

Sélection d'un ensemble d'actions attractives sur le marché des valeurs mobilières à l'aide de méthodes multicritères : Cas de la Bourse de Tunis

Selection of a set of attractive stocks in the securities market using multi-criteria methods: Tunis Stock Exchange case

Wahiba HALIMI¹

MCA

Faculté des sciences économiques /Université de Tlemcen

wahiba.halimi@mail.univ-tlemcen.dz

Date de soumission 19/06/2019

Date d'acceptation 20/06/2019

Résumé :

Cet article met l'accent sur quelques problèmes en finance qui ont un caractère multicritère, tel que la prédiction de faillite, le risque crédit et la constitution du portefeuille d'action (cette dernière qui fera l'objet d'une étude de cas-Bourse de Tunis-), de là il évoque quelques études existantes en matière de résolution des problématiques en finance susmentionnées par le biais de méthodes multicritères.

Mots-clés : Bourse de Tunis ; Caractère multicritère ; Méthodes multicritères ; Problèmes en finance

Code JEL : C01 ,C38 ;C58 ; C81 ; D53 ; G11

Abstract:

Given the multicriteria nature of some problems in finance, such as credit risk assessment, business bankruptcy forecasts, the constitution of an equity portfolio, etc. It would be preferable to adopt multicriteria methods for these problems. These methods ensure the integration of the decision maker's preferences system in addition to their quality of respect for the nature of these problems (the multicriteria nature). The number of studies dealing with these problems remains limited. The aim of this article is to limit the theoretical framework of certain financial problems and to review the previous work in order to arrive at a proposal to resolve a financial decision problem (case of the Tunis stock exchange).

Key words: Financial problems; Maker's preferences; Multicriteria methods; Tunis stock exchange.

Jel Classification Codes : C01 ,C38 ;C58 ; C81 ; D53 ; G11

¹ Auteur Correspondant :HALIMI Wahiba .E-Mail : wahiba.halimi@mail.uni-tlemcen.dz

Introduction :

Le recour à l'analyse multicritère est devenu une nécessité et ce à cause de la nature multicritère des problème de décision en finance, une nature qui n'a pas pu être appréhender par une analyse monocritère ou encore classique, cette incapacité est due au fait que la perception du risque y est réduite à sa dimension probabiliste niant ainsi les diverses sources d'influences qui affectent le rendement et donne au risque son caractère multidimensionnel.

1. L'aide à la décision multicritère en finance : [Micheal Doumpos. 2004] :

1.1. Prédiction de faillite : L'intérêt porté à l'analyse de la performance et la viabilité de l'entreprise en cours d'examen a été exploré par des chercheurs, de différents points de vue, considérant les différentes formes de détresse financière, y compris par défaut, d'insolvabilité et de faillite. Essentiellement, le terme «faillite» se réfère à la fin de l'opération de l'entreprise après un dépôt de bilan en raison de difficultés financières sévère de l'entreprise à honorer ses obligations financières envers ses créiteurs. Les autres formes de détresse financière ne conduit pas nécessairement à la terminaison de l'opération de l'entreprise [Altman (1993), et Zopounidis Dimitras (1998)]. Les conséquences de la faillite ne se limitent pas aux individus, entreprises ou organisations qui ont une relation établie avec l'entreprise en faillite; ils s'étendent souvent à tout l'environnement économique et social du pays ou de la région. Par exemple, les pays en développement sont souvent très vulnérables aux faillites d'entreprises, par ailleurs, compte tenu de la mondialisation de l'environnement économique, il devient clair qu'une telle affaire peut aussi avoir des implications mondiales. Ceci démontre la nécessité de développement et de mise en œuvre des procédures efficaces pour la prédiction de faillite, ces procédures sont nécessaires pour les institutions financières, investisseurs individuels et institutionnels, ainsi que pour les entreprises elles-mêmes et même pour les décideurs (par exemple, des agents du gouvernement, les banques centrales, etc.). L'objectif principal des procédures de prédiction de défaillance est de discriminer les entreprises qui sont susceptibles de faillite de celles saines. C'est un problème de classification en deux groupes. On assiste souvent à l'ajout d'un groupe supplémentaire (un troisième groupe) : le groupe international Amy comprend des entreprises pour lesquelles il est difficile de tirer une conclusion claire, certains chercheurs les ont placé (un tel groupe de sociétés intermédiaires) dans la catégorie des sociétés en détresse, malgré ça ces mêmes sociétés ont finalement survécu grâce à des plans de restructuration (Theodossiou et al., 1996). La classification des entreprises en groupes en fonction de leur risque de faillite est généralement effectuée sur la base de leurs caractéristiques financières en utilisant les informations obtenues par les déclarations financières disponibles (tel que bilan et compte de résultat). Les ratios financiers calculés par les comptes des états financiers sont les critères les plus largement utilisés dans la prévision de défaillance. Néanmoins, la prédiction de faillite sur uniquement la base de ratios financiers a été critiquée par plusieurs chercheurs (Dimitras et al, 1996. Laittinen, 1992). Les critiques ont porté principalement sur le fait que les ratios financiers ne sont que les symptômes des problèmes d'exploitation et de financement que l'entreprise fait face plutôt que la cause de ces problèmes. Pour pallier cet inconvénient, plusieurs chercheurs ont noté l'importance de considérer les informations qualitatives supplémentaires en prévision de défaillance. Ces

