cependant, ces approches présentent des inconvénients comme suit :

1. Le consensus basé sur la mesure de possibilité (Noor-E-Alam et al., 2011) n'est pas un processus interactif basé sur une discussion du groupe.
2. Tandis que le consensus basé sur l'opérateur neat OWA de Herrera-Viedma et al. (2002) utilise un opérateur d'agrégation moins performant que celui de consensus précédent (voir la section V.4.2).
3. Comme notre troisième consensus est basé sur le modèle GP, ce dernier est totalement compensatoire.
4. La méthode TOPSIS n'intègre pas explicitement les préférences des décideurs.

### Perspectives

1. Grâce à l'analyse portée dans le chapitre V (section V.4), nous prévoyons à l'avenir d'utiliser les deux mécanismes de consensus afin d'apporter un nouveau consensus avec un aspect interactif (opérateur neat OWA) et préserver autant que possible les préférences des décideurs en utilisant la mesure de possibilité comme opérateur d'agrégation. Ce nouveau consensus sera utilisé avec le modèle du goal programming avec fonctions de satisfaction (GPSF) pour avoir une alternative qui satisfait le mieux possibles le groupe décideurs. Par ailleurs, afin de donner plus de souplesse aux décideurs, nous prévoyons d'utiliser différents types de données (flous, nettes, intervalles, etc).
2. Appliquer les approches sur un groupe réel de décideurs pour mesurer le degré de collaboration, la qualité de l'information et les difficultés rencontrées par ces derniers dans le processus d'aide à la coordination.
3. Faire intégrer plus de fonctions comme l'approvisionnement, l'achat, protocoles visant des accords entre les membres de la chaîne logistique afin de mieux coordonner.
4. Mettre en œuvre un mécanisme pour quantifier le risque ou l'incertitude dans la chaîne logistique. En effet, l'effet coup de fouet (BullWhip Effect) fait l'objet d'une attention soutenue par les chercheurs depuis une quinzaine d'années comme l'incertitude de l'offre, le retard de livraison qui a un effet de cascade en descendant le long de la chaîne logistique semblable à l'amplification croissante des variations de la demande de l'effet coup de fouet. Comment la coordination dans la chaîne logistique peut contribuer à atténuer ces incertitudes ?

Au travers de ces perspectives, se dessine un champs d'étude intéressant dépassant le seul périmètre de cette thèse.



---

# Liste des publications

---

## Revue internationale avec comité de lecture

1. **Idris Igoulalene, Lyes Benyoucef and Manoj Kumar Tiwari (2014)** Novel hybrid fuzzy multi-criteria group decision making approaches for the strategic supplier selection problem. *Expert Systems with Applications (International Journal)* (under review).

## Conférences internationales avec actes et comité de lecture

1. **Idris Igoulalene and Lyes Benyoucef (2014)** A hybrid approach combining fuzzy consensus-based goal programming and TOPSIS. *2<sup>nd</sup> IEEE International Conference on Control, Decision and Information Technologies*, pp : ??-??, 3-5 November, 2014, Metz, France.
2. **Idris Igoulalene and Lyes Benyoucef (2014)** Consensus-based fuzzy TOPSIS approach for supply chain coordination : application to robot selection problem. *IFAC World Congress*, pp : ??-??, 24-29 August, 2014, Cape Town, South Africa.
3. **Idris Igoulalene and Lyes Benyoucef (2014)** A hybrid approach combining fuzzy consensus-based possibility measure and TOPSIS : application to the plant selection problem. *3rd IEEE International Conference on Advanced Logistics and Transport*, pp : 286-291, 1-3 May, 2014, Tunis, Tunisia.
4. **Idris Igoulalene and Lyes Benyoucef (2013)** A fuzzy-based possibility measure approach for multi-expert multi-criteria selection problem. *IEEE International*

*Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, pp : 741-746, 13-16 October, 2013, Manchester, United Kingdom.

