

T.C. GALATASARAY ÜNİVERSİTESİ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ÇOK AMAÇLI BULANIK 0-1 PROGRAMLAMA İLE
ESNEK İMALAT SİSTEMİ (EİS) SEÇİMİ
(LA SELECTION D'UN SYSTEME DE PRODUCTION FLEXIBLE (SPF) PAR LA
PROGRAMMATION LINEAIRE BOOLEENNE FLOUE)

YÜKSEK LİSANS TEZİ

End.Müh. Onur KUZGUNKAYA

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 22 Mayıs 2000

Tezin Savunulduğu Tarih : 8 Haziran 2000

Tez Danışmanı : Doç.Dr. E. Ertuğrul KARSAK

Diğer Jüri Üyeleri : Prof. Dr. Ethem TOLGA

Prof. Dr. Nahit SERARSLAN

975 10
E. Karak 18/07/2000

21/08/2000

HAZİRAN 2000

T.C. YÜKSEKÖĞRETİM KURULU
DOKÜMANTASYON MERKEZİ

Préface

Dans cette étude on a examiné les travaux faites pour la justification des technologies de production modernes dans la littérature scientifique et on a proposé une nouvelle méthode qui arrive à couvrir les points manquants des autres méthodes proposées jusqu'à maintenant.

Ce projet consiste de trois chapitres principaux. Dans le premier chapitre, on fait une introduction au sujet et on cite les méthodes développées jusqu'à maintenant. A la suite de cette introduction, on explique la programmation linéaire floue qui forme les bases de notre procédure de prise de décision. Après avoir expliqué notre procédure, on a réalisé une application numérique en se servant des logiciels de EXCEL et LINDO. Ensuite les différents commentaires sur les résultats ont été remarquées.

Toutes ces travaux faites pour réaliser cette thèse exigeaient beaucoup de recherche, d'analyse et une grande rigueur. Je voudrais remercier à Doç. Dr. Ertuğrul Karsak qui m'a donné tout ces qualités et qui a consacré son temps à n'importe quel moment je demandais. Dernièrement je voudrais remercier à ma famille qui m'a toujours supporté pendant toute ma vie scolaire.

Table des Matières

	<u>page</u>
Préface	ii
Tables des Matières	iii
Liste des Figures	iv
Liste des Tableaux	v
Resumé	vi
Özet	viii
1. Introduction	1
2. Méthodes de Justification des Systèmes de Production Flexible	4
2.1. L'approche Economique	5
2.2. L'approche Stratégique	7
2.3. L'approche Analytique	8
3. La Programmation Linéaire Floue	14
3.1. La Programmation Linéaire par des Contraintes Floues	15
3.2. La Programmation Linéaire par des Coefficients Flous	18
3.3. La Programmation Linéaire Floue en Nombres Entiers	19
3.4. Modèles Hybrides	22
4. La Procédure de Prise de Décision	25
5. Application Numérique	31
6. Conclusion	35
Bibliographie	38
Appendice A	43
Appendice B	45
Biographie	49

Liste des Figures

	<u>page</u>
Figure 2.1 Classification des méthodes de justification des SPF	5



Liste des Tableaux

	<u>page</u>
Tableau 2.1 Profits stratégiques des SPF	6
Tableau 5.1 Les données hypothétiques du modèle	32
Tableau 5.2 Les degrés d'importance des objectives	32
Tableau 5.3 Résultats de la première phase	33
Tableau 5.4 Solution non-dominée pour le problème de sélection des SPF	34



Résumé

Récemment, la croissance de la compétitivité en production à cause de la globalisation, a forcé les sociétés de production à augmenter leurs types de produits et à répondre aux demandes du marché dans le court terme. Les Ateliers Flexibles (AF) assure les moyens pour atteindre ces objectifs. Les robots, les machines à CN, les véhicules de manutention automatisées sont des composants principaux de ces systèmes. Grâce aux AF, on atteint à une augmentation de nombre de produits, diminution des coûts de préparation et diminution de stock des demi produits. Mais, dû au nécessité d'investir une grande quantité de capital pour installer ces systèmes, il faut envisager tous ses avantages afin de décider l'investissement.

Il existe plusieurs méthodes afin d'évaluer les alternatives d'AF. On peut grouper les méthodes de justification en trois groupes: méthodes économiques, stratégiques et analytiques.

Les méthodes d'analyse économique sont des méthodes classiques de l'économie d'ingénierie comme la valeur actuelle nette (VAN), le taux de rentabilité interne. Ces méthodes sont populaires depuis longtemps dans le sujet de justification des investissements car il est relativement plus facile d'obtenir des données et la démarche de ces méthodes est facilement compréhensible par tout le monde.

Les méthodes de justification stratégique sont utilisés avec les méthodes économiques ou analytiques et moins de donnée est nécessaire pour ces méthodes. L'avantage principal de ces méthodes est d'utiliser les objectifs générales de l'entreprise.

Les méthodes analytiques exigent plus de données et ils sont plus complexes que les méthodes économiques. L'incertitude de l'avenir et la multiobjectivité peuvent être introduites dans ces méthodes. Un autre avantage de ces méthodes est de pouvoir

introduire des critères subjectives au modèle. Analyse de valeur, les analyses d'évaluation par points et la modélisation mathématique sont des applications principaux des méthodes analytiques.

Toutes ces travaux faites introduisent les profits qualitatifs et quantitatifs des AF lors du process de justification. Malgré les contributions subies par ces articles, il n'est pas possible d'introduire la nature incertain des investissements futurs et les fluctuations de la demande. La théorie des sous-ensembles flous est un des outils efficaces afin d'introduire l'incertitude dans ces modèles.

Dans cette thèse, les alternatives de AF se sont évaluées en intégrant leurs profits économiques et stratégiques en utilisant la programmation floue booléenne linéaire à plusieurs objectifs. A la suite d'une algorithmne de résolution présentée, une application numérique a été réalisée pour illustrer le procédure.

Grâce au modèle présenté dans cette recherche, il est possible d'introduire la nature incertain des investissements futurs par des nombres floues, y intégrer les profits quantitatifs et en même temps stratégiques par des variables floues linguistiques et augmenter le rôle du décideur dans le process en lui donnant la possibilité de donner les degrés d'importance des objectifs.

Özet

Günümüzde küreselleşmeyle birlikte artan rekabet, üretim sektöründe faaliyet gösteren firmaları ürün çeşitlerini artırmaya ve talepteki değişimlere zamanında cevap verebilecek ve yüksek kalitede ürün elde edecek şekilde imalat yapmaya zorlamıştır. Esnek İmalat Sistemleri (EİS) üreticilerin bu ölçütleri yakalamasını sağlayan sistemlerdir. Bu tür sistemler robotlar, bilgisayar kontrollü tezgahlar, otomatik malzeme taşıma sistemleri, yönetici bilgisayarlar gibi yüksek teknoloji bileşenlerinden oluşur. EİS sayesinde ürün çeşitliliği, yüksek kalite, hazırlık maliyetlerinde azalma ve yarı mamul stok seviyesinin düşmesi sağlanır. Ancak ileri teknoloji yatırımlarının yüksek maliyetli olması sebebiyle yatırım kararı verilirken elde edilen faydaların tamamının dikkate alınması ve değerlendirilmesi gerekir.

Son yıllarda EİS'lerin değerlendirilmesi ve seçilmesi ile ilgili çok sayıda bilimsel makale hazırlanmıştır. Literatürde ileri teknoloji yatırımlarını değerlendirmek için önerilen yöntemler ekonomik, stratejik ve analitik yöntemler olmak üzere üç ana grupta toplanabilir.

Geri ödeme süresi, iskontolanmış nakit akışı analizi, fayda/maliyet analizi ve yatırımın getirisi (ROI) gibi teknikleri içeren ekonomik yöntemler ileri imalat teknolojilerinin değerlendirilmesinde yaygın kullanım görmektedir. Pratikte bu tekniklerin kullanılmasının temel nedeni veri toplamanın ve uygulamanın kolay ve herkes tarafından rahatça anlaşılabilir olmasıdır. Ancak bu tür yaklaşımların, ekonomik olmayan ve stratejik etmenleri değerlendirme dışında tutması gibi önemli bir dezavantajı mevcuttur. Bu yöntemlerin bir diğer olumsuzluğu da böylesine önemli yatırımları tek bir açıdan değerlendirmesi ve ileri imalat sistemlerinin birden fazla olan faydalarını göz ardı etmesidir. Son yıllarda ekonomik yöntemlerde stratejik faydaları da ölçülebilir nakit akışına dönüştürme çalışmaları yapılmıştır. Bulanık kümeler teorisi bu

alışmaların yapılmasında kullanılan önemli araçlardan biridir. Bu tür güncel yöntemlere literatürde modifiye edilmiş iskontolu nakit akış analizi adı verilmektedir.

Stratejik değerdendirme yöntemleri, ekonomik ve analitik yöntemlere göre daha az teknik veri içerir ve daha çok bu yöntemlerle beraber kullanılır. Stratejik yaklaşımın avantajı, analizin işletmenin direkt olarak hedeflerine göre yapılmasıdır. Sadece uzun vadeli hedeflere göre değerdendirilme yapılması stratejik yaklaşımların en önemli dezavantajıdır; bu nedenle stratejik yaklaşımla değerdendirilme yapıldığında beraberinde analitik veya ekonomik değerdendirme de uygulanmalıdır.

Analitik yaklaşım, ağırlıklı olarak kantitatif bir yapıya sahip olmakla birlikte ekonomik yöntemlerden daha karmaşıktır ve daha fazla veriye gereksinim gösterir. Ayrıca belirsizlik ve birden çok ölçüt analitik yöntemler kullanıldığında modele dahil edilebilir. Analitik yöntemlerin avantajı daha gerçekçi, birçok etmeni dikkate alan ve aynı zamanda sübjektif ölçütleri de içeren modellerin kurulabilmesidir. Analitik yöntemlere örnek olarak risk analizi, değerd analizi, derecelendirme yöntemleri ve matematik programlama yöntemleri verilebilir.

1980’li yıllarda tek hedef fonksiyonlu matematik modelleme çalışmaları ve çeşitli derecelendirme yöntemleri uygulamaları literatürde yer almıştır. Derecelendirme yöntemi olarak en çok kullanılan yöntemlerden biri Analitik Hiyerarşı Sürecidir (AHP). Analitik hiyerarşı sürecinde ileri imalat sistemi alternatifleri, belli bir hiyerarşı ile düzenlenen ölçütlere göre yapılan ikili karşılaştırmalarla aralarında değerdendirilerek sıralandırılır.

Analitik yöntemlerin bir diğerd uygulaması da matematik programlama yöntemleridir. EİS’lerin değerdendirilmesinde matematik programlama uygulamalarının ilk örneklerinden birinde, üretim sistemindeki her faaliyet ve ileri teknoloji avantajları nakit akışına çevrilerek, bir sermaye bütçeleme modeliyle tek amaç fonksiyonu olan kâr fonksiyonu maksimize edilmiştir. Sonraki yıllarda tek amaç fonksiyonlu modeller yerine çok amaçlı karar verme modelleriyle oluşturulan ileri imalat sistemi alternatifleri seçimi çalışmaları literatürde görölmektedir. Yine çok amaçlı karar verme

modellerinden biri olan hedef programlama ve AHP'nin birlikte kullanılmasıyla EİS sistem seçimine bir yaklaşım geliştirilmiştir. Son yıllarda yaygın kullanım gören veri zarflama analizi (VZA) yöntemi de EİS alternatifleri seçiminde kullanılmıştır. Yukarıda bahsedilen matematik programlama çalışmalarının getirmek istediği yenilik genelde ileri imalat teknolojilerinin, kalitatif veya kantitatif tüm faydalarını değerlendirmeye almaktır. Ancak bu çalışmalardaki en önemli eksiklik, küreselleşmenin de etkisiyle artan rekabet sonucunda oluşan fiyat ve talep belirsizliklerinin modellere yansıtılamamış olmasıdır.

Literatürde gelecek yatırımların belirsizliği, talep dalgalanmaları ve fiyatların değişkenliğini yansıtan modeller sayıca oldukça azdır. Bu tür belirsizlikleri matematik modellemede kullanabilmek için genelde bulanık kümeler teorisinden faydalanılmıştır. Bu çalışmada, çok amaçlı 0-1 bulanık programlama yaklaşımı kullanılarak, EİS alternatiflerinin stratejik ve ekonomik faydaları verilerin içerdiği belirsizlik de dikkate alınarak değerlendirilmiştir.

Bulanık doğrusal modelleme ilk olarak Zimmermann (1978) tarafından ortaya atılmıştır. Bulanık doğrusal programlama bulanık bir ortamda kararın özel bir halidir; buna temel oluşturan tanım Bellman ve Zadeh (1970) tarafından yapılmıştır.

Klasik bir doğrusal programlama formülasyonu aşağıdaki şekilde ifade edilir:

$$\text{Min} \quad \mathbf{z} = \mathbf{c}'\mathbf{x}$$

Kısıtlar:

$$\mathbf{Ax} \leq \mathbf{b}, \quad (1)$$

$$\mathbf{x} \geq \mathbf{0}.$$

Bu modelin bulanık formülasyonu ise aşağıda verilmiştir:

x_i bul öyle ki:

$$\begin{aligned} \mathbf{c}'\mathbf{x} &\lesssim \mathbf{z}_0 \\ \mathbf{Ax} &\lesssim \mathbf{b} \\ \mathbf{x} &\geq \mathbf{0} \end{aligned} \quad (2)$$

Burada $\mathbf{z}_0$ amaç fonksiyonu için belirlenen hedefi ifade etmekte, $\lesssim$ işareti de eşitsizliğin bulanık olduğunu göstermektedir. Bir başka deyişle amaç fonksiyonu için bir hedef belirlenmiş olup, karar verici bu hedeften belli oranda sapmaları kabul etmektedir. Bunun için bu fonksiyonlar bulanık kümeler teorisinde kullanılan üyelik fonksiyonları ile aşağıdaki şekilde ifade edilir.

$$\begin{aligned} \mu_i : \mathbf{R}^n &\rightarrow (0,1] \\ \mu_i(x) &= \begin{cases} 1 & \text{eğer } c_i x \leq z_0 \text{ ise} \\ 1 - (c_i x - z_0) / d_i & \text{eğer } z_0 \leq c_i x \leq z_0 + d_i \text{ ise} \\ 0 & \text{eğer } c_i x \geq z_0 + d_i \text{ ise} \end{cases} \end{aligned} \quad (3)$$

Bellman ve Zadeh'in kararın maksimize edilmesi ilkesine dayanarak:

$$\mu_D(x^*) = \max_x \min_i [\mu_1(x), \dots, \mu_m(x)] \quad (4)$$

Buradan hareketle, model klasik doğrusal programlama formülasyonuna aşağıdaki şekilde dönüştürülür:

Max λ

Kısıtlar:

$$\begin{aligned} \lambda &\leq 1 - (c_i x - z_0) / d_i \quad i \in M, \\ 0 &\leq \lambda \leq 1 \\ x_j &\geq 0 \end{aligned} \quad (5)$$

Bu çalışmada, EİS alternatifleri çok amaçlı 0-1 bulanık programlama yaklaşımı kullanılarak değerlendirilmiştir. Modelde hedefler arasında önem derecesi belirlenmiş ve stratejik hedefler de göz önüne alınarak en uygun alternatifin seçilmesi sağlanmıştır. Sunulan modelden sonra sayısal bir uygulama gerçekleştirilmiştir.