informations qualitatives implique des critères tels que la gestion des entreprises, leurs organisation, les tendances du marché, leurs avantages concurrentiels particuliers, etc. (Zopounidis, 1987). Toutefois, ces informations ne sont pas accessibles au public et par conséquent assez difficiles à rassembler. Cette difficulté justifie le fait que la plupart des études existantes sur la prédiction de faillite ne sont basées que sur des ratios financiers. Les premières approches utilisées pour la prédiction de faillite ont été empiriques. La plupart des approches bien connues de ce type comprennent la «méthode des 5 C" (caractère, des capacités, le capitale, conditions de couverture), la méthode "labo" (liquidité, activité, rentabilité, potentiel), et la méthode de "Creditmen" (Zopounidis, 1995). Plus tard, plus sophistiquée des approches statistiques univariées ont été introduites dans ce domaine, ces approches étudient le pouvoir discriminant des ratios financiers en distinguant les entreprises en faillite de celles saines (Beaver, 1996). Toutefois, la poussée réelle dans le domaine de la prédiction de faillite a été donné par les travaux de Altman (1968) sur l'utilisation de l'analyse discriminante linéaire (LDA), certains chercheurs pensaient au développement d'un modèle de prédiction de faillite et ce par l'exploration de techniques statistiques et économétriques. Certaines études incluent les caractéristiques des travaux de Altman et al. (1977) sur l'utilisation de QDA (l'analyse discriminante quadratique), les travaux de Jensen (1971), Gupta et Huefner (1972) sur l'analyse typologique, les travaux de Vranas (1992) sur le modèle de probabilité linéaire, les mots de Martin (1977), Ohlson (1980), Zavgren (1985), Peel (1987), Keasey et al. (1990) sur l'analyse logit, les œuvres de Zmijewski (1984), Casey et al. (1986), Skogsvik (1990) sur l'analyse probit, les travaux de Luoma et Laitinen (1991) sur l'analyse de survie, et les travaux de Scapens et al. (1981) sur la théorie des catastrophes. Au cours des deux dernières décennies de nouvelles approches non paramétriques ont attiré l'intérêt des chercheurs dans le domaine. Ces approches comprennent entre autres, la programmation mathématique (Gupta et al, 1990.), les systèmes experts (Elmer et Borowski, 1988; Messier et Hansen, 1988), l'apprentissage machine (Frydman et al, 1985.), les ensembles approximatifs (Slowinski et Zopounidis , 1995; Dimitras et al, 1999), les réseaux de neurones (Wilson et Sharda, 1994;. Boriz et Kennedy, 1995), et MCDA (Zopounidis, 1987; Andenmatten, 1995; Dimitras et al, 1995;. Zopounidis et Dimitras, 1998). Les résultats de ces études ont montré que les nouvelles approches susmentionnées sont bien adaptées au problème de la prédiction de faillite, fournissant des résultats satisfaisants par rapport à la faillite de statistiques et de techniques économétriques.

Tableau 1: Liste des ratios financiers utilisés pour la prédiction de faillite

Rat io	Mode de calcul	Ratio	Mode de calcul	Ratio	Mode de calcul
G1	Bénéfice net / Bénéfice brut	G5	Actif Courant / Passif à court terme	G9	Résultat net / Immobilisations nettes
G2	Profit brut / Total de l'actif	G6	Actifs courant / Passif courant	G10	Les stocks / Fonds de roulement

G 3	Revenu net / total des actifs	G7	Total Actif / Total Passif	G11	Passif à court terme / actif total
G 4	Bénéfice net / Net Worth	G8	Net Worth/(Net Worth + à long terme liabilities)	G12	Fonds de roulement / Résultat net

Source : Micheal Doumpos and all. 2004,op. cit, p200

Enfin, il serait utile de considérer le problème de prédiction de défaillance dans un contexte dynamique plutôt que statique. Comme déjà mentionné, la faillite est un événement évolutif dans le temps. Par conséquent, il pourrait être utile d'envisager toutes les informations disponibles relatives à la faillite, afin de développer des modèles plus fiables d'alerte précoce pour la prédiction de la faillite. Kahya et Theodossiou (1999) ont suivi cette approche et ils ont modélisé le problème de prédiction de défaillance dans un contexte de séries chronologiques.

1.2. L'évaluation du risque crédit :

L'évaluation du risque de crédit se réfère à l'analyse de la probabilité que le débiteur (entreprise, organisation ou individu) ne sera pas en mesure de respecter ses obligations de dette envers ses créanciers (par défaut). Cette incapacité peut être temporaire ou permanente. Ce problème est souvent lié à la prédiction de la faillite. En fait, les modèles de prévision de défaillance sont souvent utilisés dans le contexte de l'évaluation du risque de crédit. Toutefois, les deux problèmes sont légèrement différents: la faillite a principalement une interprétation juridique, plutôt que financière par défaut. En effet, la plupart des auteurs considèrent que l'entreprise est dans une situation de défaut de paiement lorsque la valeur comptable de son passif dépasse la valeur comptable de ses actifs (Altman, 1993).

Le compromis entre les pertes estimées et les profits est une question clé pour décider de l'acceptation ou le rejet du crédit ainsi que pour le montant du crédit qui sera accordé.

L'implémentation de ce contexte suppose que le problème d'octroi de crédit (et par conséquent l'évaluation du risque de crédit) est un problème multi-période. C'est vrai que la condition du remboursement de l'emprunt est effectué à travers une série de paiements d'intérêts (mensuels, semestriels) s'étendant sur une période de temps (habituellement plusieurs années). Durant cette période, l'établissement de crédit a la possibilité d'étendre sa coopération avec la firme. À cet égard, les bénéfices ne sont pas seulement issus de l'intérêt que l'entreprise paie pour le prêt, mais ils peuvent également être obtenus à travers la coopération élargie entre la banque et l'entreprise.

Au niveau de la recherche, il ya eu une large utilisation des approches statistiques jusqu'à aujourd'hui. Une présentation analytique des applications pertinentes sont décrites dans le livre d'Altman et al. (1981). Il ya eu récemment une propagation des approches alternatives telles que l'apprentissage automatique et les systèmes experts (Cronan et al 1991; Tessmer, 1997; Matsatsinis et al, 1997.), les systèmes d'aide à la décision (Srinivasan et Ruparel, 1990; Duchessi et Belardo , 1987; Zopounidis et al, 1996;. Zopounidis et Doumpos, 2000b), les algorithmes génétiques et les réseaux de neurones (Fritz et Hosemann, 2000), l'analyse multicritère (Bergeron et al, 1996; Zopounidis et Doumpos, 1998; Jablonsky, 1993; Lee et al, 1995; Khalil et al, 2000), etc.