5. **Idris Igoulalene and Lyes Benyoucef (2013)** A hybrid approach combining fuzzy consensus and goal programming for information systems selection. *IFAC Conference on Manufacturing Modelling, Management, and Control*, pp : 1967-1972, 19-21 June, 2013, Saint Petersburg, Russia.

### Conférences nationales avec actes et comité de lecture

1. **Idris Igoulalene et Lyes Benyoucef (2013)** Approche floue multi-critère multi-décideurs pour la résolution des problèmes de sélection dans les chaînes logistiques. *5èmes Journées Doctorales et Journées Nationales du GDR MACS (JD-JN MACS)*, 09-12 Juillet 2013, Université de Strasbourg, Strasbourg, France.
2. **Idris Igoulalene et Lyes Benyoucef (2013)** Approche floue multi-critère d'aide à la coordination des experts pour les problèmes de sélection. *14<sup>e</sup> Congrès Annuel de la Société Française de Recherche Opérationnelle et Aide à la Décision (ROADEF)*, 13-15 Février 2013, Troyes, France.

---

## Références bibliographiques

---

- Aouni, B. (1998). *Le modèle de programmation mathématique avec buts dans un environnement imprécis : sa formulation, sa résolution et une application.*
- Aouni, B., Hassaine, A., et Martel, J.M. (2009). Decision-maker's preferences modeling within the goal-programming model : a new typology. *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis*, 16(5-6), 163–178.
- Arshinder, Kanda, A., et Deshmukh, S. (2008). Supply chain coordination : Perspectives, empirical studies and research directions. *International Journal of Production Economics*, 115(2), 316 – 335. Institutional Perspectives on Supply Chain Management.
- Arshinder, K. (2008). An integrative framework for supply chain coordination. *Unpublished doctoral thesis, Indian Institute of Technology Delhi, New Delhi.*
- Arshinder, K., Kanda, A., et Deshmukh, S. (2011). A review on supply chain coordination : Coordination mechanisms, managing uncertainty and research directions. In *Supply Chain Coordination under Uncertainty*, 39–82. Springer.
- Ballou, R. (1999). *Business Logistics Management : Planning, Organizing, and Controlling the Supply Chain.* Prentice-Hall International editions. Prentice Hall.
- Behzadian, M., Otaghsara, S.K., Yazdani, M., et Ignatius, J. (2012). A state-of the-art survey of topsis applications. *Expert Systems with Applications*, 39(17), 13051 – 13069.
- Benn Lawson, P.D.C., Squire, B., Burgess, K., Singh, P.J., et Koroglu, R. (2006). Supply chain management : a structured literature review and implications for future research. *International Journal of Operations Production Management*, 26(7), 703–729.

- Blackstone, J.H. et Cox, J.F. (1998). *APICS dictionary*. APICS, The Educational Society for Resource Management.
- Bouzarour-Amokrane, Y., Tchangani, A., et Peres, F. (2015). A bipolar consensus approach for group decision making problems. *Expert Systems with Applications*, 42(3), 1759 – 1772.
- Brans, J.P. (1982). L'ingénierie de la décision, l'élaboration d'instruments d'aide à la décision. *Colloque sur l'Aide à la Décision. Faculté des Sciences de l'Administration, Université Laval*.
- Brans, J., Vincke, P., et Mareschal, B. (1986). How to select and how to rank projects : The promethee method. *European Journal of Operational Research*, 24(2), 228 – 238. *Mathematical Programming Multiple Criteria Decision Making*.
- Cabrerizo, F.J., Herrera-Viedma, E., et Pedrycz, W. (2013). A method based on pso and granular computing of linguistic information to solve group decision making problems defined in heterogeneous contexts. *European Journal of Operational Research*, 230(3), 624 – 633.
- Cárdenas-Barrón, L.E. (2007). Optimizing inventory decisions in a multi-stage multi-customer supply chain : a note. *Transportation Research Part E : Logistics and Transportation Review*, 43(5), 647–654.
- Chamodrakas, I. et Martakos, D. (2012). A utility-based fuzzy topsis method for energy efficient network selection in heterogeneous wireless networks. *Applied Soft Computing*, 12(7), 1929 – 1938. *Soft Computing Approaches in the design of energy-efficient wireless systems*.
- Chan, F.T.S., Kumar, N., Tiwari, M.K., Lau, H.C.W., et Choy, K.L. (2008). Global supplier selection : a fuzzy-ahp approach. *International Journal of Production Research*, 46(14), 3825–3857.
- Charnes, A., Cooper, W.W., et Ferguson, R.O. (1955). Optimal estimation of executive compensation by linear programming. *Management Science*, 1(2), 138–151.
- Charnes, A. et Cooper, W. (1961). *Management Models and Industrial Applications of Linear Programming*. Number vol. 2 in *Management Models and Industrial Applications of Linear Programming*. Wiley.
- Chen, C.T., Lin, C.T., et 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.