EİS alternatifleri X_i , bu alternatiflerin değerlendirileceği ölçüt kümesi de C ile ifade edilsin. C kümesinde bulunan Z_i maksimize edilecek, W_i de minimize edilecek ölçütler olsun.

$$X_i = \begin{cases} 1 & , \text{eğer } i. \text{ alternatif seçilirse} \\ 0 & , \text{aksi halde} \end{cases}$$

Bu ölçütler EİS alternatiflerinin seçiminde dikkate alınacaktır. Her ölçütün önem derecesini belirlemek için "yüksek", "orta", "düşük" gibi sözel değişkenlerden yararlanılmıştır.

Model formülasyonu aşağıdaki gibidir:

$$\begin{aligned} \text{Max} \quad & \tilde{Z}(x) = (\tilde{c}_1x, \tilde{c}_2x, \dots, \tilde{c}_1x)^T, \\ \text{Min} \quad & \tilde{W}(x) = (\tilde{c}'_1x, \tilde{c}'_2x, \dots, \tilde{c}'_rx)^T, \end{aligned} \tag{6}$$

Kısıtlar:

$$x \in X = \{x \in (0,1) / \tilde{A}x * \tilde{b}, x \geq 0\}$$

$\tilde{C}_k$ ($k=1, \dots, l$), $\tilde{C}'_s$ ($s=1, \dots, r$) n boyutlu vektörler, $\tilde{b}$ m boyutlu vektör, $\tilde{A}$ $m*n$ matris ve $\tilde{A}, \tilde{b}, \tilde{C}'_s, \tilde{C}_k$ nin elemanları bulanık sayılardır. “*” işareti, $\leq, \geq$ ve “=” i ifade eder.

Yukarıda gösterilen model çok amaçlı bulanık tam sayı 0-1 programlama modelidir. Burada amaç fonksiyonundaki ve kısıtlardaki katsayılar bulanık sayılarla ifade edilmekle birlikte kısıtlar da bulanık kısıtlardır.

$(\mathbf{x})_\beta^\alpha$ yukarıdaki problemin bir çözümü olduğunu varsayalım. Burada $\alpha \in [0,1]$ tüm bulanık katsayıların geçerli olduğu bir seviye ve $\beta \in [0,1]$ de katsayıların α seviyesinde geçerli olduğu anda bütün hedefleri sağlayan çözümün uygunluk derecesi olsun. Bellman ve Zadeh'in (1970) birleşme kuralıyla α parametreleri aşağıdaki gibi tanımlanabilir:

$$\alpha = \min_{k,s,i,j} \{ \mu_{\tilde{c}_{kj}}, \mu_{\tilde{c}'_{sj}}, \mu_{\tilde{a}_{ij}}, \mu_{\tilde{b}_i} / k = 1, \dots, l; s = 1, \dots, r; i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n \} \quad (7)$$

Bu da sistemin yapılabilişliğinin, sistemdeki en az geçerli olabilecek elemanın geçerliliğine eşit olması demektir. (7) ifadesi, α katsayısının değeri ne kadar yüksekse üzerindeki sınırlama da o kadar güçlü olduğunu belirtmektedir. Verilen bir α değeri için optimal çözüm aşağıdaki koşul sağlandığında gerçekleşir:

$$\mu_{\tilde{c}_{kj}} = \mu_{\tilde{c}'_{sj}} = \mu_{\tilde{a}_{ij}} = \mu_{\tilde{b}_i} = \alpha \quad (8)$$

Modeldeki tüm bulanık sayılar $(\tilde{P})_\alpha^L$ ve $(\tilde{P})_\alpha^U$, α kesmenin alt ve üst sınırları olsun $((\tilde{P})_\alpha^L \leq (\tilde{P})_\alpha \leq (\tilde{P})_\alpha^U)$. Öyleyse, belirli bir α değeri için maksimize edilecek $\tilde{Z}_k$ ve minimize edilecek $\tilde{W}_k$ hedef fonksiyonlarını, kendilerinin üst ve alt α kesmeleriyle değiştirebiliriz:

Dolyısıyla modeldeki tüm bulanık sayıları, üçgensel bulanık sayılar olarak kabul edersek, $\tilde{P} = (p_1, p_2, p_3)$ bulanık sayısının α kesmesi aşağıdaki gibi aralık şeklinde yazılabilir:

$$(\tilde{P})_{\alpha} = [(\tilde{P})_{\alpha}^L, (\tilde{P})_{\alpha}^U] = [p_1 + (p_2 - p_1)\alpha, p_3 - (p_3 - p_2)\alpha] \quad (9)$$

Modeldeki bulanık sayıları, klasik doğrusal programlamayla çözebilmek amacıyla yapılan bu dönüşüm sayesinde, ayrıca bulanık doğrusal programlama modelini klasik doğrusal modele çevirmemize olanak tanıyan yöntemi kullanarak (6) ifadesi aşağıdaki modele dönüşür :

Max β

Kısıtlar:

$$\begin{aligned} \beta &\leq \mu_{\tilde{Z}_k}^{\alpha}(Z_k) = \left[\sum_{j=1}^n (\tilde{c}_{kj})_{\alpha}^U x_j - (\tilde{Z}_k)_{\alpha}^{-} \right] / [(\tilde{Z}_k)_{\alpha}^{*} - (\tilde{Z}_k)_{\alpha}^{-}] \quad k = 1, \dots, l \\ \beta &\leq \mu_{\tilde{W}_s}^{\alpha}(W_s) = \left[(\tilde{W}_s)_{\alpha}^{-} - \sum_{j=1}^n (\tilde{c}_{sj})_{\alpha}^L x_j \right] / [(\tilde{W}_s)_{\alpha}^{-} - (\tilde{W}_s)_{\alpha}^{*}] \quad s = 1, \dots, r \\ \beta &\in [0, 1] \\ x &\in X_{\alpha} \\ x_j &\in (0, 1) \quad j = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (10)$$

$x \in X_{\alpha}$ kısıt denklem kümesini ifade etmekte; $(\tilde{Z}_k)_{\alpha}^{*}$, $(\tilde{W}_s)_{\alpha}^{*}$ ve $(\tilde{Z}_k)_{\alpha}^{-}$, $(\tilde{W}_s)_{\alpha}^{-}$ sırasıyla ideal ve anti-ideal sonuçları ifade etmektedir. İdeal ve anti-ideal değerler hedefler tek başlarına sistem kısıtları altında maksimize ve minimize edilerek bulunur.

Yukarıda elde edilen çok amaçlı 0-1 bulanık programlama modelinde hedefler eşit derecede önemlidirler. Hedeflerin önem derecesini modele katmak amacıyla bulanık derecelendirme yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntemde, her ölçütün önem derecesi, o ölçütün üyelik fonksiyonuyla "yüksek", "orta", "düşük" gibi önem derecelerinin üyelik fonksiyonunun bileşke fonksiyonlarının alınmasıyla değerlendirilir. (10) ifadesinde, önem dereceleri katıldıktan sonra aşağıdaki ifade elde edilir :

Max β

Kısıtlar:

$$\begin{aligned}
 \beta &\leq \left[\sum_{j=1}^n [c_{kj_3} - (c_{kj_3} - c_{kj_2})\alpha] x_j - (\tilde{Z}_k)_\alpha^- - i_1 ((\tilde{Z}_k)_\alpha^* - (\tilde{Z}_k)_\alpha^-) \right] / [((\tilde{Z}_k)_\alpha^* - (\tilde{Z}_k)_\alpha^-)(i_2 - i_1)] \\
 &, k = 1, \dots, l \\
 \beta &\leq \left[(\tilde{W}_s)_\alpha^- - \sum_{j=1}^n [c'_{sj_1} + (c'_{sj_2} - c'_{sj_1})\alpha] x_j - i_1 ((\tilde{W}_s)_\alpha^- - (\tilde{W}_s)_\alpha^*) \right] / [((\tilde{W}_s)_\alpha^- - (\tilde{W}_s)_\alpha^*)(i_2 - i_1)] \\
 &, s = 1, \dots, r \\
 [a_{ij_1} + (a_{ij_2} - a_{ij_1})\alpha] x_j &\leq b_{i3} - (b_{i3} - b_{i2})\alpha, \quad i = 1, \dots, m_1, m_2 + 1, \dots, m \\
 [a_{ij_3} - (a_{ij_3} - a_{ij_2})\alpha] x_j &\geq b_{i1} + (b_{i2} - b_{i1})\alpha, \quad i = m_1 + 1, \dots, m_2, m_2 + 1, \dots, m \\
 \beta &\in [0, 1] \\
 x_j &\in (0, 1) \quad j = 1, \dots, n
 \end{aligned} \tag{11}$$

(11) ifadesinde de görüldüğü gibi, çok amaçlı 0-1 bulanık tamsayı modeli, klasik doğrusal modele dönüştürüldüğünde doğrusal olmayan bir model elde edilmektedir. Elde edilen bu model bir algoritma yardımıyla çözülmüştür. Bu algorithmada amaç α değerini parametre olarak alıp β 'ya en yakın halini bulmaktır ; bu noktada optimal α ve β değerleri elde edilmektedir.

Bu çalışmada önerilen model, en uygun esnek imalat sistemi (EİS) alternatifinin seçildiği bir uygulamada kullanılmıştır. Uygulamada, hipotetik sekiz farklı EİS alternatifinin değerlendirilmesinde sekiz farklı ölçüt kullanılmıştır. Bunlar sırasıyla:

- W_1 : ilk yatırım maliyetini düşürmek,
- W_2 : kullanılan alanı minimize etmek,
- Z_1 : işçilik maliyetleri indiriminde belli bir yüzdeyi yakalamak,
- Z_2 : karda tatmin edici bir artış sağlamak,
- Z_3 : yarı mamul stoklarında azalma sağlamak,
- Z_4 : hazırlık maliyetinde azalma sağlamak,
- Z_5 : piyasadaki talebe daha hızlı cevap verebilmek,

Z_6 : kalitede gelişme sağlamak.

Çalışmada geliştirilen çözüm yöntemi kullanılarak, ölçütleri sağlayan en iyi EİS alternatifi seçilmiştir. Bu yöntemin EİS alternatiflerinin seçilmesinde kullanılmasının sebebi, EİS yatırımlarının niteliğinde var olan gelecek yatırımların belirsizliği ve ayrıca sayısallaştırılması güç olan sözel etkenlerin de modele dahil edebilme olanağını sağlamasıdır. Çok amaçlı bulanık programlama yaklaşımı bu tür zorlukları aşmak amacıyla kullanılabilir. Oluşturulan karar modeli herhangi bir yatırım alternatifi değerlendirme problemine de uyarlanabilir.



1- Introduction

Récemment, la croissance de la compétitivité en production à cause de la globalisation, a forcé les sociétés de production à augmenter leurs types de produits et à répondre aux demandes du marché dans le court terme. Les Ateliers Flexibles (AF) assure les moyens pour atteindre ces objectives. Les robots, les machines à commande numérique (CN), les véhicules de manutention automatisées sont des composants principaux de ces systèmes. Grâce aux AF, on atteint à une augmentation de nombre de produits, diminution des coûts de préparation et diminution de stock des demi produits. Mais, dû au nécessité d'investir une grande quantité de capital pour installer ces systèmes, il faut envisager tous ses avantages afin de décider l'investissement.

La forme conventionnelle de la production a deux types d'équipement. La première telle que les chaînes de transfert, sont consacrées à la production en grand quantités d'un seul composant. La spécialisation dans le process permet des coûts unitaires très bas mais empêche aussi la flexibilité. La deuxième, les machines universelles sont parfaites pour une quantité de production très petite mais avec des différents types de produits. Les coûts unitaires sont élevées, mais par contre la flexibilité de process nous permet les changements de conception, des fluctuations de demande et augmentation des types de produits. Aujourd'hui, les systèmes de production tels que les systèmes de production flexibles (SPF, Flexible Manufacturing Systems FMS), conception et production assistée par ordinateur (CAO/CFAO, CAD/CAM), Juste-à-Temps (Just-in-Time (JIT)), nous offre une troisième choix avec plus de flexibilité que les chaînes de transfert et des coûts unitaires inférieures à celle des machines universelles.

Le concept SPF est initialement développé dans le contenu de l'usinage des composants des pièces. D'après Kearney et Trecker [1] SPF est:

“SPF réunit la technologie actuelle des machines à CN, des manutentions de matériel

automatisé et des logiciels et hardware afin de créer un système intégré pour l'ordonnancement aléatoire et automatique des composants palettisés tout au long des postes de travail du système”

SPF se consistent des éléments ci-dessous:

- Un ensemble de machines ou postes de travail qui ont certain degré de flexibilité,
- Un système de manutention de matériel automatisé et flexible, c.à.d. qui permet de déplacer les travaux entre deux n'importe quelle machine,
- Un réseau d'ordinateur superviseur et les microprocesseurs, qui exécutent totalement ou partiellement les tâches suivantes: (i) dirige la mise en route des travaux dans le système, (ii) suivre l'état de tous les travaux en cours pour savoir l'étape suivante, (iii) passer les instructions pour la réalisation de chaque opération dans chaque poste et assurer que les outils correctes sont valable pour le travail, (iv) permettre de suivre la performance des opérations et signaler les problèmes qui exigent d'attention,
- Stockage, localement dans les postes de travail et centrale au niveau du système,
- Les tâches à réaliser dans le système. Dans la plupart des systèmes de machine, les tâches sont montées sur des palets ou des équipements qui ont une capacité limitée. Ceci introduit une contrainte sur le nombre de tâche qu'on peut mettre dans le système en même temps.