1.3. L'évaluation des titres : la sélection et la gestion du portefeuille

La sélection et la gestion de portefeuille a été l'une des principales champs d'intérêt dans le domaine de la finance depuis près de 50 ans. En termes généraux, la sélection et la gestion de portefeuille consiste en la construction d'un portefeuille de valeurs mobilières (actions, obligations, bons du Trésor, fonds communs de placement, pensions, produits financiers dérivés, etc.) qui maximise l'utilité de l'investisseur. Le terme «construction d'un portefeuille" se réfère à l'allocation d'un montant connu de capital pour les titres en cours d'examen. Généralement, la construction du portefeuille peut être réalisée comme un processus en deux étapes:

1. Initialement, dans la première étape du processus, l'investisseur doit évaluer les titres disponibles, qui constituent des possibilités d'investissement sur la base de leurs perspectives d'avenir. Cette évaluation conduit à la sélection de jeu réduit composé des meilleurs titres. Considérant le grand nombre de titres qui sont aujourd'hui commercialisés dans les marchés financiers internationaux, l'importance de cette étape devient apparente. Il est très difficile pour l'investisseur d'être en mesure de gérer un portefeuille composé d'un grand nombre de titres. Un tel portefeuille est assez rigide puisque l'investisseur devra être en mesure de recueillir et d'analyser une quantité énorme d'information quotidienne sur les titres en portefeuille. C'est un processus difficile et fastidieux. Par conséquent les mises à jour du portefeuille seront difficiles à effectuer (afin de s'adapter) puisque les conditions du marché évoluent rapidement. Par ailleurs, un portefeuille de valeurs mobilières impose des coûts de négociation qui sont souvent un facteur décisif dans les décisions d'investissement de portefeuille. Par conséquent, un ensemble compact de valeurs mobilières doit être formé à des fins de construction de portefeuille.
2. Une fois cet ensemble compact des meilleures valeurs mobilières est déterminé après l'évaluation de la première étape, l'investisseur doit décider de l'affectation du capital disponible à ces titres. La répartition doit être effectuée de telle sorte que le portefeuille qui en résulte répond de la meilleure politique de l'investisseur, les buts et les objectifs. Étant donné que ces buts / objectifs sont souvent diversifiés dans la nature (certains sont liés au rendement attendu, alors que d'autres sont liés au risque du portefeuille), le portefeuille qui en résulte ne peut pas être une solution optimale, au moins dans le sens où le terme «optimal » a, dans le cadre d'optimisation classique, un seul objectif a assumé. Au lieu de cela le portefeuille construit sera une solution satisfaisante, c'est à dire, un portefeuille qui répond de manière satisfaisante (mais pas nécessairement optimale) à tous les buts et objectifs de l'investisseur.

La mise en œuvre des deux processus (étapes précédentes) est basée sur la spécification claire de comment les termes «meilleurs titres» et «portefeuille satisfaisant» sont définis. La théorie des marchés financiers suppose que la politique de l'investisseur peut être représentée par une fonction d'utilité d'une certaine forme inconnue. Cette fonction est implicitement utilisée par l'investisseur dans sa prise de décision. Le pionnier de la théorie moderne du portefeuille, Harry Markowitz suppose que cette fonction d'utilité inconnue est une fonction de deux variables / critères: le rendement attendu du portefeuille et le risque de portefeuille (Markowitz, 1952, 1959). Ces deux critères définissent les deux principaux objectifs de la sélection de portefeuille et de sa gestion, à savoir: afin de maximiser le rendement attendu et minimiser le risque de l'investissement. Markowitz a

proposé deux mesures bien connues statistiques pour considérer le rendement et le risque de portefeuille. Il a proposé l'utilisation d'une formulation de programmation quadratique afin de spécifier un portefeuille efficient qui minimise le risque (la variance) pour un niveau donné de rendement (la moyenne).

2. Les études antérieures (multicritère) en matière de constitution de portefeuille d'actions :

Deux répartitions s'imposent ; par domaine d'intérêt et par groupe de méthodes multicritères utilisés

2.1. Répartition par domaine d'intérêt

Des exemples typiques des extensions faites dans le modèle moyenne-variance de Markowitz, notamment les modèles mono et multi-indice, les modèles de corrélation moyenne, les modèles mixtes, les modèles d'utilité, ainsi que les modèles basés sur la moyenne géométrique, sur la dominance stochastique, sur l'asymétrie d'Elton et Gruber (1995), tandis que Pardalos et al. (1994) fournissent une revue sur l'utilisation des techniques d'optimisation dans le choix et la gestion de portefeuille. Généralement, les recherches existantes sur la sélection de portefeuille et les problèmes de gestion peuvent être organisés en trois grandes catégories:

2.1.1. Les études portant sur les caractéristiques des titres risque / caractéristiques de rendement

Ces études sont principalement menées par des chercheurs spécialisés en finance afin de préciser les déterminants du risque et du rendement dans les décisions d'investissement en valeurs mobilières. Les exemples les plus connus des études au sein de cette catégorie comprennent l'étude de Sharpe sur le modèle de tarification « capital asset » (CAPM; Sharpe, 1964), Ross dans son étude sur l'Arbitrage Pricing Theory (APT; Ross, 1976) et l'étude de Black et Scholes sur la valorisation des options (Black et Scholes, 1973).

Les études sur la modélisation mathématique (sous une forme fonctionnelle) et la représentation de la politique de l'investisseur agrègent tous les facteurs pertinents décrivant la performance des titres qui sont en conformité avec cette politique. Le modèle développé a généralement la forme d'une fonction d'utilité suivant le cadre général de la théorie du portefeuille, selon laquelle l'investisseur a l'intention de construire un portefeuille qui maximise son utilité. Ainsi, rendre explicite la forme de cette fonction d'utilité contribue de manière significative dans le choix et la gestion de portefeuille, à la fois comme un mécanisme d'évaluation de sécurité et comme un bien servant à la construction du portefeuille. Certaines études utilisent des méthodes d'ADMC (MCDA : modèle multicritère), caractéristique du modèle politique de l'investisseur dans les travaux de Saaty et al. (1980), Rios-Garcia et Rios-Insua (1983), Evrard et Zisswiller (1983), Martel et al. (1988), Szala (1990), Khoury et al. (1993), Dominiak (1997), Hurson et Ricci (1998), Zopounidis (1993), et Zopounidis Hurson (1995, 1996, 1997), Zopounidis et al. (1999). Un examen complet de l'utilisation des techniques de l'ADMC dans le domaine de la sélection de portefeuille et de gestion est présenté dans le livre de Hurson et Zopounidis (1997) ainsi que dans les études de Spronk et Hallerbach (1997) et Zopounidis (1999).