## Références bibliographiques

---

- Choudhary, D. et Shankar, R. (2014). A goal programming model for joint decision making of inventory lot-size, supplier selection and carrier selection. *Computers & Industrial Engineering*, 71(0), 1 – 9.
- Christopher, M. (2005). *Logistics and supply chain management : creating value-adding networks*. Pearson education.
- Coombs, C.H. (1958). On the use of inconsistency of preferences in psychological measurement. *Journal of Experimental Psychology*, 55, 1–7.
- Ding, H. (2004). *une approche d'optimisation basée sur la simulation pour la conception des chaînes logistiques : Applications dans les industries automobile et textile*. Thèse de doctorat, Metz.
- Evans, G.W. (1984). An overview of techniques for solving multiobjective mathematical programs. *Management Science*, 30(11), pp. 1268–1282.
- Fénies, P., Gourgand, M., et Tchernev, N. (2004). Une contribution à la mesure de la performance dans la supply chain hospitalière : L'exemple du processus opératoire. In *2ème conférence francophone en Gestion et Ingénierie de Systèmes Hospitaliers (GISEH)*, Mons.
- Fox, M.S. (2002). Integrated supply chain management. Technical report, Enterprise integration laboratory. Working Paper.
- Ganeshan, R. et Harrison, T.P. (1995). An introduction to supply chain management. *Department of Management Science and Information Systems*, 303.
- García, J.T., del Moral, M., Martínez, M., et Herrera-Viedma, E. (2012). A consensus model for group decision making problems with linguistic interval fuzzy preference relations. *Expert Systems with Applications*, 39(11), 10022 – 10030.
- Grubbström, R.W. et Wang, Z. (2003). A stochastic model of multi-level/multi-stage capacity-constrained production–inventory systems. *International Journal of Production Economics*, 81–82(0), 483 – 494. Proceedings of the Eleventh International Symposium on Inventories.
- Guneri, A.F., Yucel, A., et 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.
- Hatami-Marbini, A. et Tavana, M. (2011). An extension of the electre i method for group decision-making under a fuzzy environment. *Omega*, 39(4), 373 – 386.