Les SPF apportent des avantages considérables par rapport aux systèmes de production en grands lots en réduisant les stocks en-cours et meilleure utilisation des ressources. Si on les compare par rapport aux systèmes conventionnelles, la flexibilité gagnée par les SPF permet de les utiliser pour plusieurs générations de produits et la donne longévité à ces types d'investissements. Au delà de ceci, la technologie nous assure plusieurs d'autres avantages tels que meilleure qualité produit, réduction du niveau de stock et espace utilisé, les délais de livraison plus courtes et plus vite réponses aux changements

du marché.

Dans cette thèse, les alternatives de AF se sont évaluées en intégrant leurs profit économiques et stratégiques en utilisant la programmation floue booléenne linéaire à plusieurs objectives. Dans la deuxième chapitre une étude détaillée est effectuée concernant des méthodes de justification des SPF qui se trouvent dans la littérature. Le troisième chapitre s'agit de la programmation linéaire floue qui va former le base de notre procédure et les différents aspects pour prendre de décision dans un espace flou. La procédure de prise de décision et une algorithmme est présentée en détail dans le quatrième chapitre. Une application numérique du modèle proposé et les conclusions seront exprimés à la suite de ce quatrième chapitre.



2- Méthodes de Justification des Systèmes de Production Flexible

La plus grande majorité des projets de modernisation industrielles sont basées sur la réduction estimée des coûts par rapport au capital investi. Malgré l'utilisation fréquent par les managements actuels, ce n'est pas toujours compatible avec la justification des technologies avancées qui sont relativement chères. Ces types d'approche ne considèrent pas le profit possible provenant de la compétitivité augmentée.

Deux caractéristiques de ces systèmes de production font leurs méthodes de justification plus complexe que les équipements traditionnels. La première, la technologie de ces systèmes sont plus flexible. Cette flexibilité maintient la valeur de ces équipements sur le long terme plutôt de les déprécier. Mais cette notion n'est pas facilement introduite dans les procédures de justification économique simple.

La deuxième caractéristique de ces technologies avancées c'est qu'ils exigent des procédures spéciales pour la justification lorsque leur synergie se réunit. Ceux qui utilisent ces systèmes affirment qu'ils ont des profits qualitatifs tels que la réponse rapide aux demandes du client qui paraissent plus important que l'épargne gagnée par des coûts de production.

Ces avantages extraordinaires ne sont pas atteints sans aucune risque, et ce risque apparaît dans l'achat de ces systèmes extrêmement chers. Le résultat, c'est que les risques sont insuffisamment intégrés dans les procédures de justification classique ainsi que les profits.

D'après Meredith & Suresh [2, 3] il existe dans la littérature, trois catégories de méthode de justification pour les SPF et technologies avancées: approches économique, stratégique et analytique. Ils affirment dans leur article que les approches économique sont favorables pour des systèmes simples comme remplacement d'une vieille machine

où il n'existe pas d'autres profits. Lorsqu'on prévoit d'autres profits comme la flexibilité, la qualité et les profits non-économiques provenant avec la synergie produite par le groupage des systèmes avancés, les approches analytiques sont plus favorables. Si le système de production à installer est totalement équipé des ordinateurs et toutes les sections de l'entreprise comme design, planification et logistique, production et achats, il y aura certainement des autres profits qui sont l'avantage compétitif et améliorations importantes pour atteindre les objectifs globaux de l'entreprise.

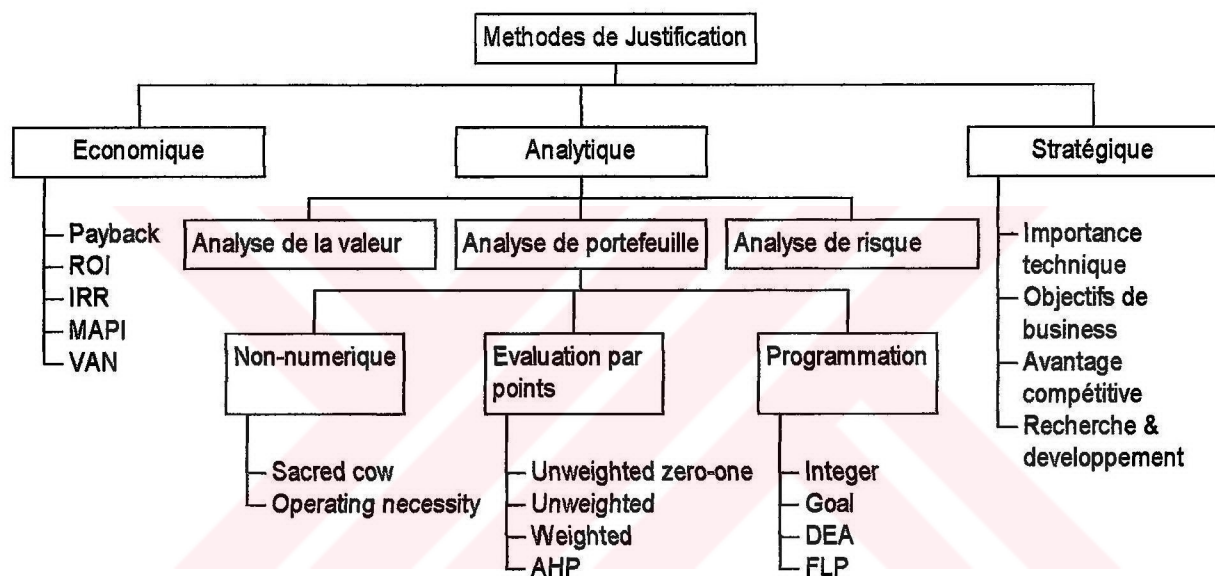


Figure 2.1 Classification des méthodes de justification des SPF

2-1 L'approche Economique

Les méthodes d'analyse économique sont des méthodes classiques de l'économie d'ingénierie comme la valeur actuelle nette (VAN), le taux de rentabilité interne. La VAN et le taux de rentabilité interne sont considérées plus effective que ROI (return on investment). Kaplan [4] affirme que les approches de flux de trésorerie doivent être appliquées pour la justification des SPF par un taux d'intérêt inférieur au taux utilisé pour la justification des projets classiques. Dans la plupart des études de justification, les approches de flux de trésorerie est conseillée mais affirment aussi qu'il existe un besoin de quantifier les profits stratégiques avant de les appliquer.

Ces méthodes sont populaires depuis longtemps dans le sujet de justification des investissements. Fotsch [5] a affirmé que les méthodes de payback et ROI sont utilisées par 91% des sociétés de production. Dans un enquête réalisé aux Etats-Unis, Small et Chen [4] indiquent que ces deux méthodes sont encore utilisés par les sociétés. La méthode la plus utilisée après ces deux méthodes est l'analyse des flux de trésorerie net. La popularité de ce méthode vient du fait que la collection de donnée est relativement plus facile et le méthode est facile à comprendre.

La plus grande inconvénience des méthodes économiques, c'est qu'ils ne considèrent pas les avantages qui sont stratégiques et non-économiques [2]. Evaluer les alternatives d'AF par un seul critère, c.à.d. le flux de trésorerie net, est un autre obstacle pour l'utilisation de ces méthodes car ils ignorent les avantages comme la qualité et flexibilité. Récemment, plusieurs articles qui intègrent les profits stratégiques en les transformant aux flux de trésorerie ont été publiées. La théorie des ensembles flous est un des outils plus performant afin d'introduire ces types de profits. On appelle ces méthodes, l'analyse des flux de trésorerie modifiée [6].

Dans leur article, Perego et Rangone [6] distinguent en deux parties les profits non-économiques des SPF et les profits qualitatives :

Tableau 2.1 Profits stratégiques des SPF

Profits non-économiques quantifiables	Profits qualitatives
– Pourcentage de conformité augmenté – Délais plus court pour le développement des nouveaux produits – Cadence augmentée – Délais de livraison plus courte – Plus flexibilité – Durée d'installation plus courte – Opportunité d'investissement augmentée	– Formation augmentée – Amélioration de l'image d'entreprise – Morale élevée des employées – Sécurité de l'environnement de travail augmentée – Recrutement plus facile

L'approche de flux de trésorerie modifiée est destinée à transformer les profits non-économiques quantifiables aux flux monétaire, mais ne tiennent pas compte des profits qualitatifs. En conclusion on peut utiliser cette approche pour les projets dont leurs profits principaux sont non-économique quantifiable [6].

2-2 L'approche Stratégique

Les méthodes de justification stratégique sont utilisés avec les méthodes économiques ou analytiques et moins de donnée est nécessaire pour ces méthodes. L'avantage principal de ces méthodes est d'utiliser les objectives générales de l'entreprise [2].

Vracking [4] indique que les projets de SPF doivent être justifiés en considérant les profits stratégiques. Les sujets basés sur la comparaison avec les compétiteurs, réussite de leadership d'industrie, et les développements futurs dans le marché peut servir comme des alternatives au sein de l'approbation des projets de SPF pour les décideurs.

Un des étapes critiques pour la justification des technologies avancées est la détermination des objectives appropriées. Sullivan [7] classifie les objectives d'un SPF comme les profits globaux et les coûts globaux. Dans la première, les facteurs comme la qualité, la flexibilité et l'information de la production ont été considérées, la dernière les facteurs comme le risque des opérations, le support technique exigé, et la valeur actuelle des coûts sont considérés. Madu et Georgantzas [7] identifient sept différent facteurs tels que la flexibilité, qualité, dépendance, gestion des stocks, la mise en route de l'information, réduction de la valeur ajoutée et des coûts. Toutes ces profits montrent que l'avantage compétitive doit être le concept basic en évaluant les technologies avancées.

Importance technique, objectifs de business, et recherche et développement sont les quatre principaux méthodes d'approche stratégique [2]. D'après le méthode d'importance technique, le projet d'un alternative est représentative pour l'implantation d'un activité important. Dans cet approche, une petite exemplaire d'un projet d'AF doit être installé afin de justifier cet investissement et voir si la société peut s'adapter à un tel

système. Le méthode de business objectives s'occupe des objectives directes de l'entreprise. Les indicateurs clés sont utilisés pour mesurer la réalisation de ces objectives. Si il y a une grande avantage de la société sur une autre en installant ce projet, ce projet peut être justifié par l'approche d'avantage compétitif. Considérer le projet comme un investissement de R&D veut dire que le projet peut échouer. L'approche est d'installer un partie représentative du projet et analyser ses profits et ses coûts.

En utilisant les méthodes stratégiques, la justification se fait en considérant les profits à long terme. C'est pourquoi il est plus convenable d'utiliser ces méthodes accompagné d'un méthode analytique ou économique.

2-3 L'approche Analytique

Les méthodes analytiques exigent plus de données et ils sont plus complexes que les méthodes économiques. L'incertitude de l'avenir et la multiobjectivité peuvent être introduites dans ces méthodes. Un autre avantage de ces méthodes est de pouvoir introduire des critères subjectives au modèle. Analyse de valeur, les analyses d'évaluation par points et la modélisation mathématique sont des applications principaux des méthodes analytiques [3, 8, 9, 10, 11, 12].

Parmi les analyses d'évaluation par points le process de hiérarchie analytique (AHP, Analytic Hierarchy Process, AHP) est un des méthodes les plus utilisés [3, 12]. AHP est un outil de prise du décision à multicritères qui permet la considération simultanée des critères financières, non-financières quantitative et les critères qualitatives. La méthodologie de AHP est basée sur le principe de décomposition, évaluation comparative et la synthèse des priorités.

Oeltjenbruns et al. [3] ont utilisé AHP afin de décider le meilleure alternative parmi des différents systèmes de production. Ils ont pris en compte toute les profits économique quantitative, technologique quantitative et les profits qualitative.

Perego et Rangone [6] indiquent que pour les investissements dont leurs profits majeurs sont qualitative AHP doit être préféré pour l'évaluation. Kuei et al. [7] se sont servis de AHP pour la sélection des nouvelles technologies en tenant compte de leur interdépendance. En conclusion ils ont affirmé qu'il est rare que la solution soit optimale puisque les facteurs subjectives sont introduites dans le modèle.

Il existe d'autres articles qui utilisent AHP en combinaison avec une autre méthode d'évaluation. AHP et goal programming (GP), une extension de programmation linéaire, ont été utilisés par Myint et Tabucannon [8] afin de déterminer le nombre et le type des machines d'un SPF. Leur procédure se consiste de deux phases. La première, la phase de préévaluation, permet de définir la conformité des alternatives par rapport aux objectives stratégiques de l'entreprise telles que la performance, le coût, la qualité et la flexibilité. Les résultats obtenus de la première phase sont introduites dans la phase d'évaluation qui permet d'évaluer le système par des critères quantitatives et qualitatives. On se sert d'abord de GP, afin de déterminer le nombre de machine désirée pour chaque type. L'autre analyse, AHP, est destiné à faire l'analyse de sensibilité en utilisant les critères qualitatives et en faisant varier le nombre et les types des machines.

Un autre combinaison des méthodes s'est fait par Shang et Sueyoshi [10] en utilisant data envelopment analysis (DEA) et AHP accompagné d'un modèle de simulation. DEA est une extension de programmation linéaire qui examine les entrées et les sorties des alternatives de façon à trouver l'alternative la plus effective. Dans la méthodologie de DEA les alternatives sont considérés comme responsable de transformer plusieurs entrées aux sorties. Dans leur procédure, Shang et Sueyoshi [10] ont utilisé AHP pour générer les profits stratégique et qualitative comme la flexibilité, avantage compétitif, etc. Un modèle de simulation est considérée pour analyser les profits quantitatives comme la réduction des stocks en cours, la diminution de la durée des tâches, la cadence moyenne. Après avoir déterminé les données des sorties de chaque alternative par deux méthodes citées ci-dessus, les éléments de comptabilité sont utilisées afin de préciser les entrées. Trois éléments de comptabilité peuvent être utilisés : l'achat des équipements, coût opérationnel (la valeur ajoutée, matière, énergie, etc.) et l'utilisation de l'espace.

En utilisant ces éléments les entrées et les sorties du système sont déterminés et ils sont l'objet d'utilisation dans l'application de DEA. D'après Shang et Sueyoshi [10], la plus grande contribution de leur article c'est que leur méthode permet d'unir les profits qualitatives et quantitatives des SPF. Ils ajoutent que une des inconvénients de leur approche est l'absence des préférences et l'expérience du décideur.