2.1.2. Les études portant sur l'élaboration de méthodologies pour l'évaluation de la performance des titres

Ces études comprennent des études sur la prévision des prix des valeurs mobilières. L'objectif de cette approche, basé sur la prévision, est de développer des modèles qui seront en mesure de fournir des prévisions précises sur les prix futurs des titres. Etant donné que les prédictions fiables peuvent être obtenues à partir des séries chronologiques de données, l'investisseur peut choisir les titres avec la plus haute tendance ascendante et anticipé l'avenir de leur prix. Ces titres sont alors utilisés à des fins de construction de portefeuille. Le développement de tels modèles de prévision est traditionnellement le centre d'intérêt majeur des chercheurs en économétrie et en statistiques. Néanmoins, récemment, l'intérêt pour l'utilisation de techniques d'intelligence artificielle a considérablement augmenté. Ceci est principalement dû à la flexibilité de ces techniques de modélisation et à la représentation de la complexité des marchés financiers en décrivant les mouvements des prix des titres et le comportement hautement (fortement) non-linéaire de ces marchés. Quelques exemples basés sur cette nouvelle approche, notamment les réseaux de neurones (Wood et Dasgupta, 1996; Trippi et Turban, 1996; Kohara et al, 1997;. Steiner et Wittkemper, 1997), l'apprentissage machine (Tam et al, 1991;. John et Lee et Kim, 1997), les systèmes experts (Lee et al, 1989;. Lee et Jo, 1999; Liu et Lee, 1997), théorie des ensembles flous (Wong et al, 1992. Jog et al., 1999). En ce qui concerne la contribution de ces nouvelles techniques dans le choix et la gestion de portefeuille, il est important de noter que leur utilisation n'est pas dictée uniquement par la recherche universitaire, mais plutôt ils sont devenus une pratique quotidienne des investisseurs du monde entier.

2.1.3. Les études sur le développement de méthodologies pour la construction du portefeuille.

Ces méthodologies suivent une perspective d'optimisation généralement dans un contexte multi-objectif. Ceci est conforme à la nature du problème de constitution de portefeuille. En effet, la constitution de portefeuille est un problème d'optimisation multi-objectif, même si elle est considérée dans le cadre moyenne-variance de Markowitz. C'est un problème d'optimisation à deux objectifs. Par ailleurs, considérant que le fait qu'à la fois le rendement et le risque sont multidimensionnels, il est possible d'étendre le cadre traditionnel de travail moyenne-variance, afin que tous les risques pertinents et les facteurs de retour soient pris en compte. Le cadre de travail traditionnel moyenne-variance ne considère que le risque non systémique, alors que dans un cadre élargi du risque systémique (coefficient bêta) peuvent également être considérées (par exemple, la constitution du portefeuille avec un bêta pré-spécifié). Un tel cadre peut examiner toute optimisation but / objectif tel que perçu par les investisseurs et pas nécessairement en suivant une approche probabiliste tel que celui du modèle moyenne-variance. En fait, comme l'a noté Martel et al. (1998), mesurer le risque et le retour sur un contexte probabiliste n'est pas toujours conforme avec la perception des investisseurs de ces deux concepts clés. Cette conclusion a motivé plusieurs chercheurs à introduire des objectifs supplémentaires, objectifs dans le processus de constitution de portefeuille (par exemple, la valeur marchande, le rendement du dividende, le bénéfice net par action, ratio cours / bénéfices, etc.)

Suite à ce courant de recherche, la constitution de portefeuille peut être réalisée par des techniques de programmation mathématique multi-objective. Les études

suivant cette approche ont été présentées par Lee et Chesser (1980), Nakayama et al. (1983), Rios-Garcia et Rios-Insua (1983), Colson et De Bruyn (1989), Tamiz et al. (1997), Zopounidis et al. (1998), et Zopounidis Hurson (1995,1996, 1997), Bertsimas et al. (1999), et Zopounidis Doumpos (2000).

L'utilisation des techniques de classification dans le processus de constitution du portefeuille discuté au début nécessite en premier lieu une estimation des actions, par exemple, dans le cas de l'évaluation des titres la plupart des analystes d'investissement et les institutions financières publient leurs travaux d'estimations sur la performance des titres de façon périodique sous la forme de recommandations telles que «acheter», «marché exécuter", etc. Smith (1965) a d'abord utilisé une méthode de classification (LDA) afin d'élaborer un modèle qui peut reproduire les recommandations de ces experts. Une étude similaire a été compilée par le blanc (1975). Certaines études plus récentes comme celles de C. Hurson et C. Zopounidis (1995, 1996, 1997), Zopounidis et al. (1999) emploient des méthodes de classification multicritère ELECTRE TRI et notamment UTADIS pour le développement de modèles de classification des titres en prenant en compte la politique de l'investisseur et ses préférences. Bien sûr, sauf pour l'évaluation et la classification sur la base de jugements d'experts, d'autres systèmes de classification peuvent aussi être considérés. Par exemple, Klemkowsky et Petty (1973) utilisaient LDA pour développer un modèle de classification des titres comme ceux classés dans les classes de risque sur la base de leur volatilité du rendement historique, ou ceux classés sur la base de leur rendement futur prévu, Jog et al. (1999) ont adopté cette approche et ont utilisé la théorie des ensembles rugueux pour développer un modèle fondé sur les données du passé pour classer les titres dans des classes en fonction de leur rendement futur prévu, comme les plus performants (les titres avec le rendement le plus élevé à venir), les titres intermédiaires et les titres faible (les titres avec le plus bas rendement prévu dans le futur). Une approche similaire a été utilisée par John et al. (1996) qui ont employé une méthodologie d'apprentissage automatique, alors que Liu et Lee (1997) ont développé un système expert qui fournit des recommandations d'achat et de vente (un système de classification à deux groupes) sur la base d'indicateurs d'analyse technique pour les titres (Murphy, 1995) . Les résultats obtenus grâce à ces modèles de classification peuvent être intégrées dans un stade ultérieur de l'analyse avec une méthodologie d'optimisation (programmation par objectifs, la programmation multiobjectif) pour effectuer la constitution du portefeuille le plus approprié.

2.2. Répartition par groupe de méthodes utilisé (C.Hurson ;C. Zopounidis, 1997)

Figure1 : Quelques travaux

Les theories	Les travaux
Utility multiattribut	Saaty, Rogers and Pell (1980) Evrard and Zisswiller (1983) Garcia and Rio-Rio -Insua (1983)
The upgrade methods	Mariel, Khoury and Bergeron (1988) Khoury, Martel and Veilleux (1993) Szala (1990)
Interactive methods	Nakayama, Takegushi and Sono Lee and Chesser (1980)

	Colson and de Bruyn (1989)
The approach of the disintegration of preferences	Colson and Zeleny (1980) Zopounidis , Despotis and Kamaratou (1993)

Source: Etablit par la chercheuse en se basant sur C. Hurson et Constantin Zopounidis, 1997

3. Etude du cas du marché des valeurs mobilières de Tunis :

3.1. Méthodologie de travail :

Dans ce qui suit nous représentons l'application de la méthode UTA+ et ELECTRE TRI, pour une problématique de rangement nous appliquerons UTA+ et la méthode ELECTRE TRI, qui sont des méthodes de sur-classement et de tri ; Ces deux méthodes appartiennent à l'approche constructive ; c'est une des raisons principales de leur choix. Ce qu'il faut noter que ceci est une méthodologie d'aide multicritère à la décision en matière de sélection d'actions et non pas un modèle de prévision des rendements tel que le MEDAF (Modèle d'évaluation des actifs financiers) ou l'APT (Arbitrage pricing theory).

