Traitement de l'incertitude à l'aide des relations de préférence dans une méthode de décision multicritères

Handling uncertainty using preference relations in a multi-criteria decision making method

A. Ennaceur[1] Z. Elouedi[1] E. Lefevre[3]
[1] LARODEC, University of Tunis, Institut Supérieur de Gestion, Tunisia
[2] LGI2A, Univ. Lille Nord of France, UArtois EA 3926, France

amel_naceur@yahoo.fr
zied.elouedi@gmx.fr
eric.lefevre@univ-artois.fr

Résumé :
Cet article propose une méthode d'aide à la décision multicritères dans un environnement incertain, où l'incertitude est représentée à l'aide de la théorie des fonctions de croyance. Dans ce cadre, nous présentons une nouvelle méthodologie qui introduit l'imperfection au niveau des préférences de l'expert.

Afin d'évaluer l'importance des critères et de déterminer les priorités des alternatives, notre approche suggère d'utiliser les relations de préférence binaires pour éliciter les jugements du décideur. Pour ce faire, l'analyse multicritères hiérarchique (AHP) basée sur les fonctions de croyance qualitatives est développée pour obtenir une représentation numérique adéquate.

Mots-clés :
Analyse multicritères hiérarchique (AHP), Théorie des fonctions de croyance, Evaluations imparfaites, pondération des critères

Abstract:
This paper proposes a multi-criteria decision making method in an uncertain environment, where the uncertainty is represented using the belief function framework. Indeed, we suggest a novel methodology that tackles the challenge of introducing uncertainty in expert opinions.

In order to judge the criteria weights and the alternatives priorities, our proposed approach suggests to use preference relations to elicitate the decision maker assessments. Therefore, the Analytic Hierarchy Process with qualitative belief function framework is developed to get adequate numeric representation.

Keywords:
Analytic Hierarchy Process, Belief function theory, Imperfect assessments, Criteria weights

1 Introduction

L'aide à la décision multicritères a été largement utilisée pour modéliser des problèmes de décision de différentes disciplines. Elle s'impose de plus en plus comme étant l'un des cadres les plus réalistes pour formuler et résoudre des problèmes de décision.

Pour ce faire, plusieurs méthodes ont été proposées [1]. Leur principal objectif est de choisir une ou plusieurs alternatives ou de procéder au classement de celles-ci sur la base d'un certain nombre de critères de différentes natures [1]. Ainsi, deux approches d'agrégation sont identifiées. D'un côté, l'approche de surclassement introduite par Roy, où certaines méthodes comme Electre et Promethee sont développées [2]. De l'autre côté, une première méthode basée sur la théorie de l'utilité a été proposée par Keeney et Raiffa [3]. Principe qui a été ensuite repris dans un certain nombre de méthodes [4].

Cependant, il est à noter que ces approches reposent sur un cadre certain. Elles ne permettent pas de prendre en compte les différentes formes d'imperfection (imprécision et incertitude) des informations. En effet, ces incertitudes peuvent provenir de données mal connues, non fiables, ou encore de paramètres non mesurables qui doivent être exprimés par un expert. Dans ce cadre, il est nécessaire d'étendre l'aide à la décision multicritères au contexte incertain et de développer des méthodes capables de gérer ces imperfections au niveau des critères mais également au niveau des alternatives.

Par conséquent, des travaux reposant sur des cadres plus généraux sont développés en combinant des modèles standards avec des théories de l'incertain telles que : la théorie des probabilités, la théorie des ensembles flous [5], [6], la théorie des fonctions de croyance. Les premiers articles, liant cette dernière et la méthode d'analyse multicritères hiérarchique (AHP), par exemple, remontent aux travaux de Beynon et al. [5]. Cette méthode a été par la suite affinée et étendue dans de nombreux travaux [7] [8], etc.

La méthode AHP possède deux avantages majeurs par rapport aux approches existantes. Tout d'abord, elle apporte une procédure qui permet de traduire les préférences du décideur en poids, en utilisant une échelle prédéfinie. Elle introduit aussi une démarche claire, qui doit permettre d'éviter les incohérences lors de la définition des poids des critères et des priorités des alternatives.