Toutes ces travaux cités ci-dessus introduisent les profits qualitatifs et quantitatifs des AF. Malgré les contributions subies par ces articles, il n'est pas possible d'introduire la nature incertain des investissements futurs et les fluctuations de la demande. La théorie des sous-ensembles flous est un des outils efficaces afin d'introduire l'incertitude dans ces modèles.

La théorie des sous-ensembles flous est un des outils majeurs qui nous permet d'introduire l'ambiguïté et l'imprécision dans les modèles de justification des SPF. Grâce à cette théorie les décideurs ont la possibilité d'introduire leurs expérience en utilisant des expressions linguistiques [6, 13, 14] et ainsi que les mesures qui ne sont pas facile à introduire. On peut citer trois approches analytiques dans lesquels la théorie des sous-ensemble flous est utilisée : L'approche d'évaluation par points, prise de décision multiattributs (PDMA, Multiattribute Decision Making MADM) et la programmation linéaire floue.

Perego et Rangone [6] indiquent que la théorie des sous-ensembles flous est convenable pour l'introduire dans les méthodes de PDMA car plusieurs caractéristiques ambiguës et imprécises des SPF peuvent être facilement introduites. C'est une propriété importante car pour plusieurs cas, l'information est inexacte à cause du manque de donnée et la caractéristique qualitative de cette information. Les approches de PDMA floues peuvent être groupées dans quatre catégories différents :

- Méthode des buts flous
- Modèles linguistiques floues
- Modèles hiérarchiques flous basés sur la comparaison réciproque
- Modèles heuristiques basée sur la logique floue

Les méthodes de buts flous sont basés sur le concept de prise de décision floue de Bellman et Zadeh [15] et l'application d'agrégation. Dans leur article du 1970, Bellman et Zadeh imposent que la décision dans l'espace flou est le conflit des objectives et des contraintes représentées comme des ensembles flous dans l'espace des alternatives. Si on applique cette notion pour un problème de PDMA flou :

Soient $X=\{X_1, \dots, X_n\}$ l'ensemble des alternatives et $C=\{C_1, \dots, C_n\}$ l'ensemble des critères et w_j leurs poids d'importance. Un ensemble de décision peut être défini en représentant l'aptitude des alternatives par rapport à l'ensemble de critère :

$$\mu_D(x_i) = h[\mu_{C_1}(x_i)^{w_1}, \dots, \mu_{C_m}(x_i)^{w_m}] \quad i = 1, \dots, n \quad (2.1)$$

où

$\mu_D(x_i)$ est le degré d'appartenance de l'ensemble de décision pour ième alternative

$h(.)$ est l'application d'agrégation

$\mu_{C_j}(x_i)$ est le degré d'appartenance de ième alternative par rapport à jème critère

w_j représente le poids d'importance de jème critère.

$$\sum w_j = 1 \quad (2.2)$$

L'application d'agrégation permet de transformer le degré d'aptitude de chaque alternative par rapport à chaque critère, au degré d'aptitude de l'ensemble de décision $\mu_D(x_i)$. Différents applications d'agrégation ont été proposés dans la littérature [6].

Les modèles linguistiques flous sont basés sur le concept des variables linguistiques. Ce méthode est récemment utilisé par Liang et Wang et Azzone [14, 16] pour la sélection des SPF.

Une variable linguistique est une variable dont les valeurs ne sont pas des nombres mais des mots ou des phrases. Une variable est caractérisée par l'ensemble de ses valeurs linguistiques, pour chaque valeur étant un ensemble flou.

Les étapes des modèles linguistique flous sont comme ci-dessous :

- Les poids d'importance des critères sont mesurées en utilisant l'échelle linguistique Ψ . Soit W_j la valeur d'importance linguistique de jème critère.
- Les degrés d'aptitude des alternatives selon chaque critère sont obtenus en utilisant l'échelle Ω . Soit A_{ij} l'évaluation linguistique de ième alternative selon jème critère.
- Le degré d'aptitude totale de chaque alternative A_i est calculée en utilisant le principe d'extension de Zadeh [6] qui est basée sur l'opération de moyenne pondérée

$$A_i = (1/m) \otimes [(A_{i1} \otimes W_1) \oplus (A_{i2} \otimes W_2) \oplus \dots \oplus (A_{im} \otimes W_m)] \quad (2.3)$$

Une expression pour les fonctions d'appartenance μ_{A_i} est défini dans l'article de Liang et Wang [14]. Comme A_i sont des nombres flous, leurs classement sont pas triviaux. Il existe dans la littérature, plusieurs méthodes de classement des nombres flous [17].

Le but des modèles hiérarchiques est d'introduire les concepts flous dans un contexte de prise de décision hiérarchique. En particulier, les extensions floues de la méthode de Saaty est considérée [6]. Ces techniques sont basées sur la formation d'un matrice de jugements flous. Il est demandé des décideurs d'exprimer avec les termes flous, les comparaisons réciproque des alternatives.

Afin de dériver les priorités des alternatives, des algorithmes spécifiques ont été proposées telles que la régression logarithmique et gradient alterné.

Les modèles heuristiques basées sur le concept de règles de décision linguistiques sont de façon suivante :

- SI un ensemble de conditions sont satisfaites,
- ALORS une conclusion peut être déduite.

Dans le cas d'une sélection d'investissement, une règle floue peut être considérée comme une déclaration conditionnelle floue dans laquelle l'antécédent exprime une combinaison des valeurs données pour les variables de performance et la conclusion est le degré de support correspondant pour les objectives générales de la société.

Les modèles basées sur la logique floue sont surtout effectives où :

- Il n'existe pas beaucoup trop critère à considérer
- Plusieurs décisions doivent être prises par rapport au même critère.

Un autre application majeure parmi les méthodes analytiques est la modélisation mathématique. Park [9] a réalisé l'évaluation d'un AF en utilisant la programmation mathématique à une objective dans laquelle les profits de la technologie avaient été transformées aux flux de trésorerie. Dans les articles récentes, la programmation mathématique à plusieurs objectives est plus utilisée que les modèles à une seule objective.

Grâce aux développements récents dans la théorie des sous-ensembles flous, les modèles de programmation linéaire floue ont été proposés. Après la première introduction de la programmation linéaire floue par Zimmermann en 1970, ces modèles ont été utilisés par plusieurs auteurs pour la justification des SPF. L'application des techniques de recherche opérationnelle ont été analysés par Kusiak [18]. Hintz et Zimmermann ont proposé l'utilisation de la programmation linéaire floue pour les problèmes de justification et design des SPF [19]. Dans un des récents articles, Perrone et Sergio Noto la Diega [20] ont développé pour le design d'un SPF, une modèle de programmation linéaire floue à plusieurs objectives. D'après eux, la possibilité d'introduire la nature incertain et le risque d'investissement sont les avantages importantes de leur procédure pour la justification des SPF.

3- La Programmation Linéaire Floue

Dans la langage de conversation quotidienne des entreprises, il existe des expressions comme “une bénéfice satisfaisante”, “approvisionnement insuffisant”, etc. Ces expressions manquent la nature déterministique de la mathématique ainsi que la nature probabilistique puisque ces mots peuvent indiquer les sentiments relatives et subjectives des personnes.

Le process de prise de décision avec la méthode de programmation linéaire classique peut être expliqué comme ci-dessous:

Une décision se consiste de [21]:

- Un ensemble d’activités possible (variables de décision),
- Un ensemble de contraintes limitant le choix parmi les alternatives,
- La fonction objectif qui prend une valeur en fonction du choix des variables de décision.

Dans ces conditions, la décision optimale est la sélection de l’activité qui donne le plus désirable valeur à la fonction objectif. La forme conventionnelle d’un modèle linéaire est :

$$\begin{aligned} \text{Max} \quad & f(x) = z = \mathbf{c}^T \mathbf{x} \\ \text{Sous les contraintes :} \\ & \mathbf{Ax} \leq \mathbf{b}, \\ & \mathbf{x} \geq \mathbf{0}. \end{aligned} \tag{3.1}$$
$$\mathbf{c}, \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n, \mathbf{b} \in \mathbb{R}^m, \mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$$

Dans ce modèle, les coefficients de $\mathbf{A}$, $\mathbf{b}$ et $\mathbf{c}$ sont des nombres réels. On peut dire aussi

que la violation d'une seule contrainte rend la solution irréalisable et ces contraintes ont la même importance. Il faut remarquer que le but est de « maximiser » la fonction objectif.

Ces suppositions irréalistes, peuvent être éliminées dans un environnement flou. D'abord, le décideur peut ne pas vouloir maximiser ou minimiser la fonction objectif mais désirer que la fonction objectif atteigne un certain niveau qui n'est pas un nombre fixe. Deuxièmement, les contraintes peuvent être flexibles c.à.d. la violation d'un certain degré de ces contraintes peut être acceptable. On peut tomber dans ce cas lorsqu'il existe un niveau d'aspiration pour la contrainte ou si la nature du contrainte représente des critères qualitatifs comme une couleur, un goût etc. . Et dernièrement, les coefficients de A , b et c peuvent avoir une caractéristique floue [22].

La programmation linéaire floue nous offre un nombre de méthodes pour intégrer ces types d'ambiguïté. On peut dire qu'il existe plusieurs types de modèles flous qui sont proposés pour être utilisés dans leurs cas particuliers [21, 22, 23, 24].

On peut distinguer deux familles de programmation linéaire floue dans la littérature : La première est basée sur la définition de Bellman et Zadeh [15] à propos de décision dans un environnement flou. L'essentiel de l'autre approche est de remplacer les coefficients de A , b et c par des nombres flous.

3-1 La Programmation Linéaire par des Contraintes Floues

La première approche de PLF a été introduite par Bellman et Zadeh en 1970 [15] et Zimmermann en 1978 [24]. Une décision est définie comme l'intersection des contraintes et des fonctions objectifs floues.

Supposons qu'il existe un but flou $\tilde{G}$ et une contrainte floue $\tilde{C}$ dans un espace d'alternatives X . Alors, $\tilde{G}$ et $\tilde{C}$ se combinent pour former une décision $\tilde{D}$ qui est un ensemble flou, obtenu par l'intersection de $\tilde{G}$ et $\tilde{C}$ c.à.d. :

$$\mu_{\tilde{D}} = \{\mu_{\tilde{G}_1}, \mu_{\tilde{G}_2}, \dots, \mu_{\tilde{G}_n}, \mu_{\tilde{C}_1}, \mu_{\tilde{C}_2}, \dots, \mu_{\tilde{C}_m}\} \quad (3.2)$$

En se basant de cette définition, le modèle (3.1) devient :

$$\begin{aligned} &\text{Trouver } \mathbf{x} \\ &\text{Slc.} \\ &\mathbf{c}^T \mathbf{x} \gtrsim z \\ &\mathbf{Ax} \lesssim \mathbf{b} \\ &\mathbf{x} \geq \mathbf{0} \end{aligned} \quad (3.3)$$

où $\gtrsim$ implique la nature floue de la fonction objectif et z est un niveau d'aspiration à atteindre. On peut substituer $\mathbf{B}$ par $\begin{pmatrix} -\mathbf{c} \\ \mathbf{A} \end{pmatrix}$ et $\mathbf{d}$ par $\begin{pmatrix} -z \\ \mathbf{b} \end{pmatrix}$ puisque l'approche de Bellman et Zadeh est symétrique c.à.d. les objectifs et les contraintes ont le même degré d'importance.

$$\begin{aligned} &\text{Trouver } \mathbf{x} \\ &\text{Slc.} \\ &\mathbf{Bx} \lesssim \mathbf{d} \\ &\mathbf{x} \geq \mathbf{0} \end{aligned} \quad (3.4)$$

Toutes les lignes de $\mathbf{Bx} \lesssim \mathbf{d}$ seront représentées par un ensemble flou, dont leur fonction d'appartenance est $\mu_i(x)$. L'ensemble de décision étant :

$$\mu_{\tilde{D}} = \min \{\mu_i(x)\} \quad (3.5)$$

$\mu_i(x)$ représente le degré par lequel x satisfait l'inégalité floue $\mathbf{B}_i \mathbf{x} \lesssim \mathbf{d}_i$

D'après Bellman et Zadeh [15], on doit maximiser la décision et ce, nous amène à une problème non-linéaire.

$$\max \min \{\mu_i(x)\} = \mu_{\tilde{D}}(x) \quad (3.6)$$

où $\mu_i(x)$ doit être égal à 0 lorsque les contraintes sont violées totalement et égal à 1 lorsque le niveau désiré est atteint. Evidemment, $\mu_i(x)$ doit être une fonction croissant de 0 à 1 c.à.d.

$$\mu_i(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } B_i x \leq d_i \\ \in [0,1] & \text{si } d_i < B_i x \leq d_i + p_i \quad i = 1, \dots, m+1 \\ 0 & \text{si } B_i x > d_i + p_i \end{cases} \quad (3.7)$$

Supposons qu'on utilise une fonction linéaire pour la fonction d'appartenance :

$$\mu_i(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } B_i x \leq d_i \\ 1 - \frac{B_i x - d_i}{p_i} & \text{si } d_i < B_i x \leq d_i + p_i \quad i = 1, \dots, m+1 \\ 0 & \text{si } B_i x \geq d_i + p_i \end{cases} \quad (3.8)$$

où p_i est l'intervalle de tolérance déterminé par le décideur. Alors notre modèle devient :

$$\max \min \left\{ 1 - \frac{B_i x - d_i}{p_i} \right\} \quad (3.9)$$

En ajoutant une variable λ , on arrive au modèle linéaire de forme classique :

Max λ

Slc.

$$\lambda \leq 1 - \frac{B_i x - d_i}{p_i} \quad (3.10)$$

$$x \geq 0$$

L'avantage principale de ces modèles, vient du fait que le décideur n'est pas forcé à

donner des valeurs précises et il peut les exprimer en utilisant des termes flous. Il faut remarquer aussi que (3.10) peut être résolu par n'importe quel algorithme d'un modèle linéaire classique.