3.2. La Construction des critères d'évaluation : La base de données comprend 54 sociétés Tunisiennes, les données boursières et financières (bilan, compte de résultat, prix d'action, dividendes, ...) couvrent une période allant de décembre 2009 au juillet 2013. A partir de cette base de données nous procéderons à l'évaluation d'un certain nombre de critères. Sept critères ont été retenus dont quatre boursiers (annuels ou mensuels selon le cas) et trois autres d'analyse financière (annuels) :

Tableau 2: Les critères d'évaluation

Les critères	Critères d'analyse financière	Critères boursiers
Le rendement mensuel moyen		Qui est un critère boursier
Le price earnings ratio mensuel à minimiser		En cas de pertes ce critère est négatif ce qui place l'action en tête de classement donc il serait plus judicieux de maximiser l'inverse de ce critère 1/PER.
Le bénéfice par action annuel		Ou EPS : earnings per share à maximiser.
Le return on equity	Qui un critère de rentabilité des capitaux propres à maximiser.	
Current ratio	Où critère de liquidité au sens strict qui doit être maximiser.	
Le ratio cash flow/dette	Qui est un critère de solvabilité à maximiser.	
Le bêta-1		La minimisation de la valeur absolue de ce critère qui représente un gestionnaire de portefeuille qui préfère les actions de bêta proche de 1 et suit une stratégie de gestion passive (l'attitude prudente)

Source : Etablit par la chercheuse

3.3. L'application des méthodes UTA+, ELECTRE TRI

3.3.1. Classement des actions par leurs degrés d'utilité:

.1. Méthodologie : Cette méthode est basée sur la recherche d'une fonction d'utilité permettant le rangement des actions, deux situations peuvent faire face :

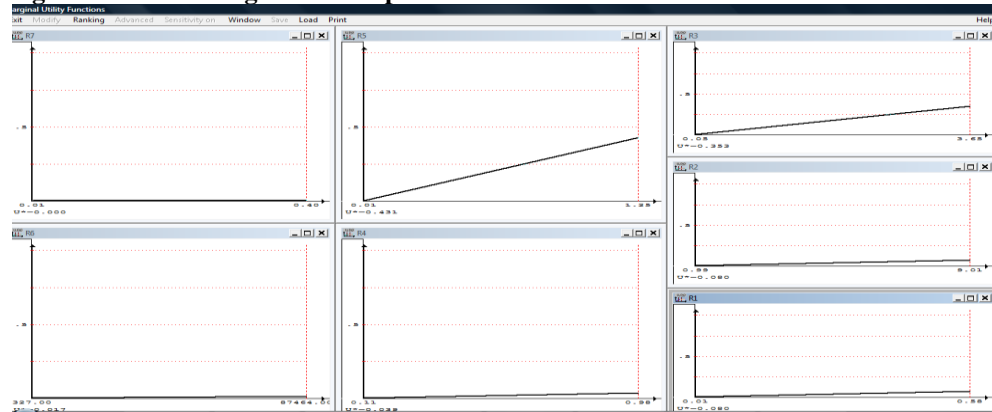
1. Il existe une fonction d'utilité séparable additive qui respecte l'ordre établi par le décideur, alors $F=0$. Dans ce cas, il existe en fait une infinité de fonctions

d'utilité qui respectent cet ordre et une analyse de post-optimalité permet de sélectionner une fonction « moyenne » pour le représenter.+

- Il n'existe pas de fonctions d'utilité séparable additive qui respecte l'ordre, alors $F > 0$. Dans ce cas le rôle des variables d'écart σ est de rendre possible l'estimation d'une fonction d'utilité. La solution du programme est unique et on obtient une fonction d'utilité qui respect au mieux les préférences du décideur selon le critère en question.

2. Application et résultats : Dans le cas présent (le cas étudié) la recherche d'une fonction d'utilité qui respect au mieux les préférences du décideur. Cette recherche est fondée sur l'hypothèse de l'existence ou pas d'un ensemble d'actions pour le quel il existe ou pas une fonction d'utilité cela selon le coefficient de Kendall τ , s'il est inférieur à 0.7 la fonction d'utilité recherchée (qui représente au mieux les préférences du décideur) n'existe pas, si le coefficient est égale ou supérieur à 0.7 (se rapprochant de 1) il existe une fonction d'utilité qui respecte au mieux les préférences du décideur. Ainsi nous avons procédé a une série de tests vérifiant à chaque fois la valeur de cet coefficient restant supérieur à 0.7 pour l'ensemble des 54 sociétés. Pour l'ensemble des 54 alternatifs le coefficient de Kendall $\tau = 0,82$ pour le quel il existe une fonction d'utilité additive, les résultats sont les suivants :

Figure 2: Utilité marginale des sept ratios



DR : est le rangement de portefeuille par le gestionnaire et MR : est le rangement par rapport à l'utilité globale de chaque action de référence. La valeur du coefficient de Kendall $\tau = 0,82$ montre que la fonction d'utilité estimée respect au mieux et non parfaitement l'ordre établi par le gestionnaire de portefeuille. Les courbes d'utilité marginale des huit critères sont représentées dans les figures qui suivent, étant donné que le rangement du gestionnaire de portefeuille est en accord avec le model on peut passer à la phase du classement total et final:

Tableau 3: Classement final

MR	R	Global utility	actions	MR	R	Global utility	actions	35	34		ST
1	1	23.786	MEN ANK	18	18	0,338	GH	36	35	0,151	TAR
2	2	1.152	CB	19	19	0,328	TL	37	36	0,148	VARI
3	3	0.986	IL	20	20	0,312	AME	38	37	0,140	AIR
4	4	0.641	IF	21	20	0,312	LTU	39	38	0,136	TS