- Henig, M.I. et Buchanan, J.T. (1996). Solving mcdm problems : Process concepts. *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis*, 5(1), 3–21.
- Herrera, F., Herrera-Viedma, E., et verdegay, J. (1996). A model of consensus in group decision making under linguistic assessments. *Fuzzy Sets and Systems*, 78(1), 73 – 87.
- Herrera-Viedma, E., Alonso, S., Chiclana, F., et Herrera, F. (2007a). A consensus model for group decision making with incomplete fuzzy preference relations. *Fuzzy Systems, IEEE Transactions on*, 15(5), 863–877.
- Herrera-Viedma, E., Chiclana, F., Herrera, F., et Alonso, S. (2007b). Group decision-making model with incomplete fuzzy preference relations based on additive consistency. *Systems, Man, and Cybernetics, Part B : Cybernetics, IEEE Transactions on*, 37(1), 176–189. doi :10.1109/TSMCB.2006.875872.
- Herrera-Viedma, E., Herrera, F., et Chiclana, F. (2002). A consensus model for multi-person decision making with different preference structures. *Systems, Man and Cybernetics, Part A : Systems and Humans, IEEE Transactions on*, 32(3), 394–402.
- Herrera-Viedma, E., Herrera, F., Chiclana, F., et Luque, M. (2004). Some issues on consistency of fuzzy preference relations. *European Journal of Operational Research*, 154(1), 98 – 109. doi :[http://dx.doi.org/10.1016/S0377-2217\(02\)00725-7](http://dx.doi.org/10.1016/S0377-2217(02)00725-7). URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221702007257>.
- Hwang, C., Paidy, S., Yoon, K., et Masud, A. (1980). Mathematical programming with multiple objectives : A tutorial. *Computers & Operations Research*, 7(1–2), 5 – 31.
- Jain, V., Wadhwa, S., et Deshmukh, S.G. (2007). Supplier selection using fuzzy association rules mining approach. *International Journal of Production Research*, 45(6), 1323–1353.
- Kacprzyk, J. et Fedrizzi, M. (1988). A ‘soft’ measure of consensus in the setting of partial (fuzzy) preferences. *European Journal of Operational Research*, 34(3), 316 – 325.
- Kahraman, C., Çevik, S., Ates, N.Y., et Gülbay, M. (2007). Fuzzy multi-criteria evaluation of industrial robotic systems. *Computers & Industrial Engineering*, 52(4), 414 – 433.
- Kannan, D., de Sousa Jabbour, A.B.L., et Jabbour, C.J.C. (2014). Selecting green suppliers based on gscm practices : Using fuzzy topsis applied to a brazilian electronics company. *European Journal of Operational Research*, 233(2), 432 – 447. Eco-Efficient Green Supply Chain Management.
- Kannan, G. et Haq, A.N. (2007). Analysis of interactions of criteria and sub-criteria for the selection of supplier in the built-in-order supply chain environment. *International Journal of Production Research*, 45(17), 3831–3852.

## Références bibliographiques

---

- Khorramshahgol, R., Tamiz, M., et Al-Hussain, R. (2014). Application of goal programming to swap analysis in oil industry. *Journal of Information and Optimization Sciences*, 35(1), 73–91.
- Kim, T., Hong, Y., et Lee, J. (2005). Joint economic production allocation and ordering policies in a supply chain consisting of multiple plants and a single retailer. *International Journal of Production Research*, 43(17), 3619–3632.
- Kleindorfer, P.R. et Saad, G.H. (2005). Managing disruption risks in supply chains. *Production and Operations Management*, 14(1), 53–68.
- Kuhn, T.S. (1983). La structure des révolutions scientifiques. *Paris : Flammarion*.
- Lai, Y.J., Liu, T.Y., et Hwang, C.L. (1994). Topsis for modm. *European Journal of Operational Research*, 76(3), 486 – 500. Facility Location Models for Distribution Planning.
- Levenshtein, V.I. (1966). Binary codes capable of correcting deletions, insertions, and reversals. Technical Report 8.
- Liao, C.N. et Kao, H.P. (2014). An evaluation approach to logistics service using fuzzy theory, quality function development and goal programming. *Computers & Industrial Engineering*, 68(0), 54 – 64.
- Lockett, G. (1984). Beyond the model an or/ms paradigm for the future. *Applications of Management Science (R. SCHULTZ, Ed.)*. Elsevier, New York.
- Malone, T.W. et Crowston, K. (1994). The interdisciplinary study of coordination. *ACM Comput. Surv.*, 26(1), 87–119.
- Martel, J.M. et Aouni, B. (1990). Incorporating the decision-maker's preferences in the goal-programming model. *Journal of the Operational Research Society*, 1121–1132.
- Mata, F., Martinez, L., et Herrera-Viedma, E. (2009). An adaptive consensus support model for group decision-making problems in a multigranular fuzzy linguistic context. *Fuzzy Systems, IEEE Transactions on*, 17(2), 279–290.
- Mehrjerdi, Y.Z. (2013). Group decision making process for rfid-based system selection using fuzzy topsis approach. *Artificial Intelligence Research*, 2(3).
- Min, H. et Storbeck, J. (1991). On the origin and persistence of misconceptions in goal programming. *Journal of the Operational Research Society*, 301–312.
- Munda, G. (1993). Multiple-criteria decision aid : Some epistemological considerations. *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis*, 2(1), 41–55.