3-2 La Programmation Linéaire par des Coefficients Flous

En générale, les coefficients des objectifs et les contraintes d'un modèle de programmation linéaire classique sont considérés comme les caractéristiques fixe de la situation modélisée. En fait, ce n'est pas vrai pour plusieurs paramètres comme la demande, capacité disponible, coefficients technologiques etc. Il existe dans la littérature des modèles de programmation linéaire dans lesquels les coefficients sont des nombres flous [25, 26, 27, 28]

Ces méthodes, étant des modèles spécifiques pour chaque situation, Ramik et Rimanek [27] proposent le modèle suivant :

Max $f(x)$

Slc.

$$\tilde{a}_{i1}x_1 \oplus \tilde{a}_{i2}x_2 \oplus \dots \oplus \tilde{a}_{in}x_n \leq \tilde{b}_i \quad i = 1, \dots, m \quad (3.11)$$

$$x_j \geq 0 \quad j = 1, \dots, n$$

où $\tilde{a}_{ij}$ et $\tilde{b}_i$ sont des nombres flous dans le format de représentation L-R, $\oplus$ représente la somme disjonctive. Dans leur article, ils ont démontré que pour deux nombres flous L-R (voir Appendice A) $\tilde{a} = (m, n, \alpha, \beta)$ et $\tilde{b} = (p, q, \gamma, \delta)$ la relation $\tilde{a} < \tilde{b}$ est vrai si les quatre inégalités sont assurés :

$$\varepsilon_L(\gamma - \alpha) \leq p - m, \quad \delta_L(\gamma - \alpha) \leq p - m$$

$$\varepsilon_R(\beta - \delta) \leq q - n, \quad \delta_R(\beta - \delta) \leq q - n$$

$$\text{où } \varepsilon_R = \sup\{u, R(u) = R(0) = 1\} \text{ et } \delta_R = \inf\left\{n, R(n) = \lim_{s \rightarrow \infty} R(s)\right\} \quad (3.12)$$

et ε_L, δ_L de façon identique.

Ils ont démontré que :

$$\tilde{a}_{ij}x_1 \oplus \tilde{a}_{i2}x_2 \oplus \dots \oplus \tilde{a}_{in}x_n = \left(\sum_j m_{ij}x_j, \sum_j n_{ij}x_j, \sum_j \alpha_{ij}x_j, \sum_j \beta_{ij}x_j \right) \quad (3.13)$$

Donc les contraintes de (3.11) peuvent être écrites comme :

$$\begin{aligned} -\varepsilon_L \left(\sum_j \alpha_{ij}x_j - \gamma_i \right) &\leq p_i - \sum_j m_{ij}x_j \\ -\delta_L \left(\sum_j \alpha_{ij}x_j - \gamma_i \right) &\leq p_i - \sum_j m_{ij}x_j \\ -\varepsilon_R \left(\sum_j \beta_{ij}x_j - \delta_i \right) &\leq q_i - \sum_j n_{ij}x_j \\ -\delta_R \left(\sum_j \beta_{ij}x_j - \delta_i \right) &\leq q_i - \sum_j n_{ij}x_j \end{aligned} \quad (3.14)$$

Les modèles de programmation linéaire floue par des coefficients floues sont basés sur la transformation de ces coefficients par une méthode de classement ou leur représentation paramétrique. Ces transformations s'appliquent surtout pour les matrices **A**, **b** ou **c**.

3-3 La Programmation Linéaire Floue en Nombres Entiers

La programmation linéaire en nombres entiers a plusieurs zones d'application, comme des problèmes d'affectation, l'installation machine etc. Il existe plusieurs études et applications de la programmation linéaire floue en nombre entiers puisqu'il y a une vaste sujet d'application [18, 20, 29, 30, 31, 32].

La première approche est identique avec celle de la programmation linéaire par des contraintes floues c.à.d. l'approche de «maximiser la décision dans l'espace flou» proposé par Zadeh [15]. La seule différence c'est que les variables de décision

appartiennent à l'ensemble N .

La deuxième approche de modélisation de programmation linéaire floue en nombres entiers, c'est d'utiliser les méthodes de classement des nombres flous ou de les remplacer par des équations paramétriques.

Parmi plusieurs méthodes de classement des nombres flous cités par Bortolan et Degani [17], Herrera et Verdegay les ont utilisés [30, 31] pour la programmation linéaire floue en nombres entiers. Ces méthodes de classement des nombres flous sont des applications linéaires pour pouvoir utiliser avec les modèles linéaires.

– Indice de Chang :

L'indice de Chang est exprimé par la relation suivante

$$f(\tilde{u}_j) = \int_{S_j} z \cdot \mu_{\tilde{u}_j}(z) dz \quad \text{où } S_1 \text{ est le support du nombre flou} \quad (3.15)$$

Pour un nombre flou triangulaire noté comme $(c - d', c, c + d)$, l'indice devient :

$$f(\tilde{c}x) = (dx + d'x)(3cx + dx - d'x)/6 \quad (3.16)$$

D'où le modèle flou est transformé à un modèle classique ci-dessous

$$\text{Max } f(\tilde{c}x) = (dx + d'x)(3cx + dx - d'x)/6$$

Slc.

$$\mathbf{Ax} \preceq \mathbf{b} \quad (3.17)$$

$$x_j \in N$$

– Premier indice de Yager

Yager utilise la relation suivante

$$f_1(\tilde{u}_j) = \frac{\int_{s_j} g(z) \mu_{\tilde{u}_j}(z) dz}{\int_{s_j} \mu_{\tilde{u}_j}(z) dz} \quad (3.18)$$

où le poids $g(z)$ est une mesure d'importance de la valeur z . Si on suppose d'utiliser des poids linéaire c.à.d. $g(z)=z$, ce formule représente le centre de gravité de l'ensemble flou $\tilde{u}_j$. Pour les nombres flous triangulaire le formule se réduit à :

$$f(\tilde{c}x) = (c + 1/3(d - d'))x \quad (3.19)$$

– Relation d'Adamo :

Adamo utilise le concept de niveau α d'un nombre flou représenté par

$$F_\alpha(\tilde{u}_j) = \max \{z / \mu_{\tilde{u}_j}(z) \geq \alpha\} \quad \forall \alpha \in [0,1] \quad (3.20)$$

Pour les nombres flous triangulaire le formule devient :

$$F_\alpha(\tilde{c}x) = cx + dx(1 - \alpha) \quad (3.21)$$

Max $cx + dx(1 - \alpha)$

Slc.

$$Ax \preceq b \quad (3.22)$$

$$x_j \in N$$

Le modèle (3.22), étant paramétrique, on va l'appeler $P(\alpha)$ et $x^*(\alpha)$ sa solution optimale.

3-4 Modèles Hybrides

Les modèles représentés dans les chapitres précédents, introduisaient la nature incertain, par la fuzzification des contraintes ou des coefficients. On peut appeler comme « modèles hybrides » dans lesquels on peut introduire la nature incertain par la fuzzification des contraintes et des coefficients y compris les matrices c, A et b .

Tanaka et Asai [33] ont proposé un modèle avec des coefficients flous dans lequel les contraintes et les objectifs ne sont pas distingués c.à.d. ils sont symétriques. Ils considèrent le modèle suivant avec des coefficients flous :

$$\begin{aligned}
 & a_{01}x_1 + \dots + a_{0n}x_n \geq b_0 \text{ (objectif)} \\
 & a_{11}x_1 + \dots + a_{1n}x_n \leq b_1 \text{ (contrainte)} \\
 & \cdot \quad \quad \cdot \\
 & \cdot \quad \quad \cdot \\
 & \cdot \quad \quad \cdot \\
 & a_{m1}x_1 + \dots + a_{mn}x_n \geq b_m \text{ (objectif)}
 \end{aligned} \tag{3.23}$$

Notez que dans (3.23) les contraintes et les objectifs sont indifférents c.à.d. une décision x doit satisfaire l'ensemble des contraintes et des objectifs en même temps.

$$\begin{aligned}
 \tilde{Y}_0 &= \tilde{B}_0x_0 + \tilde{A}_{01}x_1 + \dots + \tilde{A}_{0n}x_n \geq 0 \\
 \tilde{Y}_1 &= \tilde{B}_1x_0 + \tilde{A}_{11}x_1 + \dots + \tilde{A}_{1n}x_n \geq 0 \\
 & \cdot \\
 & \cdot \\
 \tilde{Y}_m &= \tilde{B}_mx_0 + \tilde{A}_{m1}x_1 + \dots + \tilde{A}_{mn}x_n \geq 0
 \end{aligned} \tag{3.24}$$

où $x_0=1$ et les nombres flous triangulaires sont représentés par (α, c) de centre α et d'écart c .

En utilisant la notion d'un paramètre h , qui représente le niveau h , la fonction

d'appartenance de chaque contrainte est définie par la relation suivante :

$$\mu_Y(0) = 1 - \frac{\alpha_m^t \mathbf{x}}{\mathbf{c}_m^t \mathbf{x}} \leq 1 - h \text{ où } \alpha_m^t \mathbf{x} \geq 0 \text{ et } \mathbf{x} \geq 0 \quad (3.25)$$

Ils transforment le modèle (3.24) à un modèle non-linéaire dont la méthode de solution est une algorithmme proposée dans ce même article [33].

Max h

Slc.

$$(\alpha_j - h c_j)^t \mathbf{x} \geq 0 \quad (j=0, \dots, m) \quad (3.26)$$

$$0 \leq h \leq 1$$

Un modèle plus général est proposé par Lee et Li [34] dans laquelle la nature incertain est introduit par des coefficients et des contraintes flous en utilisant plusieurs objectifs. Le modèle est basé sur l'approche de « maximiser la décision » et la représentation paramétrique des coefficients de la matrice technologique et de la matrice $\mathbf{c}$. Le modèle est défini par les relations suivantes :

$$\begin{aligned} \text{Max} \quad & \tilde{Z}(\mathbf{x}) = (\tilde{\mathbf{c}}_1 \mathbf{x}, \tilde{\mathbf{c}}_2 \mathbf{x}, \dots, \tilde{\mathbf{c}}_l \mathbf{x})^T, \\ \text{Min} \quad & \tilde{W}(\mathbf{x}) = (\tilde{\mathbf{c}}'_1 \mathbf{x}, \tilde{\mathbf{c}}'_2 \mathbf{x}, \dots, \tilde{\mathbf{c}}'_r \mathbf{x})^T, \\ \text{Sous les contraintes} \\ & \mathbf{x} \in X = \{ \mathbf{x} \in (0,1) / \tilde{\mathbf{A}} \mathbf{x} * \tilde{\mathbf{b}}, \mathbf{x} \geq 0 \} \end{aligned} \quad (3.27)$$

où $\tilde{\mathbf{C}}_k$ ($k = 1, \dots, l$), $\tilde{\mathbf{C}}'_s$ ($s = 1, \dots, r$) sont des vecteurs à dimension n , $\tilde{\mathbf{b}}$ est un vecteur à dimension m , $\tilde{\mathbf{A}}$ est un matrice à $m \times n$, les éléments de $\tilde{\mathbf{A}}, \tilde{\mathbf{b}}, \tilde{\mathbf{C}}'_s, \tilde{\mathbf{C}}_k$ sont des nombres flous et “*” indique les symboles “ $\leq$ ”, “ $\geq$ ” et “ $=$ ”.

Une application de ce modèle est réalisé par Perrone et La Diega [20] pour la sélection d'un SPF parmi les différents alternatives. Dans cette recherche, la sélection des AF mutuellement exclusif a été réalisé par la programmation booléenne linéaire floue à plusieurs objectifs. Le degré d'importance de chaque objectif, y compris les objectifs

stratégiques, a été introduite dans le modèle afin de déterminer le meilleur alternative.
Une application numérique se trouve dans le dernier chapitre pour illustrer le modèle.



4- La Procédure de Prise de Décision

Soit X l'ensemble des alternatives, et C l'ensemble des critères qui doivent être satisfaites par X . Il existe deux types de critères dans l'ensemble C : Z_i indique les critères à maximiser et W_i , les critères à minimiser.

$$X_i = \begin{cases} 1 & , \text{ si le } i \text{ ème alternative est choisi} \\ 0 & , \text{ sinon} \end{cases}$$

Après avoir défini X_i comme ci-dessus, le modèle est comme le suivant [34]:

$$\begin{aligned} \text{Max } \tilde{Z}(x) &= (\tilde{c}_1 x, \tilde{c}_2 x, \dots, \tilde{c}_l x)^T, \\ \text{Min } \tilde{W}(x) &= (\tilde{c}'_1 x, \tilde{c}'_2 x, \dots, \tilde{c}'_r x)^T, \\ \text{Sous les contraintes} \\ x \in X &= \{x \in (0,1) / \tilde{A}x * \tilde{b}, x \geq 0\} \end{aligned} \quad (4.1)$$

où $\tilde{C}_k$ ($k = 1, \dots, l$), $\tilde{C}'_s$ ($s = 1, \dots, r$) sont des vecteurs à dimension n , $\tilde{b}$ est un vecteur à dimension m , $\tilde{A}$ est une matrice à $m \times n$, les éléments de $\tilde{A}, \tilde{b}, \tilde{C}'_s, \tilde{C}_k$ sont des nombres flous et "*" indique les symboles " $\leq$ ", " $\geq$ " et " $=$ ".

Le modèle cité ci-dessus est une programmation linéaire booléenne floue à plusieurs objectifs. Ici, les coefficients technologiques des contraintes et les coefficients des objectifs sont des nombres flous.