En dépit de ses avantages, le processus AHP peut avoir quelques défauts. En effet, le choix de l'échelle de préférence est primordial et influence grandement le résultat final. Cependant, elle ne permet pas de représenter des incertitudes liées aux préférences des experts. Par exemple, la phase de construction des critères est une étape délicate qui nécessite une compréhension du problème posé et une interaction avec les acteurs impliqués dans la prise de décision. L'expert doit donc fournir ses préférences à partir d'une certaine expérience et ses jugements peuvent être incertains, imprécis ou même incomplets.

Ainsi, une nouvelle méthode permettant de prendre en compte des données incertaines dans un cadre multicritères est proposée. Cette méthode est alors fondée sur la méthode AHP et la théorie des fonctions de croyance. Contrairement aux approches précédentes où les comparaisons sont données par une échelle prédéfinie de valeur, nous allons essayer de modéliser cette evaluation par des relations de préférence binaires. En outre, on suppose également que l'importance des critères et la priorité des alternatives peuvent être exprimées au moyen d'une fonction de masse de croyance afin de mieux représenter ces imperfections. Notre proposition permet alors de transformer les préférences obtenues à partir des jugements d'un expert, en une valeur numérique avec certaines valeurs de pondération, et ce, dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance.

Notre article est organisé de la manière suivante. Dans le paragraphe 2, les concepts de base dont nous avons besoin sur les fonctions de croyance sont rappelés. Dans le paragraphe 3, la méthode de fonction de croyance qualitative exploitée dans cet article est exposée. Le paragraphe 4 propose une méthode multicritéres dans un cadre incertain. Cette méthode est détaillée et illustrée par un exemple. Enfin, le paragraphe 5 conclut et ouvre une discussion sur ce travail.

2 La théorie des fonctions de croyances

2.1 Notions de base

Soit Θ, appelé cadre de discernement ou univers, un ensemble fini de propositions ou d'hypothèses exhaustives et exclusives. Une fonction de masse de croyance sur Θ est une application $m : 2^\Theta \to [0, 1]$ telle que [10] :

$$\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1. \tag{1}$$

La fonction de masse m représente la part de croyance attribuée à A sans que celle-ci puisse être répartie sur les propositions qui la composent. Un ensemble A tel que $m(A) > 0$ est appelé élément focal. Soit $\mathcal{F}(m) \subseteq 2^\Theta$ l'ensemble des éléments focaux.

La fonction de croyance associée à une fonction de masse m est définie par :

$$bel(A) = \sum_{\emptyset \neq B \subseteq A} m(B) \text{ et } bel(\emptyset) = 0. \quad (2)$$

La quantité $bel(A)$ représente le degré de croyance en A. Elle mesure à quel point les informations données par une source soutiennent la proposition A.

2.2 Combinaison

Deux fonctions de masse m_1 et m_2 issues de deux sources d'information fiables et distinctes peuvent être combinées en utilisant la règle de combinaison conjonctive définie par [9] :

$$(m_1 \circledcap m_2)(A) = \sum_{B,C \subseteq \Theta, B \cap C = A} m_1(B) m_2(C), \quad \forall A \subseteq \Theta. \quad (3)$$

2.3 Affaiblissement

Un doute sur la fiabilité d'une source ayant fourni une information m est parfois possible. L'opération d'affaiblissement [11] de m par une constante $\alpha \in [0, 1]$, appelée taux d'affaiblissement, permet de prendre en compte cette métaconnaissance sur l'information m. Cette opération de correction de m est définie par :

$$m^\alpha(A) = (1 - \alpha) m(A), \forall A \subset \Theta, \quad (4)$$

$$m^\alpha(\Theta) = \alpha + (1 - \alpha) m(\Theta). \quad (5)$$

2.4 Les mesures d'incertitude

Les mesures d'incertitude relatives à un événement caractérisent la nature de l'information, celle-ci pouvant être imprécise ou incertaine. De nombreux travaux ont été réalisés sur ces mesures. Ces travaux ont abouti à la définition de plusieurs mesures. Dans cet article, nous nous focalisons sur la mesure composée H [12] définie par :

$$H(m) = \sum_{A \in \mathcal{F}(m)} m(A) \log_2\left(\frac{|A|}{m(A)}\right). \quad (6)$$

Cette fonction présente l'avantage qu'elle a un maximum unique.