5	5	0,607	PDIT	22	21	0,310	SSAD	40	39	0,129	IB
6	6	0,557	F	23	22	0,308	TEQ	41	40	0,118	IFAK
7	7	0,542	RTES	24	23	0,275	NP	42	41	0,113	GR
8	8	0,469	DTET	25	24	0,253	LKIM	43	42	0,111	ALIM
9	9	0,460	LNET	26	25	0,235	TB	44	43	0,097	MPA
10	10	0,434	FPIL	27	26	0,228	TB	45	44	0,091	AKL
							ES ABO DWY				
11	11	0,433	NV	28	27	0,204		46	45	0,084	PHA
12	12	0,413	LAIT	29	28	0,200	FBT	47	46	0,050	L
13	13	0,410	LS	30	29	0,182	NA	48	46	0,050	L
14	14	0,407	REJ	31	30	0,172	IAT	49	47	0,045	F
15	15	0,362	IL	32	31	0,166	DKNA	50	48	0,043	H
16	16	0,356	PR	33	32	0,163	DMO	51	49	0,032	TE
17	17	0,355	DPAT	34	33	0,161	STR	52	50	0,023	BCI

Source : Etabli par la chercheuse à l'aide du logiciel UTA+

3.3.2. Le recours à la méthode ELECTRE TRI pour l'affectation des actions dans des catégories prédéfinies :

.1.Méthodologie du travail

a. Aperçu sur la méthode ELECTRE TRI La méthode ELECTRE TRI qui relève de la problématique β (procédure d'affectation) pose le problème en termes d'attribution de chaque action à une catégorie pré définie. Des actions de référence sont utilisées pour segmenter l'espace des critères en catégories. Chaque catégorie est bornée inférieurement et supérieurement par deux actions référence et chaque action de référence sert donc de borne à deux catégories, l'une supérieure et l'autre inférieure.

b. Conception des profils de référence Nous avons conçu des profils frontières de référence tels que $Pro01 > Pro02$ et donc trois catégories ordonnées de performances possibles $3 > 2 > 1$. La procédure d'affectation pessimiste procède au classement comme suit :

Ai S Pro01 alors Ai est affectée à la catégorie 3 : l'action Ai surclasse le profil 01 qui est le profil haut ou supérieur alors l'action sera affectée à la catégorie 3 qui représente l'ensemble des actions attractives.

Ai S Pro02, mais non Ai S Pro01 alors Ai est affectée à la catégorie 2 : l'action Ai surclasse le profil 02 qui le profil bas ou inférieur mais ne surclasse pas le profil 01 qui est le profil haut ou supérieur, alors l'action sera affectée à la catégorie 2 qui représente l'ensemble des actions à analyser.

Non Ai S Pro02 alors Ai est affectée à la catégorie 1 : l'action Ai ne surclasse pas le profil 02 qui le profil bas ou inférieur alors l'action sera affectée à la catégorie 1 qui représente l'ensemble des actions à rejeter.

Il faut détenir les informations inter-critères qui sont l'importance relative des critères et leurs seuils de veto. C'est derniers auront pour effet d'interdire dans la procédure pessimiste, le tri d'un alternatif dans une catégorie si pour au moins un

critère, l'évaluation est en faveur du profil bas de cette catégorie avec un écart supérieur à la valeur du seuil de veto correspondant. Comme le seuil de coupe λ représente le nombre minimum de critères qui doivent être favorables au surclassement, le seuil de coupe raisonnable se situe donc dans la plage qui va de (0.55, 0.64, 0.73, 0.82, 0.91, 1) représentant successivement 6 critères favorables, 7, 8, 9, 10 critères et l'unanimité. Nous pensons que prendre comme seuil de base $\lambda = 0.76$ le seuil par défaut que donne le logiciel serait tout à fait sage.

.2. Application de la méthode ELECTRE TRI et analyse des résultats :

- a) **Application de la méthode ELECTRE TRI :** Nous retenons uniquement la procédure d'affectation pessimiste pour la bonne raison suivante : elle ne va affecter dans les bonnes catégories que les actions dont les qualités sont solidement établies, rejetant celles qui peuvent présenter un doute dans les mauvaises catégories. Son utilisation intéresse un décideur qui désire conserver une prudence. A notre avis le pessimisme du décideur (investisseur) doit être basé sur le postulat suivant : « les entreprises cotées en bourse ont tendance à mieux habiller leurs bilans et présenter une bonne image par rapport à ce qu'il ne paraît réellement », donc c'est l'affectation pessimiste qui fera l'affaire. Les résultats de la procédure d'affectation pessimiste aux catégories et au seuil de coupe de référence $\lambda = 0.76$ sont les suivants

Tableau 4: Profils de référence

	Prof	Profil	Profil	Poids	Seuil	Seuil	Seuil de	Profil	Poids	Seuil	Seuil	Seuil
R1	0.18	0.14	R1	1	0.02	0.05	0.1	R1	1	0.02	0.05	0.5
R2	1.5	1	R2	1	0.1	0.3	0.75	R2	1	0.1	0.3	2.88
R3	1	0.6	R3	1	0.1	0.3	0.6	R3	1	0.1	0.3	9.4
R4	0.01	0.004	R4	1	0.001	0.003	0.011	R4	1	0.001	0.003	0.11
R5	0.08	0.041	R5	1	0.01	0.03	0.08	R5	1	0.01	0.03	1.235
R6	800	200	R6	1	50	150	700	R6	1	50	150	10762
R7	0.19	0.09	R7	1	0.02	0.05	0.26	R7	1	0.02	0.05	5

Source : Etabli par la chercheuse

Les résultats des affectations pessimiste et optimiste (par catégorie, par alternatif la plus intéressante d'ailleurs) sont représentés dans ce qui suit :

Tableau 5: Affectation par alternatifs

Catégories	$\lambda = 0.76$
3	X3, X7, X15, X24, X25
2	X2, X4, X5, X6, X8, X9, X10, X13, X14, X17, X19, X23, X26, X27, X28, X29, X31, X35, X37, X39, X41, X43, X44, X45, X47, X49, X52, X53
1	X1, X11, X12, X16, X18, X20, X21, X22, X30, X32, X33, X34, X36, X38, X40, X42, X46, X48, X50, X51

Source : Etabli par la chercheuse

On peut tirer les conclusions suivantes :

1. Cinq actions peuvent être qualifiées d'action attractive (les actions X3, X7, X15, X24, X25).
2. La catégorie 2 regroupe X2, X4, X5, X6, X8, X9, X10, X13, X14, X17, X19, X23, X26, X27, X28, X29, X31, X35, X37, X39, X41, X43, X44, X45, X47, X49, X52, X53.
3. La catégorie 1 regroupe : X1, X11, X12, X16, X18, X20, X21, X22, X30, X32, X33, X34, X36, X38, X40, X42, X46, X48, X50, X51.

b) **Analyse de sensibilité des résultats :Variation de seuil de coupe** consiste en une analyse de la sensibilité des résultats obtenus si l'on modifie certains paramètres du problème. Nous avons réalisé une analyse de sensibilité en ne modifiant pas les poids des critères, mais en utilisant : des pseudos critères sans veto sur tous les profils, des pseudos-critères avec veto uniquement sur le profil haut, des vrais critères. Parmi les différents types de changement qui peuvent intervenir ceux qui consistent au passage de la troisième catégorie à la première catégorie, ou le contraire, sont plus gênants que tout autre type de changements, nous distinguons deux types de changements :

- Les changements de type I : correspondent à un écart d'une catégorie, un passage de la catégorie 3 vers 2 ou de 2 vers trois ou inversement.
- Les changements de type II : correspondent à un écart de deux catégories, un passage de la catégorie 3 vers 1 ou inversement.