Soit $(x)_\beta^\alpha$ une solution du modèle ci-dessus, où $\alpha \in [0,1]$ représente le niveau de possibilité auquel tous les coefficients flous sont réalisables, et $\beta \in [0,1]$ est le degré de compromis pour lequel la solution satisfait tous les buts flous lorsque les coefficients sont à un niveau réalisable α [34]. En utilisant la règle de conjonction de Bellman-

Zadeh [15], les paramètres flous α peut être indiquée comme:

$$\alpha = \min_{k,s,i,j} \{ \mu_{\tilde{c}_{kj}}, \mu_{\tilde{c}'_{sj}}, \mu_{\tilde{a}_{ij}}, \mu_{\tilde{b}_i} / k = 1, \dots, l; s = 1, \dots, r; i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n \} \quad (4.2)$$

qui veut dire que la faisabilité du système est égal à la possibilité du composant le moins possible dans le système. La solution optimale pour un valeur de α est atteint lorsque:

$$\mu_{\tilde{c}_{kj}} = \mu_{\tilde{c}'_{sj}} = \mu_{\tilde{a}_{ij}} = \mu_{\tilde{b}_i} = \alpha \quad (4.3)$$

Dans ce modèle on suppose que tous les coefficients flous utilisés sont des nombres flous triangulaires représentés par $\tilde{Q} = (q_1, q_2, q_3)$ avec la fonction d'appartenance ci dessous:

$$\mu_{\tilde{Q}}(q) = \begin{cases} 0 & q \leq q_1 \\ (q - q_1)/(q_2 - q_1) & q_1 \leq q \leq q_2 \\ (q_3 - q)/(q_3 - q_2) & q_2 \leq q \leq q_3 \\ 0 & q \geq q_3 \end{cases} \quad (4.4)$$

Soit $(\tilde{Q})_\alpha$ le niveau α d'un nombre flou $\tilde{Q}$ défini comme $(\tilde{Q})_\alpha = \{ q \in S(\tilde{Q}) / \mu_{\tilde{Q}}(q) \geq \alpha \}$ où $S(\tilde{Q})$ est le support de $\tilde{Q}$. Soient $(\tilde{Q})_\alpha^L$ et $(\tilde{Q})_\alpha^U$ les limites inférieures et supérieures du niveau α de $\tilde{Q}$, respectivement $((\tilde{Q})_\alpha^L \leq (\tilde{Q})_\alpha \leq (\tilde{Q})_\alpha^U)$.

$$(\tilde{Q})_\alpha = [(\tilde{Q})_\alpha^L, (\tilde{Q})_\alpha^U] = [q_1 + (q_2 - q_1)\alpha, q_3 - (q_3 - q_2)\alpha] \quad (4.5)$$

Donc, pour une valeur donnée de α , les objectifs à maximiser et à minimiser peuvent être remplacées par leurs limites supérieures et inférieures de ses niveaux α comme suivant :

$$(\tilde{Z}_k)_\alpha^U = \sum_{j=1}^n (\tilde{c}_{kj})_\alpha^U x_j, k = 1, \dots, l \quad (4.6)$$

$$(\tilde{W}_s)_\alpha^L = \sum_{j=1}^n (\tilde{c}'_{sj})_\alpha^L x_j, s = 1, \dots, r$$

Lorsque “*” indique l’opération “≤” pour les contraintes $i = 1, \dots, m_1$, “≥” pour les contraintes $i = m_1 + 1, \dots, m_2$ et “=” pour les contraintes $i = m_2 + 1, \dots, m$, les deux premières types de contraintes peuvent être remplacées par les suivantes :

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^n (\tilde{a}_{ij})_\alpha^L x_j &\leq (\tilde{b}_i)_\alpha^U, i = 1, \dots, m_1 \\ \sum_{j=1}^n (\tilde{a}_{ij})_\alpha^U x_j &\geq (\tilde{b}_i)_\alpha^L, i = m_1 + 1, \dots, m_2 \end{aligned} \quad (4.7)$$

Pour les contraintes de type égalité comme $\sum_j \tilde{a}_j x_j = \tilde{b}$ est équivalent à deux contraintes de type inégalité comme $\sum_j (\tilde{a}_j)_\alpha^L x_j \leq (\tilde{b})_\alpha^U$ and $\sum_j (\tilde{a}_j)_\alpha^U x_j \geq (\tilde{b})_\alpha^L$.

Pour une valeur donnée de α , le modèle représenté peut être transformé à la formulation ci-dessous:

$$\text{Max} \quad (\tilde{Z}_k)_\alpha^U = \sum_{j=1}^n (\tilde{c}_{kj})_\alpha^U x_j, k = 1, \dots, l$$

$$\text{Min} \quad (\tilde{W}_s)_\alpha^L = \sum_{j=1}^n (\tilde{c}'_{sj})_\alpha^L x_j, s = 1, \dots, r$$

Sous les contraintes:

$$\sum_{j=1}^n (\tilde{a}_{ij})_\alpha^L x_j \leq (\tilde{b}_i)_\alpha^U, i = 1, \dots, m_1, m_2 + 1, \dots, m, \quad (4.8)$$

$$\sum_{j=1}^n (\tilde{a}_{ij})_\alpha^U x_j \geq (\tilde{b}_i)_\alpha^L, i = m_1 + 1, \dots, m_2, m_2 + 1, \dots, m$$

$$x_j \in (0,1) \quad j = 1, \dots, n.$$

En utilisant l’approche de “maxmin” pour notre modèle, on peut le transformer à une formulation déterministique.

Dans ce modèle, la méthode d'importance floue est introduite afin de déterminer le degré d'importance de chaque critère [35]. Le degré d'importance de chaque critère est introduite en utilisant l'opérateur de composition de fonction pour la fonction d'appartenance de critère et son degré d'importance tel que haut, médiocre et bas (voir Appendice A). La représentation générale pour la fonction d'appartenance de ces degrés d'importance est $(0, i_1, i_2)$ où :

$$\mu_I(x) = \begin{cases} 0 & 0 \leq x \leq i_1 \\ (x - i_1)/(i_2 - i_1) & i_1 \leq x \leq i_2 \\ 1 & x \geq i_2 \end{cases} \quad (4.9)$$

La formulation implicite est donnée comme:

$$\begin{aligned} & \text{Max } \beta \\ & \text{Sous les contraintes:} \\ & \quad \beta \leq \mu_I \circ \mu_k^\alpha(Z_k) \quad , k = 1, \dots, l \\ & \quad \beta \leq \mu_I \circ \mu_s^\alpha(W_s) \quad , s = 1, \dots, r \\ & \quad \beta \in [0, 1] \\ & \quad x \in X_\alpha \\ & \quad x_j \in (0, 1) \quad j = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (4.10)$$

où "o" est l'opérateur de composition de fonction et $x \in X_\alpha$ qui représente les contraintes technologiques. Après avoir introduit le degré d'importance pour les critères le modèle devient:

$$\begin{aligned} & \text{Max } \beta \\ & \text{Sous les contraintes:} \\ & \quad \beta \leq \left[\sum_{j=1}^n (\tilde{c}_{kj})_\alpha^U x_j - (\tilde{Z}_k)_\alpha^- - i_1((\tilde{Z}_k)_\alpha^* - (\tilde{Z}_k)_\alpha^-) \right] / [((\tilde{Z}_k)_\alpha^* - (\tilde{Z}_k)_\alpha^-)(i_2 - i_1)] , k = 1, \dots, l \\ & \quad \beta \leq \left[(\tilde{W}_s)_\alpha^- - \sum_{j=1}^n (\tilde{c}'_{sj})_\alpha^L x_j - i_1((\tilde{W}_s)_\alpha^- - (\tilde{W}_s)_\alpha^*) \right] / [((\tilde{W}_s)_\alpha^- - (\tilde{W}_s)_\alpha^*)(i_2 - i_1)] , s = 1, \dots, r \\ & \quad \beta \in [0, 1] \\ & \quad x \in X_\alpha \\ & \quad x_j \in (0, 1) \quad j = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (4.11)$$

En utilisant les niveaux α des coefficients flous, l'expression (4.11) devient comme ci-dessous:

Max β
Sous les contraintes:

$$\begin{aligned}
 \beta &\leq \left[\sum_{j=1}^n [c_{kj_3} - (c_{kj_3} - c_{kj_2})\alpha] x_j - (\tilde{Z}_k)_\alpha^- - i_1((\tilde{Z}_k)_\alpha^* - (\tilde{Z}_k)_\alpha^-) \right] / [((\tilde{Z}_k)_\alpha^* - (\tilde{Z}_k)_\alpha^-)(i_2 - i_1)] \\
 &, k = 1, \dots, l \\
 \beta &\leq \left[(\tilde{W}_s)_\alpha^- - \sum_{j=1}^n [c'_{sj_1} + (c'_{sj_2} - c'_{sj_1})\alpha] x_j - i_1((\tilde{W}_s)_\alpha^- - (\tilde{W}_s)_\alpha^*) \right] / [((\tilde{W}_s)_\alpha^- - (\tilde{W}_s)_\alpha^*)(i_2 - i_1)] \\
 &, s = 1, \dots, r \\
 [a_{ij_1} + (a_{ij_2} - a_{ij_1})\alpha] x_j &\leq b_{i_3} - (b_{i_3} - b_{i_2})\alpha, \quad i = 1, \dots, m_1, m_2 + 1, \dots, m \\
 [a_{ij_3} - (a_{ij_3} - a_{ij_2})\alpha] x_j &\geq b_{i_1} + (b_{i_2} - b_{i_1})\alpha, \quad i = m_1 + 1, \dots, m_2, m_2 + 1, \dots, m \\
 \beta &\in [0, 1] \\
 x_j &\in (0, 1) \quad j = 1, \dots, n
 \end{aligned} \tag{4.12}$$

Un algorithme qui résout le problème paramétriquement en considérant α comme une variable à trouver, est présenté ci-dessous:

Soit λ le degré de satisfaction pour la solution en considérant en même temps les buts et les coefficients flous. En utilisant la règle de Bellman et Zadeh λ est égal à $\lambda = \min\{\alpha, \beta\}$. Avec ces deux variables de décision additionnels le modèle devient non-linéaire. Ici, le paramètre α indique le niveau de possibilité des coefficients flous, et β indique le compromis parmi les différents objectifs. Lee et Li [34] résolvent ce problème par un algorithme dans lequel α est un paramètre. Une version modifiée [36] de cet algorithme est représentée ci-dessous:

1. Déterminer ε = pas, τ = la précision de tolérance, k = multiple de pas, c = compteur d'itération. Soient $k := 0, c := 0$
2. Soit $\alpha_c := 1 - k\varepsilon$
3. Résoudre le problème pour α_c afin d'obtenir β_c and x_c
- 4a. Si $\alpha_c - \beta_c > \tau$ alors $c := c + 1, k := k + 1$, passez en 2ème étape
- 4b. Si $\alpha_c - \beta_c < -\tau$ alors $\varepsilon := \varepsilon/2, k := 2k - 1$, passez en 2ème étape
- 4c. Si $|\alpha_c - \beta_c| \leq \tau$ passez en 5ème étape
5. Les sorties α_c, β_c et x_c .

Après avoir obtenu les valeurs de α et β en utilisant ce procédure, on doit résoudre le modèle suivant afin d'obtenir une solution non-dominée au cas où la solution n'est pas unique.

$$\text{Max} \quad \frac{1}{l+r} \left(\sum_{k=1}^l \beta_k + \sum_{s=1}^r \beta_s \right)$$

Sous les contraintes:

$$\beta \leq \beta_k = \left[\sum_{j=1}^n [c_{kj3} - (c_{kj3} - c_{kj2})\alpha] x_j - (\tilde{Z}_k)_\alpha^- - i_1 ((\tilde{Z}_k)_\alpha^* - (\tilde{Z}_k)_\alpha^-) \right] / [((\tilde{Z}_k)_\alpha^* - (\tilde{Z}_k)_\alpha^-)(i_2 - i_1)]$$

$$k = 1, \dots, l$$

$$\beta \leq \beta_s = \left[(\tilde{W}_s)_\alpha^- - \sum_{j=1}^n [c'_{sj1} + (c'_{sj2} - c'_{sj1})\alpha] x_j - i_1 ((\tilde{W}_s)_\alpha^- - (\tilde{W}_s)_\alpha^*) \right] / [((\tilde{W}_s)_\alpha^- - (\tilde{W}_s)_\alpha^*)(i_2 - i_1)]$$

$$, s = 1, \dots, r$$

$$(4.13)$$

$$\beta, \beta_k, \beta_s \in [0,1]$$

$$x \in X_\alpha$$

où les valeurs de α et β sont obtenues lors de la première phase de la procédure. La raison d'utiliser la moyenne arithmétique pour la deuxième phase, c'est d'éliminer le désavantage de l'opérateur "min" en première phase, car l'opérateur min représente la plus mauvaise situation. Il a le concept de considérer la satisfaction minimale. Si on avait pris "la moyenne arithmétique" en première phase, on pourrait avoir des solutions où quelques objectifs atteignaient le maximum de satisfaction et quelques autres avec une valeur de satisfaction proche à 0. Donc, afin d'obtenir une solution compromise l'opérateur moyenne arithmétique a été utilisé pour compenser cet inconvénience.

5- Application Numérique

Soit X_j ($j=1,2,\dots,8$), l'ensemble des alternatives d'AF et C l'ensemble des critères afin d'évaluer les alternatives. On définit Z_i comme les critères à maximiser et W_i comme les critères à minimiser.

Les éléments de l'ensemble de critère est donnée ci-dessous:

- W_1 : Le coût d'investissement nécessaire.
- W_2 : L'espace utilisé
- Z_1 : Réduction du coût de la main d'œuvre
- Z_2 : L'augmentation du bénéfice
- Z_3 : Réduction de WIP
- Z_4 : Réduction du coût de préparation
- Z_5 : Augmentation de la vitesse de réponse au marché
- Z_6 : Amélioration de qualité.

Pour ces critères qui vont évaluer les alternatives d'AF, les variables linguistiques telles que "haut", "moyen" et "bas" sont utilisées afin d'introduire le degrés d'importance de chaque critère.

Dans le modèle, les valeurs de critère pour chaque alternative sont exprimés par des nombres flous triangulaires. Les six premiers critères peuvent être exprimés par les données quantitatives par contre les deux derniers critères c.à.d. la vitesse de réponse au marché et l'amélioration de qualité sont des critères subjectives qui doivent être exprimés par les expressions linguistiques telles que "médiocre", "bien" et "très bien".

Après avoir arrangé la formulation (4.12), le modèle suivant est obtenu:

Max β

Sous les contraintes:

$$\left[\sum_{j=1}^n [c_{kj3} - (c_{kj3} - c_{kj2})\alpha] x_j \right] - [((\tilde{Z}_k)_\alpha^* - (\tilde{Z}_k)_\alpha^-)(i_2 - i_1)]\beta \geq (\tilde{Z}_k)_\alpha^- + i_1((\tilde{Z}_k)_\alpha^* - (\tilde{Z}_k)_\alpha^-), k = 1, \dots, l$$

$$\left[\sum_{j=1}^n [c'_{sj1} + (c'_{sj2} - c'_{sj1})\alpha] x_j \right] + [((\tilde{W}_s)_\alpha^- - (\tilde{W}_s)_\alpha^*)(i_2 - i_1)]\beta \leq [(\tilde{W}_s)_\alpha^- - i_1((\tilde{W}_s)_\alpha^- - (\tilde{W}_s)_\alpha^*)], s = 1, \dots, r$$

$$x \in X_\alpha \quad (5.1)$$

$$\beta \in [0,1]$$

$$x_j \in (0,1) \quad j = 1, \dots, n$$

Les fonctions d'appartenance des expressions linguistiques utilisées dans le modèle sont présentées dans l'appendice A. Ces expressions linguistiques [14] sont utilisés dans le modèle pour exprimer la contribution de chaque alternative pour le critère qualitative qui convient.