2.5 Niveau décisionnel

Lorsqu'une décision doit être prise, la fonction de croyance éventuellement obtenue doit donc être transformée en une mesure de probabilité. Une solution consiste à utiliser la transformation pignistique en calculant la probabilité pignistique définie par [13] :

$$BetP(A) = \sum_{B \subseteq \Theta} \frac{|A \cap B|}{|B|} \frac{m(B)}{(1 - m(\emptyset))}, \forall A \in \Theta. \quad (7)$$

3 Méthode de fonction de croyance qualitative

Le problème de l'élicitation des opinions des experts dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance a été abordé par de nombreux travaux [14] [15] [17].

Dans cet article, nous utilisons l'approche de Ben Yaghlane et al. [14]. Cette méthode a été choisie car elle gère le problème d'incohérence dans les comparaisons par paires. Aussi, l'originalité de ce modèle est sa capacité de générer des informations quantitatives à partir des préférences qualitatives.

L'idée principale de la méthode est donnée comme suit.
Soient deux alternatives a et b, un expert peut exprimer laquelle des propositions est la plus susceptible d'être vraie. Ainsi, il utilise deux relations de préférence binaires : la préférence ($\succ$) et l'indifférence ($\sim$), définies réspectivement par :

$$a \succ b \Leftrightarrow bel(a) - bel(b) \geq \varepsilon, \quad (8)$$

$$a \sim b \Leftrightarrow |bel(a) - bel(b)| \leq \varepsilon. \quad (9)$$

Dans ces équations, ε est considéré comme le plus petit écart que l'expert peut discerner entre le degré de croyance de deux propositions a et b, sachant que ε est une constante spécifiée par l'expert avant de commencer le processus d'optimisation.

Par la suite, une technique mono-objective a été utilisée afin de résoudre ce problème d'optimisation :

$$
\begin{array}{c}
Max_m UM(m) \\
s.t. \\
bel(a) - bel(b) \geq \varepsilon \\
(a \text{ est préféré à } b) \\
bel(a) - bel(b) \leq \varepsilon \\
(a \text{ et } b \text{ sont indifférents }) \\
bel(a) - bel(b) \geq -\varepsilon \\
(a \text{ et } b \text{ sont indifférents }) \\
\sum_{a \in \mathcal{F}(m)} m(a) = 1, m(a) \geq 0, \\
\forall a \subseteq \Theta; m(\emptyset) = 0,
\end{array}
\tag{10}
$$

où les trois premières contraintes sont dérivées des équations précédentes. La dernière contrainte garantit que la somme des masses allouées aux éléments focaux est égale à 1 (masse normalisée). Elle impose également que les masses soient positives.

4 Méthode multicritères basée sur des évaluations qualitatives

4.1 Introduction

L'objectif principal de cette section est d'établir une méthode liant la méthode AHP avec la théorie des fonctions de croyance et de permettre de formuler un problème de décision multicritères en utilisant des relations de préférence binaires.

Un problème de décision multicritères est défini par un ensemble d'alternatives $\Theta = \{a_1, \ldots, a_n\}$ et un ensemble de critères notés respectivement $\Omega = \{c_1, \ldots, c_m\}$. Le paragraphe suivant donne une présentation du modèle proposé.

4.2 Définition du modèle

La méthode AHP (Analytic Hierarchy Process) a été développée par Saaty [16] [4]. Cette méthode propose de découper un problème de décision complexe en une structure hiérarchique. Cette hiérarchisation se déroule selon plusieurs niveaux, débutant par l'objet du problème, suivi des critères et qui se termine par les différentes alternatives possibles.

Cette méthode est basée sur l'évaluation par paires, où l'ensembles des comparaisons forment des matrices de jugement. Ainsi, chaque matrice est construite à partir de comparaisons basées sur une échelle numérique de priorité avec certaines valeurs de pondérations (Tableau 1). Cette échelle traduit les préférences du décideur en valeurs numériques. Ensuite, la méthode du vecteur propre est appliquée pour déterminer l'importance de chacun des critères et des alternatives.