Les résultats ainsi que l'importance des changements par rapport à la variation des seuils de coupe se sont révélés plus stables avec des affectations pessimistes.

Tableau 6: Récapitulatif des différentes affectations selon les différents seuils de coupe

	$\lambda = 0.5$	$\lambda = 0.55$	$\lambda = 0.6$	$\lambda = 0.65$	$\lambda = 0.75$
C3	X3, X4, X6, X7, X15, X24, X25, X28, X37, X45, X47	X3, X6, X7, X15, X24, X25, X28, X37, X45, X47	X3, X6, X7, X15, X24, X25, X28, X45, X47	X3, X6, X7, X15, X24, X25, X28, X45, X47	X3, X6, X7, X15, X24, X25, X28
C2	X1, X2, X5, X8, X9, X10, X11, X12, X13, X14, X16, X17, X19, X21, X22, X23, X26, X27, X29, X30, X31, X32, X33, X34, X35, X38, X39, X41, X43, X44, X48, X49, X50, X51, X52, X53	X1, X2, X4, X5, X8, X9, X10, X11, X12, X13, X14, X16, X17, X19, X22, X23, X26, X27, X29, X30, X31, X32, X33, X34, X35, X38, X39, X41, X43, X44, X48, X49, X50, X51, X52, X53	X1, X2, X4, X5, X8, X9, X10, X11, X13, X14, X16, X17, X19, X22, X23, X26, X27, X29, X30, X31, X32, X33, X34, X35, X37, X38, X39, X41, X43, X44, X48, X49, X50, X51, X52, X53	X1, X2, X4, X5, X8, X9, X10, X11, X13, X14, X16, X17, X19, X22, X23, X26, X27, X29, X30, X31, X33, X34, X35, X37, X38, X39, X41, X43, X44, X48, X49, X50, X51, X52, X53	X2, X4, X5, X8, X9, X10, X13, X14, X17, X19, X23, X26, X27, X29, X30, X31, X35, X37, X39, X41, X43, X44, X49, X50, X52, X53
C1	X18, X20, X36, X40, X42, X46	X18, X20, X21, X36, X40, X42, X46	X12, X18, X20, X21, X36, X40, X42, X46	X12, X18, X20, X21, X32, X36, X40, X42, X46	X1, X11, X12, X16, X18, X20, X21, X22, X30, X32, X33, X34, X36, X38, X40, X42, X46, X48, X51
	$\lambda = 0.85$	$\lambda = 0.9$	$\lambda = 1$		

X3, X15, X25	X3, X25	X3
X2, X4, X5, X6, X7, X9, X13, X17, X24, X26, X27, X28, X29, X31, X37, X41, X43, X45, X47, X52	X6, X7, X13, X24, X37, X41, X43, X45, X47, X52	X6, X7, X24, X25, X45, X47
X1, X8, X10, X11, X12, X14, X16, X18, X19, X20, X21, X22, X23, X32, X33, X34, X35, X36, X38, X39, X40, X42, X44, X46, X48, X49, X50, X51, X53	X1, X2, X4, X5, X8, X9, X10, X11, X12, X14, X15, X16, X17, X18, X19, X20, X21, X22, X23, X26, X27, X28, X29, X30, X31, X32, X33, X34, X35, X36, X38, X40, X42, X44, X46, X48, X49, X50, X51, X53	X1, X2, X4, X5, X8, X9, X10, X11, X12, X13, X14, X15, X16, X17, X18, X19, X20, X21, X22, X23, X26, X27, X28, X29, X30, X31, X32, X33, X34, X35, X36, X37, X38, X39, X40, X42, X43, X44, X46, X48, X49, X50, X51, X52, X53

Source : Etablit par la chercheuse

L'alternatif X3 reste constamment en tête de liste en préservant sa présence dans la catégorie 3 et ce même si l'on exige une performance meilleur de l'alternatif sur tous les critères ($\lambda = 1$), a cet alternatif vient se joindre graduellement les alternatifs X25 (de C2 vers C3 pour un niveau de coupe 0.9), X15 (de C1 vers C3 pour $\lambda = 0.85$), X6, X7, X24, X 28 (de C2 vers C3 pour $\lambda = 0.75$), X45 et X47 (de C2 vers C3 pour $\lambda = 0.65$), aucun changement pour un niveau de coupe $\lambda = 0.6$, X37 (de C2 vers C3 pour $\lambda = 0.55$) et X4 (de C2 vers C3 pour $\lambda = 0.5$). Ces alternatifs qui ont migré vers d'autres catégories peuvent être considérés comme alternatifs venant en seconde position excepté le cas de l'alternatif X15 qui a migré vers une meilleure catégorie (de C1 vers C3) et ce grâce à l'assouplissement des conditions d'affectation. La catégorie C2 contient les alternatifs X6, X7, X24, X25, X45, X47 (pour $\lambda = 1$), ces alternatifs migreront pour un assouplissement des conditions d'affectation vers une meilleure catégorie (C3) graduellement faisant place à d'autres alternatifs qui viendront se loger (de la catégorie C1) et ce toujours à cause de la baisse du niveau de coupe λ , X13 (de C1 vers C2 pour $\lambda = 0.9$), pareil pour X37, X41, X43, X52. Pour $\lambda = 0.85$ on a X2, X4, X5, X9, X17, X26, X27, X28, X 29 et X 31 qui migrent de la catégorie C1 vers C2, pour $\lambda = 0.75$: X8, X10, X14, X19, X23, X30, X35, X39, X44, X49, X50, X53 (de C1 vers C2), pour $\lambda = 0.65$: X1, X11, X16, X22, X33, X34, X38, X48, X51 (de C1 vers C2), pour $\lambda = 0.6$: X32 (de C1 vers C2), pour $\lambda = 0.55$: X12 (de C1 vers C2), pour $\lambda = 0.5$: X21 (de C1 vers C2). Pour la catégorie C1 : cette catégorie regroupe un nombre important

d'alternatifs pour un niveau de coupe $\lambda = 1$ (l'unanimité), ces alternatifs migreront (la majorité) graduellement vers les catégories supérieures pour des niveaux de coupe λ plus souple.