- Munro, M. et Aouni, B. (2012). Group decision makers' preferences modelling within the goal programming model : An overview and a typology. *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis*, 19(3-4), 169–184.
- Munson, C. et Rosenblatt, M. (2001). Coordinating a three-level supply chain with quantity discounts. *IIE Transactions*, 33(5), 371–384.
- Nazam, M., Ahmad, J., Javed, M.K., Hashim, M., et Yao, L. (2014). Risk-oriented assessment model for project bidding selection in construction industry of pakistan based on fuzzy ahp and topsis methods. In *Proceedings of the Eighth International Conference on Management Science and Engineering Management*, 1165–1177. Springer.
- Noor-E-Alam, M., Lipi, T.F., Hasin, M.A.A., et Ullah, A. (2011). Algorithms for fuzzy multi expert multi criteria decision making (me-mcdm). *Knowledge-Based Systems*, 24(3), 367 – 377.
- Onut, S., Kara, S.S., et Isik, E. (2009). Long term supplier selection using a combined fuzzy mcdm approach : A case study for a telecommunication company. *Expert Systems with Applications*, 36(2, Part 2), 3887 – 3895.
- Piplani, R. et Fu, Y. (2005). A coordination framework for supply chain inventory alignment. *Journal of Manufacturing Technology Management*, 16(6), 598–614.
- Pongpeng, J. et Liston, J. (2003). A multicriteria model's survey : state of the art and some necessary capabilities of future models. *Construction Management and Economics*, 21(7), 665–670.
- Roy, B. (1985). *Méthodologie multicritère d'aide à la décision*. Economica.
- Sevkli, M., Lenny Koh, S., Zaim, S., Demirbag, M., et Tatoglu, E. (2008). Hybrid analytical hierarchy process model for supplier selection. *Industrial Management & Data Systems*, 108(1), 122–142.
- Sharif Ullah, A. (2005). A fuzzy decision model for conceptual design. *Systems Engineering*, 8(4), 296–308.
- Sharma, S. et Balan, S. (2013). An integrative supplier selection model using taguchi loss function, topsis and multi criteria goal programming. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 24(6), 1123–1130.
- Silva, A.F.D., Marins, F.A.S., et Montevechi, J.A.B. (2013). Multi-choice mixed integer goal programming optimization for real problems in a sugar and ethanol milling company. *Applied Mathematical Modelling*, 37(9), 6146 – 6162.