Tableau 1 – Echelle de mesure de Saaty

Valeur numérique	Définition
1	Importance égale
3	Importance faible
5	Importance forte
7	Importance attestée
9	Importance absolue
2,4,6,8	Valeurs intermédiaires entre deux appréciations voisines.

Par conséquent, notre modèle repose sur les mêmes caractéristiques que l'AHP standard (niveau hiérarchique, comparaison par paire) mais en considérant des relations de préférence à la place de nombres exactes.

Comme pour la méthode classique, nous commençons par construire la matrice de jugement des critères. Ainsi, pour exprimer ses préférences, le décideur donne des opinions qualitatives, à partir de ces connaissances et de ces expériences plutôt que des informations quantitatives directes. La procédure est illustrée dans le Tableau 2.

Cette matrice est alors construite à partir des relations de préférence. Dans ce tableau, P_{ij} peut être :

1. une relation preference stricte $\succ$: SSI

Tableau 2 – Matrice de Préférences

	c_1	c_2	$\ldots$	c_m
c_1	-	P_{12}	$\ldots$	P_{1m}
c_2	-	-	$\ldots$	P_{2m}
$\ldots$	-	-	-	$\ldots$
c_m	-	-	-	-

$(c_i \succ c_j) \wedge \neg(c_j \succ c_i)$

2. une relation indifference $\sim$: SSI $(c_i \succ c_j) \wedge (c_j \succ c_i)$
3. une relation inconnue : (-).

Une fois cette matrice construite, nous procédons comme dans le cas classique. Nous construisons tout d'abord la valeur correspondante à chaque critère c_i, ce qui correspond dans la méthode classique à la construction du vecteur propre. Ces valeurs obtenues sont une fonction de masse de croyance. En effet, notre modèle cherche à transformer les relations obtenues en valeurs numériques en utilisant les fonctions de croyance. Pour ce faire, nous avons adopté l'approche de Ben Yaghlane et al. [14] afin de convertir toutes les relations obtenues en un problème d'optimisation (Equation 10). Sa résolution, selon certaines mesures d'incertitude (UM) telle que H (Equation 6), permet la génération d'une fonction de croyance la plus incertaine et la moins informative.

Cette fonction de masse de croyance se calcule selon la formule suivante :

$$\begin{array}{c} Max_{m^\Omega} H(m^\Omega) \\ s.t. \\ bel^\Omega(\{c_i\}) - bel^\Omega(\{c_j\}) \geq \varepsilon \\ (c_i \text{ est préféré à } c_j) \\ bel^\Omega(\{c_i\}) - bel^\Omega(\{c_j\}) \leq \varepsilon \\ (c_i \text{ et } c_j \text{ sont indifférents }) \\ bel^\Omega(\{c_i\}) - bel^\Omega(\{c_j\}) \geq -\varepsilon \\ (c_i \text{ et } c_j \text{ sont indifférents }) \\ \sum_{c_k \in \mathcal{F}(m)} m^\Omega(\{c_k\}) = 1, m^\Omega(\{c_i\}) \geq 0, \\ \forall c_i \in \Theta; m^\Omega(\emptyset) = 0, \end{array} \tag{11}$$

Sachant que la première contrainte traduit la relation de préférence et la deuxième et troisième contraintes modélisent la relation d'indifférence. D'où, chaque paire de critères doit vérifier une de ces deux relations.

Avec cette formulation, nous supposons que le poids des critères est décrit par une fonction de masse de croyance notée m^Ω, issue de la résolution du problème d'optimisation (Equation 11).

Finalement, pour obtenir l'importance relative de chaque critère, nous proposons de transformer les probabilités pignistiques $BetP^\Omega$, issue de la fonction m, en coefficients β_i de la façon suivante :

$$\beta_i = \frac{BetP^\Omega(c_i)}{max_k BetP^\Omega(c_k)}. \tag{12}$$

Pour les m matrices (nombre de critères) de jugement des alternatives par rapport au m critères, qui elles aussi sont représentées avec des fonctions de masse de croyance, le calcul du vecteur propre s'effectue de la même manière que pour le calcul du vecteur poids.