Tableau 5.1 Les données hypothétiques du modèle

Alternatives	Le coût d'investissement nécessaire (\$ 000)	Espace utilisé (sq.ft)	Réduction du coût de la main d'œuvre (%)	Augmentation du bénéfice (%)	Réduction de WIP (%)	Réduction du coût de préparation (%)	Augmentation de la vitesse de réponse au marché	Amélioration de qualité
X1	(1400,1500,1800)	(4000,5000,6000)	(25,30,35)	(10,15,25)	(20,23,26)	(0,5,10)	TB	TB
X2	(1100,1300,1500)	(5500,6000,6500)	(16,18,20)	(13,16,20)	(7,13,16)	(10,15,25)	TB	TB
X3	(750,950,1150)	(6000,7000,8000)	(10,15,20)	(20,22,24)	(10,12,16)	(5,10,20)	B	B
X4	(800,1200,1300)	(3500,4000,4500)	(23,25,27)	(20,25,27)	(12,20,22)	(11,13,15)	TB	TB
X5	(850,950,1050)	(1500,3500,5500)	(12,14,16)	(15,16,20)	(10,18,25)	(10,14,20)	M	TB
X6	(1000,1250,1500)	(3500,5250,7000)	(14,17,20)	(11,15,19)	(13,15,20)	(5,9,15)	B	B
X7	(900,1100,1300)	(2500,3000,3500)	(17,23,27)	(20,23,26)	(13,18,23)	(10,20,25)	B	TB
X8	(1400,1500,1600)	(2000,3000,4000)	(12,16,20)	(15,18,25)	(5,8,12)	(10,14,20)	M	B

Tableau 5.2 Les degrés d'importance des objectives

Objective	Degrés
Le coût d'investissement nécessaire	Haut
Espace utilisé	Bas
Réduction du coût de la main d'œuvre	Médiocre
Augmentation du bénéfice	Haut
Réduction de WIP	Médiocre
Réduction du coût de préparation	Bas
Augmentation de la vitesse de réponse au marché	Médiocre
Amélioration de qualité	Médiocre

En utilisant l'algorithme présenté dans le 4ème chapitre, on obtient les résultats indiqués dans le tableau 5.3. Les modèles résolus pour chaque valeur de α , utilisant les logiciels EXCEL [37] et LINDO [38], sont représentés dans l'appendice B.

Tableau 5.3 Résultats de la première phase.

α_c	β_c	$\alpha_c - \beta_c$	Alternative choisie
1.00	0	1	x_7
0.95	0.08065	0.86935	x_7
0.90	0.15625	0.74375	x_7
0.85	0.20000	0.65000	x_7
0.80	0.23077	0.56923	x_7
0.75	0.25926	0.49074	x_7
0.70	0.28571	0.41429	x_7
0.65	0.31035	0.33965	x_7
0.60	0.33333	0.26667	x_7
0.55	0.35484	0.19516	x_7
0.50	0.37500	0.12500	x_4
0.45	0.43434	0.01566	x_4
0.40	0.49020	-0.09020	x_4
0.425	0.46269	-0.03769	x_4
0.4375	0.44862	-0.01112	x_4
0.44375	0.44151	0.00224	x_4

D'après les résultats donnés dans le tableau 5.3, la valeur convenable pour α est égal à 0.44375 pour laquelle β est égal à 0.44151. Dans ce modèle, α indiquait le niveau de possibilité auquel tous les coefficients flous sont réalisables, et β était la solution compromise parmi les objectives. Si on regarde les valeurs de α dans le tableau 5.3, on voit que plus la valeur de α augmente moins la valeur de β diminue, c.à.d. quand on diminue la valeur de α , les contraintes sur les coefficients diminuent et la valeur compromise des objectives augmente. En obtenant les valeurs de α et β avec la procédure présentée, la précision de tolérance est choisie comme 0.005.

Pour trouver une solution non-dominée, le problème doit être résolu pour la valeur de α qui est déterminée dans la première phase de la procédure. Le résultat indique que l'alternative 4 est choisi.

Tableau 5.4 Solution non-dominée pour le problème de sélection des SPF

α	β	$\alpha - \beta$	X^*	β_1	β_2	β_3	β_4	β_5	β_6	β_7	β_8
0.44375	0.44151	-0.00224	X_4	0.87842	1	1	1	1	1	0.444151	1

6- Conclusion

La croissance de la compétitivité en production à cause de la globalisation, a forcé les sociétés de production à augmenter leurs types de produits et à répondre aux demandes du marché dans les plus brefs délais. Les systèmes de production avancées permet d'atteindre ces caractéristiques. Mais l'exigence d'un grand montant d'investissement rend difficile la justification des systèmes de production avancées. Il est nécessaire d'introduire toutes les qualités de ces systèmes dans la procédure de justification.

Une étude détaillée des méthodes de justification des SPF est présentée en deuxième chapitre. On peut les distinguer en trois catégories principaux: économique, stratégique et analytique.

L'approche économique s'agit des méthodes de l'économie d'ingénierie comme la valeur actuelle net, le taux de rentabilité interne etc. . Ces méthodes sont populaires dans le domaine de justification des SPF grâce à la facilité de ces applications. Leur désavantage, c'est qu'ils ne considèrent pas les avantages stratégiques et non-économiques puisqu'il s'agit des flux monétaires.

Les méthodes stratégiques s'adressent directement aux objectifs principaux de l'entreprise. Etre le leader dans le marché, augmenter la compétitivité, augmenter la satisfaction des clients sont des exemples d'objectifs considérés dans les méthodes stratégiques. Les méthodes stratégiques doivent être utilisées accompagné d'une méthode analytique ou économique puisque les objectifs prises en compte sont à long terme.

Les méthodes analytiques ont besoin plus de données et sont plus complexes que les méthodes stratégiques ou économiques. Plusieurs objectifs peuvent être considérés en même temps dans la procédure de justification. La programmation linéaire, l'analyse

d'enveloppement de données (DEA), le process de hiérarchie analytique (AHP) sont des exemples principaux.

Tous les travaux cités ci-dessus introduisent les profits qualitatifs ou quantitatifs dans la procédure de justification des SPF. Mais il est impossible d'intégrer les deux types de profits en même temps et la nature incertain d'un tel investissement. La théorie des sous-ensembles flous est un des outils avec lequel on peut introduire ces caractéristiques dans la procédure de justification des SPF.

La programmation linéaire floue, qui sera la base de la procédure de justification proposée, a été présentée en troisième chapitre. Différents approches de PLF ont été examinées: programmation linéaire par des contraintes floues et programmation linéaire par des coefficients flous. La procédure de prise de décision a été présentée dans le quatrième chapitre et à la suite de ce chapitre une sélection des alternatives de systèmes de production flexible, basée sur des données hypothétiques, a été réalisée

Il existe plusieurs méthodes de justification des SPF. Cette diversité vient du fait que leur justification n'est pas possible en utilisant des méthodes traditionnelles à cause des profits difficiles à mesurer et quantifier comme l'évolution du qualité, la réponse au marché, etc. Parmi les différents méthodes proposées afin d'introduire ces caractéristiques, le modèle proposé dans cette recherche présente des qualités suivantes:

- Grâce à la théorie des sous-ensembles flous, la nature incertain des investissements avenir est introduite d'où la décision pour l'installation d'une chaîne de production d'un nouveau produit peut être prise par ce procédure. L'absence des données statistiques ne va plus empêcher les décideurs.
- Les profits économiques et stratégiques peuvent être introduites en même temps et en plus les profits qualitatives peuvent être exprimés par des variables linguistiques floues.

- Les contraintes du système sont considérées avec les objectifs. En utilisant la notion de niveau α d'un nombre flou, les erreurs dû aux méthodes de classement des nombres flous sont éliminés.
- Le degré d'importance de chaque objectif peut être introduite en utilisant des expressions linguistiques grâce au méthode proposé par Narasimhan [35].

On peut dire que le modèle proposé couvre tous les besoins qui apparaissent dans la sélection ou la justification des systèmes de production avancées. Tous les problèmes de décision à multicritères concernant l'ambiguïté peuvent être résolus en appliquant ce méthode.



Bibliographie

- [1] Buzacott, J.A. and Yao, D.D., "Flexible manufacturing systems: a review of analytical models", *Management Science*, Vol. 32, No. 7, 890-905, (1986).
- [2] Meredith, J.R., Suresh, N.C., "Justification techniques for advanced manufacturing technologies", *International Journal of Production Research*, Vol 24, No. 5, 1043-1057, (1986).
- [3] Oeltjenbruns, H., Kolarik, W. J., and Schnadt-Kirschner, R., "Strategic planning in manufacturing systems – AHP application to an equipment replacement decision", *International Journal of Production Economics*, Vol. 38, 189-197, (1995).
- [4] Small, M.H., Chen, I.J., "Economic and strategic justification of AMT inferences from industrial practices", *International Journal of Production Economics*, Vol. 49, 65-75, (1997).
- [5] Fotsch, R., "Machine tool justification policies: their effect on productivity and profitability", *Journal of Manufacturing Systems*, No. 2, 169-195, (1983).
- [6] Perego, A. and Rangone, A., "A reference framework for the application of MADM fuzzy techniques to selecting AMTS", *International Journal of Production Research*, Vol. 36, No. 2, 437-458, (1998).
- [7] Kuei, C.H., Lin, C., Aheto, J., and Madu N., "A strategic decision model for the selection of advanced technology", *International Journal of Production Research*, Vol. 32, No. 9, 2117-2130, (1994).

- [8] Myint, S., Tabucanon, M.T., "A multiple-criteria approach to machine selection for flexible manufacturing systems", *International Journal of Production Economics*, Vol. 33, 121-131, (1994).
- [9] Park, C.S., Son Y.K., "An economic evaluation model for advanced manufacturing systems", *The Engineering Economist*, Vol. 34, No. 1, 1-26, (1988).
- [10] Shang, J., Sueyoshi, T., "A unified framework for the selection of a flexible manufacturing system", *European Journal of Operational Research*, Vol. 85, 297-315, (1995).
- [11] Stam, A., Kuula, M., "Selecting a flexible manufacturing system using multiple criteria analysis", *International Journal of Production Research*, Vol. 29, No. 4, 803-820, (1991).
- [12] Wabalickis, R.N., "Justification of FMS with the analytic hierarchy process", *Journal of Manufacturing Systems*, Vol. 7, No. 3, 175-182, (1988).
- [13] Karsak, E.E., "A two-phase robot selection procedure", *Production Planning & Control*, Vol. 9, No. 7, 675-684, (1998).
- [14] Liang, G.S., Wang, M.J.J., "A fuzzy multi-criteria decision-making approach for robot selection", *Robotics and Computer Integrated Manufacturing*, Vol. 10, No. 4, 267-274, (1993).
- [15] Bellman, R., Zadeh, L.A., "Decision-making in a fuzzy environment", *Management Science*, Vol. 17, No. 4, 141-164, (1970).
- [16] Azzone, G., Rangone, A., "Measuring manufacturing competence: a fuzzy approach", *International Journal of Production Research*, Vol. 34, No. 9, 2517-2532, (1996).

- [17] Bortolan, G., Degani, R., "A review of some methods for ranking fuzzy subsets", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 15, 1-19, (1985).
- [18] Kusiak, A., "Application of operational research models and techniques in flexible manufacturing systems", *European Journal of Operational Research*, Vol 24, 336-345, (1986).
- [19] Hintz, G.W., Zimmermann H.J., "A method to control flexible manufacturing systems", *European Journal of Operational Research*, Vol. 41, 321-334, (1989).
- [20] Perrone, G., La Diega, S. N., "Strategic FMS design under uncertainty: a fuzzy set theory based model", *International Journal of Production Economics*, Vol. 46-47, 549-561, (1996).
- [21] Zimmermann, H.J., "Using fuzzy sets in operational research", *European Journal of Operational Research*, Vol. 13, 201-216, (1983).
- [22] Zimmermann, H.J., "Fuzzy mathematical programming", In, T. Gal, H.J. Greenberg (eds.), *Advances in Sensitivity Analysis and Parametric Programming*, Kluwer Academic Publishers Boston, Dordrecht, Lancaster, 15-1 15-40, (1997).
- [23] Luhandjula, M.K., "Fuzzy optimization: An appraisal", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 30, 257-282, (1989).
- [24] Zimmermann, H.J., "Fuzzy programming and linear programming with several objective functions", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 1, 45-55, (1978).
- [25] Carlsson, C., Korhonen, P., "A parametric approach to fuzzy linear programming", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 20, 17-30, (1986).
- [26] Delgado, M., Verdegay, J.L., Vila, M.A., "A general model for fuzzy linear programming", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 29, 21-29, (1989).

- [27] Ramik, J., Rimanek, J., "Inequality relation between fuzzy numbers and its use in fuzzy optimization", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 16, 123-138, (1985).
- [28] Rommelfanger, H., "Fuzzy linear programming and applications", *European Journal of Operational Research*, Vol. 92, 297-315, (1996).
- [29] Herrera, F., Verdegay, J.L., "Fuzzy boolean programming problems with fuzzy costs: A general study", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 81, 57-76, (1996).
- [30] Herrera, F., Verdegay, J.L., "Three models of integer linear programming", *European Journal of Operational Research*, Vol. 83, 581-593, (1995).
- [31] Herrera, F., Verdegay, J.L., Zimmermann, H.J., "Boolean programming problems with fuzzy constraints", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 55, 285-293, (1993).
- [32] Herrera, F., Verdegay, J.L., "Making decisions on fuzzy integer linear programming problems", In, D. Ruan (ed.), *Fuzzy Logic Foundations and Industrial Applications*, Kluwer Academic Press, Boston, Dordrecht, Lancaster, (8), 147-164, (1996).
- [33] Tanaka, H., Asai, K., "Fuzzy linear programming with fuzzy numbers", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 13, 1-10, (1984).
- [34] Lee, E.S., Li, R.J., "Fuzzy multiple objective programming and compromise programming with Pareto optimum", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol 53, 275-288, (1993).
- [35] Narasimhan, R., "On fuzzy goal programming - some comments", *Decision Sciences*, Vol. 12, 532-537, (1981).
- [36] Karsak, E.E., Kuzgunkaya, O., "A fuzzy multiple objective programming approach for the selection of a flexible manufacturing system", *Eleventh International Working Seminar on Production Economics*, Vol. 3, 281-295, (2000).