## Références bibliographiques

---

- Simatupang, T.M. et Sridharan, R. (2002). The collaborative supply chain. *The International Journal of Logistics Management*, 13(1), 15–30.
- Simchi-Levi, D., Kaminsky, P., et Simchi-Levi, E. (2003). *Designing and Managing the Supply Chain : Concepts, Strategies, and Case Studies*. Irwin/McGraw-Hill series in operations and decision sciences. McGraw-Hill/Irwin.
- Singh, R.K. et Benyoucef, L. (2012). Fuzzy logic and interval arithmetic-based tophis method for multicriteria reverse auctions. *Service Science*, 4(2), 101–117.
- Singh, R. et Benyoucef, L. (2013). A consensus based group decision making methodology for strategic selection problems of supply chain coordination. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 26(1), 122 – 134.
- Skjoett-Larsen, T. (2000). European logistics beyond 2000. *International Journal of Physical Distribution Logistics Management*, 30(5), 377–387.
- Tan, K.C. (2001). A framework of supply chain management literature. *European Journal of Purchasing & Supply Management*, 7(1), 39 – 48.
- Tanino, T. (1984). Fuzzy preference orderings in group decision making. *Fuzzy Sets and Systems*, 12(2), 117 – 131. doi :[http://dx.doi.org/10.1016/0165-0114\(84\)90032-0](http://dx.doi.org/10.1016/0165-0114(84)90032-0). URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0165011484900320>.
- Temur, G., Kaya, T., et Kahraman, C. (2014). Facility location selection in reverse logistics using a type-2 fuzzy decision aid method. In C. Kahraman et B. Oztaysi (eds.), *Supply Chain Management Under Fuzziness*, volume 313 of *Studies in Fuzziness and Soft Computing*, 591–606. Springer Berlin Heidelberg.
- Thierry, C., Thomas, A., Bel, G., et al. (2008). La simulation pour la gestion des chaînes logistiques.
- Tian, J., Yu, D., Yu, B., et Ma, S. (2013). A fuzzy tophis model via chi-square test for information source selection. *Knowledge-Based Systems*, 37(0), 515 – 527.
- Umeda, S. et Jones, A. (1998). An integration test-bed system for supply chain management. In *Simulation Conference Proceedings, 1998. Winter*, volume 2, 1377–1385 vol.2.
- van der Rhee, B., Verma, R., et Plaschka, G. (2009). Understanding trade-offs in the supplier selection process : The role of flexibility, delivery, and value-added services/support. *International Journal of Production Economics*, 120(1), 30 – 41. Special Issue on Operations Strategy and Supply Chains Management.

- Venkata Rao, R. (2008). Evaluating flexible manufacturing systems using a combined multiple attribute decision making method. *International Journal of Production Research*, 46(7), 1975–1989.
- Verwijmeren, M., van der Vlist, P., et van Donselaar, K. (1996). Networked inventory management information systems : materializing supply chain management. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 26(6), 16–31.
- Wang, T.C. et Chang, T.H. (2007). Application of topsis in evaluating initial training aircraft under a fuzzy environment. *Expert Systems with Applications*, 33(4), 870 – 880.
- Wang, Y.M. et Luo, Y. (2010). Integration of correlations with standard deviations for determining attribute weights in multiple attribute decision making. *Math. Comput. Model.*, 51(1-2), 1–12.
- Wu, W.Y., Sukoco, B.M., Li, C.Y., et Chen, S.H. (2009). An integrated multi-objective decision-making process for supplier selection with bundling problem. *Expert Systems with Applications*, 36(2, Part 1), 2327 – 2337.
- Xu, L. et Beamon, B.M. (2006). Supply chain coordination and cooperation mechanisms : An attribute-based approach. *Journal of Supply Chain Management*, 42(1), 4–12.
- Yager, R. (1988). On ordered weighted averaging aggregation operators in multicriteria decision making. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, 18(1), 183–190.
- Yao, M.J. et Chiou, C.C. (2004). On a replenishment coordination model in an integrated supply chain with one vendor and multiple buyers. *European Journal of Operational Research*, 159(2), 406 – 419. *Supply Chain Management : Theory and Applications*.
- Yokoyama, M. (2002). Integrated optimization of inventory-distribution systems by random local search and a genetic algorithm. *Computers & Industrial Engineering*, 42(2–4), 175 – 188.
- Zadeh, L. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3), 338 – 353.
- Zadrozny, S. (1997). An approach to the consensus reaching support in fuzzy environment. In J. Kacprzyk, H. Nurmi, et M. Fedrizzi (eds.), *Consensus Under Fuzziness*, volume 10 of *International Series in Intelligent Technologies*, 83–109. Springer US.
- Zeleny, M. (1981). The pros and cons of goal programming. *Computers & Operations Research*, 8(4), 357 – 359.