Maintenant, l'étape suivante consiste à intégrer la $BetP^\Omega$ relative aux critères avec celles relatives aux alternatives.

A ce niveau, notre principal problème est que la fonction de masse correspondance aux critères est définie sur un cadre de discernement Ω différent de celui des alternatives Θ. Pour résoudre ce problème, on suppose que chaque poids de critère peut-être vu comme étant une mesure d'affaiblissement. Ainsi, chaque fonction de masse de croyance relative à un ensemble d'alternatives est affaiblie par la mesure correspondante :

$$m_{c_k}^{\alpha_k}(\{a_j\}) = \beta_k.m_{c_k}(\{a_j\}), \quad \forall a_j \in \Theta, \tag{13}$$

$$m_{c_k}^{\alpha_k}(\Theta) = (1 - \beta_k) + \beta_k.m_{c_k}(\Theta). \tag{14}$$

où $m_{c_k}(\{a_j\})$ est la masse de croyance relative à l'alternative a_j sachant le critère c_k et β_k est le degré de fiabilité (sachant que $\alpha_k = 1 - \beta_k$).

Une fois les fonctions de masse de croyance affaiblies, il est possible de les combiner par l'intermédiaire de la combinaison conjonctive. Nous obtenons alors :

$$m_{final} = \textcircled{\cap} m_{c_k}^{\alpha_k}, \quad k = \{1, \ldots, m\}. \tag{15}$$

La dernière étape consiste alors à prendre une décision concernant la meilleure alternative. La technique la plus utilisée dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance est de retenir l'alternative ayant la plus grande probabilité pignistique (Equation 7).

4.3 Exemple

L'exemple présenté dans cet article est relatif au choix d'une voiture. Trois voitures sont candidates et il s'agit de choisir celle qui convient le mieux, en fonction de trois critères. Ce problème sera traité selon deux méthodes. D'une part, une analyse multicritères hiérarchique crédibiliste, dans laquelle les critères et les alternatives seront exprimés par des relations de préférence, et d'autre part une analyse multicritères hiérarchique standard [4].

Les résultats permettront d'évaluer l'apport de la méthode d'analyse multicritères crédibiliste proposée. Sa pertinence, d'un point de vue décisionnelle, sera également discutée.

Une étude préliminaire a identifié 3 critères possibles : $\Omega = \{$Confort (c_1), Style (c_2), Puissance $(c_3)\}$. Après avoir obtenu les réponses à l'issue d'un questionnaire, l'expert établit la matrice de comparaison donnée par le Tableau 3.

Tableau 3 – Matrice de comparaison par paires

Criteria	c_1	c_2	c_3
c_1	-	$\succ$	$\succ$
c_2	-	-	$\sim$
c_3	-	-	-

D'après ce tableau, nous remarquons que l'expert préfère $\{c_1\}$ à $\{c_2\}$ et aussi $\{c_1\}$ à $\{c_3\}$. Pour compléter cette matrice, l'expert doit remplir uniquement la moitié de la matrice sans quantifier la diagonale et la matrice réciproque.

Maintenant, pour appliquer la méthode établie dans ce papier, nous devons transformer les relations obtenues en un problème d'optimisation, dont la résolution permet d'obtenir les poids des différents critères. Nous considérons que $\varepsilon = 0.01$ et nous choisissons H comme mesure d'incertitude. Nous obtenons alors les contraintes suivantes :

1. $c_1 \succ c_2 \Leftrightarrow bel^{\Omega}(\{c_1\}) - bel^{\Omega}(\{c_2\}) \geq \varepsilon$
2. $c_1 \succ c_3 \Leftrightarrow bel^{\Omega}(\{c_1\}) - bel^{\Omega}(\{c_3\}) \geq \varepsilon$
3. $c_2 \sim c_3 \Leftrightarrow bel^{\Omega}(\{c_2\}) - bel^{\Omega}(\{c_3\}) \leq \varepsilon$ et $bel^{\Omega}(\{c_2\}) - bel^{\Omega}(\{c_3\}) \geq -\varepsilon$