Tableau 7 : Les types d'erreurs

Type d'erreur	$\lambda = 1$	$\lambda = 0.9$	$\lambda = 0.85$	$\lambda = 0.75$	$\lambda = 0.65$	$\lambda = 0.6$	$\lambda = 0.55$	$\lambda = 0.5$
I	31	27	22	12	11	3	2	1
II	0	0	1	0	0	0	0	0
Changement total	31/53	27/53	23/53	12/53	11/53	3/53	2/53	1/53

Source : Etabli par la chercheuse

La baisse de la valeur de λ correspond à 9 changements de type I et 0 changements de type II selon la procédure pessimiste cela présente des résultats assez bien puisque la sensibilité du résultat demeure faible pour des valeurs de seuil de coupe inférieur à 0.6, conte à la hausse de la valeur de λ le nombre de changements effectués devient important surtout avec un changement de type II, la sensibilité de résultat devient importante puisque la majorité des alternatifs subissent des changements ce qui est tout à fait raisonnable puisque plus le niveau de coupe est élevé plus la condition de sur-classement est exigeante. On peut dire donc que la sensibilité de l'affectation dépend de la valeur initiale de λ , ceci dénote une stabilité des résultats et une robustesse de la méthodologie.

Conclusion La nature dynamique des marchés boursiers en combinaison avec la pléthore de facteurs internes et externes qui affectent le rendement des actions ainsi que l'énorme volume d'informations financières et boursières qui est accessible aux investisseurs et aux analystes boursiers, tout cela contribue à la complexité du problème d'évaluation des titres, du point de vue les nombre important de critères à prendre en considération pour l'évaluations des titres, c'est dans cette optique que s'inscrivait ce article, consacré à l'application de méthodes multicritères dans une tentative d'évaluation des actions en vue de la constitution d'un portefeuille d'action dans le marché des valeurs mobilières de Tunis, l'utilisation d'UTA+ avait pour but d'aboutir à une classification d'actions selon leurs utilités marginales, cette même classification à été raffinée grâce à l'utilisation d'ELECTRE TRI.

Références Bibliographiques:

1. C. A. Bana. E. Costa, 1996; Les problématiques de l'aide à la décision : vers un enrichissement de la trilogie choix-tri-rangement ; Recherche Opérationnelle, vol. 30, n°2, pp. 191-216. Centre, 371-381.
2. Christian Hurson et Constantin Zopounidis; 1997; Gestion de Portefeuilles et Analyse multicritère ; Edition Economica. Paris
3. Dimitras, A.I. and Zopounidis, C. (1998), Multicriteria Decision Aid Methods for the Prediction of Business Failure, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht.
4. Dimitras, A.I., Slowinski, R., Susmaga, R. and Zopounidis, C. (1999), "Business failure prediction using rough sets", European Journal of Operational Research, 114, 263-280.
5. Dimitras, A.I., Zanakis, S.H. and Zopounidis, C. (1996), "A survey of business failures with an emphasis on prediction methods and industrial applications", European Journal of Operational Research, 90, 487-513.
6. Doumpos, M. and Zopounidis, C. (1998), "Developing a multicriteria decision support system for financial classification problems: The FINCLAS system", Optimization Methods and Software, 8, 277-304. Economica, Paris.

7. Hurson Ch. and Zopounidis C. (1996), "Méthodologie multicritère pour l'évaluation et la gestion de portefeuilles d'actions", Banque et Marché 28, Novembre-Décembre, 11-23.
8. Hurson, Ch. and Zopounidis, C. (1995), "On the use of multi-criteria decision aid methods to portfolio selection", Journal of Euro-Asian Management, 1/2, 69-94.
9. Hurson, Ch. and Zopounidis, C. (1997), Gestion de Portefeuille et Analyse Multicritère, Economica, Paris.
10. Kamaratou, I, Zopounidis, C. and Despotis D.K.(1998), "Portfolio selection using the ADELAIS multiobjective linear programming system", Computational Economics, 11/3 (1998), 189-204.
11. Le cite web de la Bourse des valeurs Mobilières de Tunis <http://www.bvmt.com.tn/publications/?view=histo-indicesSect>
12. Matsatsinis, N.F, Zopounidis, C. and Doumpos, M. (1996), "Developing a multicriteria knowledge- based decision support system for the assessment of corporate performance and viability: The FINEVA system", Fuzzy Economic Review, 1/2, 35-53.
13. Michael Doumpos and Constantin Zopounidis ; 2004; Multicriteria Decision Aid Classification Methods ; -Applied Optimisation Volume 73. Technical University of Crete; Departement of Production Engineering and Management; Financial Engineering Laboratory. University Campus, Chania, Greece. By Kluwer Academic Publishers Dordrecht. Operational Research, 119, 404-415.
14. Siskos, J. (1980). Comment modeliser les préférences au moyen de fonctions d'utilités additives, *RAIRO Recherche Operationelle*, 14, 53-82.
15. W. Halimi, N. Benkhaldi, A. Smahi , 2010, Décision Financière et analyse multicritère approche théorique ; Revue Européenne du droit social. Volume IX – issue 4 - numéro 9. pp 99 – 109.
16. Zopounidis, C. (1987), "A multicriteria decision making methodology for the evaluation of the risk of failure and an application", Foundations of Control Engineering, 12/1, 45–67.
17. Zopounidis, C. (1995), Evaluation du Risque de Défaillance de l'Entreprise: Méthodes et Cas d'Application, Economica, Paris.
18. Zopounidis, C. (1999), "Multicriteria decision aid in financial management", European Journal of Operational Research, 119, 404-415.
19. Zopounidis, C. and Doumpos, M. (2000a), Intelligent Decision Aiding Systems Based on Multiple Criteria for Financial Engineering, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht.
20. Zopounidis, C. and Doumpos, M. (2000b), "INVESTOR: A decision support system based on multiple criteria for portfolio selection and composition", in: A. Colomi, M. Paruccini and B. Roy (eds.), A-MCD-A (Aide Multi Critère à la Décision – Multiple Criteria Decision Aiding), European Commission Joint Research Centre, 371-381.