## Références bibliographiques

---

- Zeydan, M. et Çolpan, C. (2009). A new decision support system for performance measurement using combined fuzzy topsis/dea approach. *International Journal of Production Research*, 47(15), 4327–4349.
- Zouggari, A. et Benyoucef, L. (2012). Simulation based fuzzy topsis approach for group multi-criteria supplier selection problem. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 25(3), 507 – 519.



---

# Index des illustrations

---

|       |  |    |
|-------|--|----|
| I.1   | Différents flux et entités dans une chaîne logistique . . . . .                          | 10 |
| II.1  | Illustration de notre problématique . . . . .  | 24 |
| III.1 | Les relations entre les trois composantes du modèle décisionnel d'Aouni (1998) . . . . . | 30 |
| III.2 | Fonction d'appartenance triangulaire . . . . .   | 35 |
| III.3 | Fonction d'appartenance trapézoïdale . . . . .   | 36 |
| III.4 | Fonctions d'appartenances trapézoïdales floues pour les décideurs . . . . .              | 38 |
| III.5 | $\alpha$ -coupe . . . . .  | 38 |
| III.6 | Le processus du consensus adapté de Herrera-Viedma et al. (2002) . . . . .               | 41 |
| III.7 | Fonctions d'appartenances trapézoïdales pour le traitement de l'information . . . . .    | 42 |
| III.8 | Le processus de consensus de Noor-E-Alam et al. (2011) . . . . .                         | 43 |
| III.9 | Exemple de fonction de satisfaction . . . . .  | 49 |
| V.1   | Fonction de satisfaction de $C_1$ . . . . .  | 70 |
| V.2   | Fonction de satisfaction de $C_2$ . . . . .  | 70 |
| V.3   | Fonction de satisfaction de $C_3$ . . . . .  | 71 |
| V.4   | Fonction de satisfaction de $C_4$ . . . . .  | 71 |



---

## Index des tableaux

---

|   |    |
|---|----|
| IV.1 Ensemble des quantificateurs . . . . .   | 58 |
| IV.2 Préférences des décideurs $ST_s$ . . . . .   | 58 |
| IV.3 Probabilités pour les différents quantificateurs $G_s^j$ pour tous les critères et l'alternative $A_1$ . . . . .                             | 59 |
| IV.4 $\omega_s^j$ pour tous les critères et l'alternative $A_1$ . . . . .   | 59 |
| IV.5 Constante de transfert de possibilité $D$ et possibilité $T_s^j$ pour tous les critères, l'alternative $A_1$ et le décideur $ST_1$ . . . . . | 59 |
| IV.6 Nombres flous trapézoïdaux $TrFN$ et valeurs $I_r$ pour tous les critères, l'alternative $A_1$ et le décideur $ST_1$ . . . . .               | 60 |
| IV.7 Mesure de conformité $H_t^j$ pour tous les critères et tous les décideurs pour l'alternative $A_1$ . . . . .                                 | 60 |
| IV.8 Matrice des préférences collectives floues . . . . .   | 60 |
| IV.9 Matrice ordinaire des préférences collectives . . . . .  | 61 |
| IV.10 Préférences collectives floues et pondérées pour le critère $C_1$ . . . . .   | 61 |
| IV.11 Distance et coefficient de proximité de chaque alternative $A_i$ . . . . .  | 61 |
| V.1 Solution collective des décideurs . . . . .   | 66 |
| V.2 Rangs des alternatives pour $C_1$ dans les solutions individuelles et collectives   | 66 |
| V.3 La différence des rangs des décideurs avec la solution collective ( $P_i^c - P_i^t$ )   | 66 |
| V.4 Degré de proximité des différentes alternatives pour le critère $C_1$ . . . . .   | 67 |
| V.5 Degré de consensus des différents critères . . . . .  | 67 |