et le modèle suivant :

$$\begin{array}{c} Max_{m^{\Omega}} H(m^{\Omega}) = -m^{\Omega}(\{c_1\}) * log_2(1/m^{\Omega}(\{c_1\}) \\ -m^{\Omega}(\{c_2\}) * log_2(1/m^{\Omega}(\{c_2\})) \\ -m^{\Omega}(\{c_3\}) * log_2(1/m^{\Omega}(\{c_3\})) \\ -m^{\Omega}(\Omega) * log_2(3/m^{\Omega}(\Omega)); \\ s.t. \\ bel^{\Omega}(\{c_1\}) - bel^{\Omega}(\{c_2\}) \geq \varepsilon \\ bel^{\Omega}(\{c_1\}) - bel^{\Omega}(\{c_3\}) \geq \varepsilon \\ bel^{\Omega}(\{c_2\}) - bel^{\Omega}(\{c_3\}) \leq \varepsilon \\ bel^{\Omega}(\{c_2\}) - bel^{\Omega}(\{c_3\}) \geq -\varepsilon \\ \sum\limits_{c_i \in \mathcal{F}(m^{\Omega})} m^{\Omega}(\{c_i\}) = 1, m^{\Omega}(\{c_i\}) \geq 0, \\ \forall c_i \in \Omega; m^{\Omega}(\emptyset) = 0, \end{array} \tag{16}$$

Finalement, les poids correspondants sont donnés dans le Tableau 4.

Tableau 4 – Pondération des critères

Criteria	c_1	c_2	c_3	Ω
m^{Ω}	0.238	0.208	0.208	0.346
$BetP^{\Omega}$	0.352	0.324	0.324	
β_k	1	0.92	0.92	

Ensuite, la même procédure est répétée pour comparer chaque alternative par apport à chaque critère.

Soit $\Theta = \{\text{Peugeot}(p), \text{Renault}(r), \text{Ford}(f)\}$ l'ensemble des alternatives. L'approche avec les relations de préférence appliquée aux alternatives donne les priorités entre alternatives présentées dans le Tableau 5.

Tableau 5 – Priorités des alternatives

Alternatives	c_1	c_2	c_3
$\{p\}$	0.336	0.3	0.207
$\{r\}$	0.18	0.1	0.304
$\{f\}$	0.242	0.195	0.039
$\{p, r, f\}$	0.242	0.405	0.45

Une fois les matrices des priorités obtenues, notre objectif est alors d'intégrer ces priorités avec le poids des critères. Nous commençons par la procédure d'affaiblissement où les valeurs de β_k sont données dans le Tableau 4. Le résultat est présenté dans le Tableau 6.

Tableau 6 – Priorités des alternatives affaiblies

Alternatives	c_1	c_2	c_3
$\{p\}$	0.336	0.276	0.1904
$\{r\}$	0.18	0.092	0.2796
$\{f\}$	0.242	0.1794	0.0358
$\{p, r, f\}$	0.242	0.4526	0.4942

L'étape suivante consiste donc à combiner les différentes masses obtenues (Tableau 7).

Tableau 7 – Fonction de masse de croyance finale

a_i	$\{p\}$	$\{r\}$	$\{f\}$	$\emptyset$	Θ
m_{final}	0.2317	0.174	0.025	0.5153	0.054

Finalement, la probabilité pignistique (Equation 7) est utilisée afin de choisir l'alternative préférée (Tableau 8).

Afin de comparer notre modèle à une méthode classique, nous avons utilisé la méthode AHP standard pour traiter ce même problème. Les mêmes résultats ont été obtenus, comme indiqué dans le Tableau 9. Il est clair que le choix de l'alternative p est le plus approprié.

D'après les deux approches cette alternative a l'importance la plus élevée. Notre méthode

Tableau 8 – Classement des alternatives

Alternatives	$\{p\}$	$\{r\}$	$\{f\}$
$BetP_{final}$	0.552	0.322	0.126

a l'avantage d'être facile à expliquer à des non spécialistes. En effet, les experts sont tenus d'exprimer leurs préférences qualitativement sans avoir besoin de se familiariser avec la méthode.