[37] LINDO, Release 6.01, LINDO Systems Inc., <http://www.lindo.com>, (1997).

[38] MICROSOFT EXCEL 97, Microsoft Corporation.



Appendice A

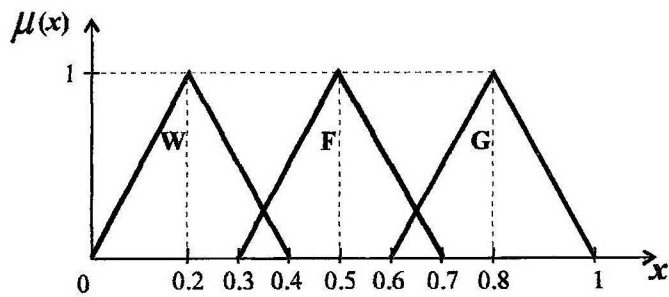


Figure A.1. Les fonctions d'appartenance pour les expressions linguistiques (M: (0, 0.2, 0.4), B: (0.3, 0.5, 0.7), TB: (0.6, 0.8, 1)).

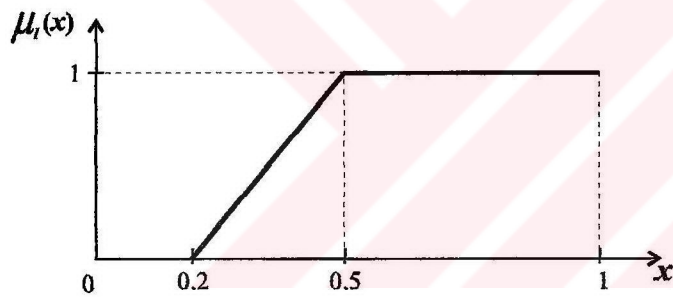


Figure A.2a. La fonction d'appartenance pour le degré d'importance "bas".

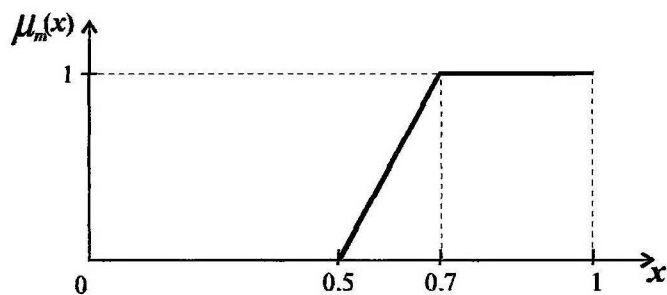


Figure A.2b. La fonction d'appartenance pour le degré d'importance "médiocre"

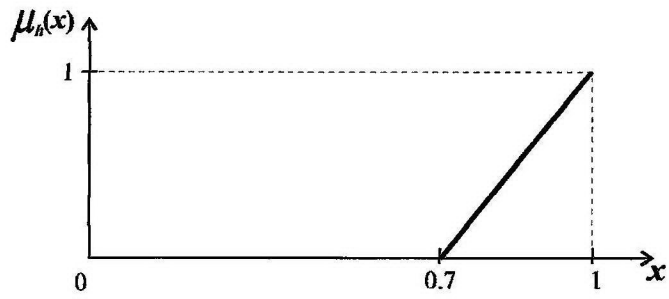


Figure A.2c. La fonction d'appartenance pour le degré d'importance "haut".

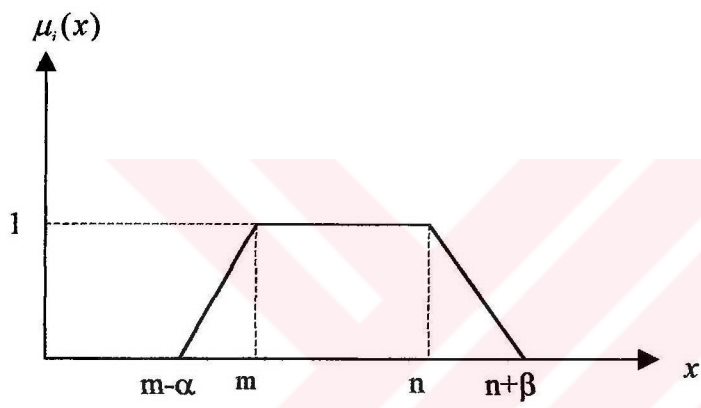


Figure A.3. La fonction d'appartenance d'un nombre flou L-R (m, n, α, β) .

Appendice B

Modèle de LINDO pour $\alpha_c=1$

max beta

s.t.

$$30 x_1 + 18 x_2 + 15 x_3 + 25 x_4 + 14 x_5 + 17 x_6 + 23 x_7 + 16 x_8 - 3.2 \text{ beta} > 22$$

$$15 x_1 + 16 x_2 + 22 x_3 + 25 x_4 + 16 x_5 + 15 x_6 + 23 x_7 + 18 x_8 - 3 \text{ beta} > 22$$

$$23 x_1 + 13 x_2 + 12 x_3 + 20 x_4 + 18 x_5 + 15 x_6 + 18 x_7 + 8 x_8 - 3 \text{ beta} > 15.5$$

$$5 x_1 + 15 x_2 + 10 x_3 + 13 x_4 + 14 x_5 + 9 x_6 + 20 x_7 + 14 x_8 - 4.5 \text{ beta} > 8$$

$$0.8 x_1 + 0.8 x_2 + 0.5 x_3 + 0.8 x_4 + 0.2 x_5 + 0.8 x_6 + 0.5 x_7 + 0.2 x_8 - 0.12 \text{ beta} > 0.5$$

$$0.8 x_1 + 0.8 x_2 + 0.5 x_3 + 0.8 x_4 + 0.8 x_5 + 0.5 x_6 + 0.8 x_7 + 0.5 x_8 - 0.06 \text{ beta} > 0.65$$

$$1500 x_1 + 1300 x_2 + 950 x_3 + 1200 x_4 + 950 x_5 + 1250 x_6 + 1100 x_7 + 1500 x_8 \\ + 165 \text{ beta} < 1115$$

$$5000 x_1 + 6000 x_2 + 7000 x_3 + 4000 x_4 + 3500 x_5 + 5250 x_6 + 3000 x_7 + 3000 x_8 \\ + 1200 \text{ beta} < 6200$$

$$x_1 + x_2 + x_3 + x_4 + x_5 + x_6 + x_7 + x_8 = 1$$

end

slb beta 0

sub beta 1

int x1, x2, x3, x4, x5, x6, x7, x8

Modèle de LINDO pour $\alpha_c=0.50$

max beta

s.t

$$32.5 x_1 + 19 x_2 + 17.5 x_3 + 26 x_4 + 15 x_5 + 18.5 x_6 + 25 x_7 + 18 x_8 - 4 \text{ beta} > 22.5$$

$$20 x_1 + 18 x_2 + 23 x_3 + 26 x_4 + 18 x_5 + 17 x_6 + 24.5 x_7 + 21.5 x_8 - 4.05 \text{ beta} > 21.95$$

$$24.5 x_1 + 14.5 x_2 + 14 x_3 + 21 x_4 + 21.5 x_5 + 17.5 x_6 + 20.5 x_7 + 10 x_8 - 3.6 \text{ beta} > 15.5$$

$$7.5 x_1 + 20 x_2 + 15 x_3 + 14 x_4 + 17 x_5 + 12 x_6 + 22.5 x_7 + 17 x_8 - 6 \text{ beta} > 6.5$$

$$0.9 x_1 + 0.9 x_2 + 0.6 x_3 + 0.9 x_4 + 0.3 x_5 + 0.9 x_6 + 0.6 x_7 + 0.3 x_8 - 0.16 \text{ beta} > 0.5$$

$$0.9 x_1 + 0.9 x_2 + 0.6 x_3 + 0.9 x_4 + 0.9 x_5 + 0.6 x_6 + 0.9 x_7 + 0.6 x_8 - 0.1 \text{ beta} > 0.65$$

$$1450 x_1 + 1200 x_2 + 850 x_3 + 1000 x_4 + 900 x_5 + 1125 x_6 + 1000 x_7 + 1450 x_8 + 240 \text{ beta} < 1090$$

$$4500 x_1 + 5750 x_2 + 6500 x_3 + 3750 x_4 + 2500 x_5 + 4375 x_6 + 2750 x_7 + 2500 x_8 + 1500 \text{ beta} < 6500$$

$$x_1 + x_2 + x_3 + x_4 + x_5 + x_6 + x_7 + x_8 = 1$$

end

slb beta 0

sub beta 1

int x1, x2, x3, x4, x5, x6, x7, x8

Modèle de LINDO pour $\alpha_c=0.44375$

max beta

s.t.

$$32.78125 x_1 + 19.1125 x_2 + 17.78125 x_3 + 26.1125 x_4 + 15.1125 x_5 + 18.66875 x_6 \\ + 25.225 x_7 + 18.225 x_8 - 4.1125 \text{ beta} > 22.5$$

$$20.5625 x_1 + 18.225 x_2 + 23.1125 x_3 + 26.1125 x_4 + 18.225 x_5 + 17.225 x_6 \\ + 24.66875 x_7 + 21.89375 x_8 - 4.168125 \text{ beta} > 21.944375$$

$$24.66875 x_1 + 14.66875 x_2 + 14.225 x_3 + 21.1125 x_4 + 21.89375 x_5 + 17.78125 x_6 \\ + 20.78125 x_7 + 10.225 x_8 - 3.6675 \text{ beta} > 15.5$$

$$7.78125 x_1 + 20.5625 x_2 + 15.5625 x_3 + 14.1125 x_4 + 17.3375 x_5 + 12.3375 x_6 \\ + 22.78125 x_7 + 17.3375 x_8 - 6.16875 \text{ beta} > 6.33125$$

$$0.91125 x_1 + 0.91125 x_2 + 0.61125 x_3 + 0.91125 x_4 + 0.31125 x_5 + 0.91125 x_6 \\ + 0.61125 x_7 + 0.31125 x_8 - 0.1645 \text{ beta} > 0.5$$

$$0.91125 x_1 + 0.91125 x_2 + 0.61125 x_3 + 0.91125 x_4 + 0.91125 x_5 + 0.61125 x_6 \\ + 0.91125 x_7 + 0.61125 x_8 - 0.1045 \text{ beta} > 0.65$$

$$1444.375 x_1 + 1188.75 x_2 + 838.75 x_3 + 977.5 x_4 + 894.375 x_5 + 1110.9375 x_6 \\ + 988.75 x_7 + 1444.375 x_8 + 248.4375 \text{ beta} < 1087.1875$$

$$4443.75 x_1 + 5721.875 x_2 + 6443.75 x_3 + 3721.875 x_4 + 2387.5 x_5 + 4276.5625 x_6 \\ + 2721.875 x_7 + 2443.75 x_8 + 1550.625 \text{ beta} < 6522.5$$

$$x_1 + x_2 + x_3 + x_4 + x_5 + x_6 + x_7 + x_8 = 1$$

end

slb beta 0

sub beta 1

int x1, x2, x3, x4, x5, x6, x7, x8

Modèle de LINDO pour la deuxième phase de la procédure

max (beta1 + beta2 + beta3 + beta4 + beta5 + beta6 + beta7 + beta8)/8

s.t..

$32.78125 x_1 + 19.1125 x_2 + 17.78125 x_3 + 26.1125 x_4 + 15.1125 x_5 + 18.66875 x_6$
 $+ 25.225 x_7 + 18.225 x_8 - 4.1125 \text{ beta1} > 22.5$

$20.5625 x_1 + 18.225 x_2 + 23.1125 x_3 + 26.1125 x_4 + 18.225 x_5 + 17.225 x_6$
 $+ 24.66875 x_7 + 21.89375 x_8 - 4.168125 \text{ beta2} > 21.944375$

$24.66875 x_1 + 14.66875 x_2 + 14.225 x_3 + 21.1125 x_4 + 21.89375 x_5 + 17.78125 x_6$
 $+ 20.78125 x_7 + 10.225 x_8 - 3.6675 \text{ beta3} > 15.5$

$7.78125 x_1 + 20.5625 x_2 + 15.5625 x_3 + 14.1125 x_4 + 17.3375 x_5 + 12.3375 x_6$
 $+ 22.78125 x_7 + 17.3375 x_8 - 6.16875 \text{ beta4} > 6.33125$

$0.91125 x_1 + 0.91125 x_2 + 0.61125 x_3 + 0.91125 x_4 + 0.31125 x_5 + 0.91125 x_6$
 $+ 0.61125 x_7 + 0.31125 x_8 - 0.1645 \text{ beta5} > 0.5$

$0.91125 x_1 + 0.91125 x_2 + 0.61125 x_3 + 0.91125 x_4 + 0.91125 x_5 + 0.61125 x_6$
 $+ 0.91125 x_7 + 0.61125 x_8 - 0.1045 \text{ beta6} > 0.65$

$1444.375 x_1 + 1188.75 x_2 + 838.75 x_3 + 977.5 x_4 + 894.375 x_5 + 1110.9375 x_6$
 $+ 988.75 x_7 + 1444.375 x_8 + 248.4375 \text{ beta7} < 1087.1875$

$4443.75 x_1 + 5721.875 x_2 + 6443.75 x_3 + 3721.875 x_4 + 2387.5 x_5 + 4276.5625 x_6$
 $+ 2721.875 x_7 + 2443.75 x_8 + 1550.625 \text{ beta8} < 6522.5$

$x_1 + x_2 + x_3 + x_4 + x_5 + x_6 + x_7 + x_8 = 1$

end

slb beta1, beta2, beta3, beta4, beta5, beta6, beta7, beta8 0

sub beta1, beta2, beta3, beta4, beta5, beta6, beta7, beta8 1

int x1, x2, x3, x4, x5, x6, x7, x8

Biographie

Onur Kuzgunkaya est né le 25 Octobre 1974 à Istanbul. Après avoir terminé le lycée de Saint-Benoit en 1993, il a commencé ses études en génie industriel à l'Université de Galatasaray. Il est devenu l'un des sept premiers diplômés de cet université en 1997. Son sujet de mémoire était à propos de l'installation d'un système de production par Goal Programming (GP). Pendant ses études en génie industriel à Galatasaray, il a concentré ses recherches sur la programmation linéaire floue et les systèmes de production flexibles. Il a fait un exposé au congrès de YA/EM en 1999 à Ankara et son article avec Professeur Karsak a été présenté au congrès "Eleventh International Working Seminar on Production Economics" en février 2000 en Autriche, à propos de son sujet de thèse.