---

|      |   |    |
|------|---|----|
| V.6  | Mesure de consensus des différents critères dans la <i>première</i> itération du consensus . . . . .        | 67 |
| V.7  | Mesures de proximité pour différents $ST_s$ . . . . .   | 67 |
| V.8  | Mesure de consensus des différents critères dans la <i>dernière</i> itération du consensus . . . . .        | 68 |
| V.9  | Solution collective des $ST_s$ utilisant l'opérateur <i>neat OWA</i> au dernier tour du consensus . . . . . | 68 |
| V.10 | Les déviations positives et négatives avec leurs fonctions de satisfaction de $A_1$ . . . . .               | 69 |
| V.11 | Classement de chaque décideur $ST_t$ . . . . .  | 72 |
| V.12 | Distances entre les solutions individuelles et collectives . . . . .  | 73 |
| VI.1 | Préférences collectives floues et pondérées pour le critère $C_1$ . . . . .                                 | 82 |
| VI.2 | Distance et coefficient de proximité de chaque alternative $A_i$ . . . . .                                  | 83 |



## Développement d'une approche floue multicritère d'aide à la coordination des décideurs pour la résolution des problèmes de sélection dans les chaînes logistiques

Dans le cadre de cette thèse, notre objectif est de développer une approche multicritère d'aide à la coordination des décideurs pour la résolution des problèmes de sélection dans les chaînes logistiques. En effet, nous considérons le cas où nous avons  $k$  décideurs/experts qui cherchent à classer un ensemble de  $m$  alternatives/choix notées  $A_1, \dots, A_m$  évaluées en termes de  $n$  critères conflictuels notés  $C_1, \dots, C_n$ . L'ensemble des données manipulées est flou. Chaque décideur est amené à exprimer ses préférences pour chaque alternative par rapport à chaque critère à travers une matrice dite *matrice de préférence*. Notre approche comprend principalement deux phases, respectivement une phase de *consensus* qui consiste à trouver un accord global entre les décideurs et une phase de *classement* qui traite le problème de classement des différentes alternatives. Comme résultats, pour la première phase, nous avons adapté deux mécanismes de consensus, le premier est basé sur l'*opérateur neat OWA* et le second sur *la mesure de possibilité*. De même, nous avons développé un nouveau mécanisme de consensus basé sur la programmation par but (goal programming). Pour la phase de classement, nous avons adapté dans un premier temps la méthode TOPSIS et dans un second, le modèle de goal programming avec des fonctions de satisfaction. Pour illustrer l'applicabilité de notre approche, nous avons utilisé différents problèmes de sélection dans les chaînes logistiques comme la sélection des systèmes de formation, la sélection des fournisseurs, la sélection des robots et la sélection des entrepôts.

**Mots-clefs :** Consensus, Multi-décideur, Multicritère, Problème de sélection, Mesure de possibilité, Neat OWA, TOPSIS floue, Goal Programming, Fonction de satisfaction.

---

### Multi-criteria group decision making approach for the selection problem

This thesis presents a development of a multi-criteria group decision making approach to solve the selection problems in supply chains. Indeed, we start in the context where a group of  $k$  decision makers/experts, is in charge of the evaluation and the ranking of a set of potential  $m$  alternatives. The alternatives are evaluated in fuzzy environment while taking into consideration both subjective (qualitative) and objective (quantitative)  $n$  conflicting criteria. Each decision maker is brought to express his preferences for each alternative relative to each criterion through a fuzzy matrix called *preference matrix*. We have developed three new approaches for manufacturing strategy, information system and robot selection problem ;

1. Fuzzy consensus-based possibility measure and goal programming approach.
2. Fuzzy consensus-based neat OWA and goal programming approach.
3. Fuzzy consensus-based goal programming and TOPSIS approach.

Finally, a comparison of these three approaches is conducted and thus was able to give recommendations to improve the approaches and provide decision aid to the most satisfying decision makers.

**Keywords :** Consensus, Group decision makers, Multi-criteria, Selection problems, Possibility measure, Neat OWA, Fuzzy TOPSIS, Goal programming, Satisfaction function.