Tableau 9 – Classement des alternatives selon AHP standard

Alternatives	$\{p\}$	$\{r\}$	$\{f\}$
priorités	0.609	0.217	0.174

5 Conclusion

Une méthode d'aide à la décision multicritères basée sur la théorie des fonctions de croyance a été présentée. L'idée fondamentale de cette approche est de permettre au décideur d'exprimer ses opinions en utilisant des relations de préférences binaires. Ensuite, ces relations sont traduites en valeurs numériques suivant l'approche de Ben Yaghlane et al. [14] afin d'obtenir le poids des critères et la priorité des alternatives.

Enfin, la méthode proposée est facile à comprendre et simple à utiliser. Mais, elle ne permet pas de modéliser les différentes formes d'imperfection. Ainsi, en exprimant ces préférences, l'expert peut utiliser d'autres types de relation comme la préférence faible et l'incomparabilité. Cette piste est laissée en perspective.

Références

[1] M. Zeleny. *Multiple Criteria Decision Making*. McGraw-Hill Book Company, 1982.

[2] J.P. Brans, Ph. Vincke, B. Marechal. How to select and how to rank projects : The PROMOTEE method. *European Journal of Operational Research*, 24 : 228-238, 1986.

[3] R.L. Keeney, H. Raiffa. *Decisions with multiple objectives : Preferences and value tradeoffs*. Cambridge University Press, 1976.

[4] T. Saaty. *The Analytic Hierarchy Process*. McGraw-Hill, New-York, 1980.

[5] M. Beynon, B. Curry, P. Morgan. The Dempster-Shafer theory of evidence : An alternative approach to multicriteria decision modelling. *OMEGA*, 28 : 37-50, 2000.

[6] P.J.M. Van Laarhoven, W. Pedrycz. A fuzzy extension of Saaty's priority theory. *Fuzzy Sets and Systems*, 11 : 199-227, 1983.

[7] A. Ennaceur, Z. Elouedi, E. Lefevre. Handling Partial Preferences in the Belief AHP Method : Application to Life Cycle Assessment. *Proceedings of The Twelfth International Conference on Advances in Artificial Intelligence (AI*IA), LNAI 6934, Springer-Verlag*, pp. 396-401.

[8] A. Ennaceur, Z. Elouedi, E. Lefevre. Reasoning under uncertainty in the AHP method using the belief function theory. *Proceedings of the International Conference on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems (IPMU), 2012*, pp. 373-383.

[9] Ph. Smets. The combination of evidence in the Transferable Belief Model. *IEEE Pattern analysis and Machine Intelligence*, 12 : 447-458, 1990.

[10] G. Shafer. *A Mathematical Theory of Evidence*. Princeton University Press, 1976.

[11] Ph. Smets. Transferable Belief Model for expert judgments and reliability problems. *Reliability Engineering and System Safety*, 38 : 59-66, 1992.

[12] N. Pal, J. Bezdek, R. Hemasinha. Uncertainty measures for evidential reasoning I : A review. *International Journal of Approximate Reasoning*, 7 : 165-183, 1992.

[13] Ph. Smets. The Application of the Transferable Belief Model to Diagnostic Problems. *International Journal of Intelligent Systems*, 13 : 127-158, 1998.

[14] A. Ben Yaghlane, T. Denoeux, K. Mellouli. Constructing belief functions from expert opinions. *Proceedings of the 2nd International Conference on Information and Communication Technologies : from Theory to Applications, Damascus, Syria, 2006*, pp. 75-89.

[15] S.K.M. Wong, P.J. Lingras. Representation of Qualitative User Preference by Quantitative Belief Functions. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 6 : 72-78, 1994.

[16] T. Saaty. A scaling method for priorities in hierarchical structures. *Journal of Mathematical Psychology*, 15 : 234-281, 1977.

[17] A. Ennaceur, Z. Elouedi, E. Lefevre. Introducing Incomparability in Modeling Qualitative Belief Functions. *Proceedings of the International Conference on Modeling Decisions for Artificial Intelligence (MDAI), LNAI 7647, Springer-Verlag, Catalonia, Spain, 2012*, pp. 382-393.