



HAL
open science

Identification de l'information pertinente pour la prise de décision : Application à la logistique humanitaire

Cécile L 'Héritier, Abdelhak Imoussaten, Sébastien Harispe, Gilles Dusserre,
Benoit Roig

► **To cite this version:**

Cécile L 'Héritier, Abdelhak Imoussaten, Sébastien Harispe, Gilles Dusserre, Benoit Roig. Identification de l'information pertinente pour la prise de décision : Application à la logistique humanitaire. 27èmes rencontres francophones sur la logique floue et ses applications (LFA), 2018, Nov 2018, Arras, France. hal-01923260

HAL Id: hal-01923260

<https://hal.science/hal-01923260v1>

Submitted on 29 Jul 2022

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Identification de l'Information Pertinente pour la Prise de Décision : Application à la Logistique Humanitaire

Identifying Relevant Information for Decision Making : Application to Humanitarian Logistics

C. L'Héritier¹ A. Imoussaten¹ S. Harispe¹ G. Dusserre¹ B. Roig²

¹ LGI2P, IMT Mines Ales, Univ Montpellier, Alès, France

² EA7352 CHROME, Université de Nîmes, France

{prenom.nom}@mines-ales.fr

{prenom.nom}@unimes.fr

Résumé :

Un intérêt grandissant est exprimé par les organisations pour les approches permettant de tirer parti de leurs expériences passées, et ce en vue de supporter les processus de décision et de garantir leur efficacité. Dans ce contexte, le développement d'approches semi-automatisées visant à identifier des recommandations pertinentes et à réaliser des analyses prescriptives efficaces est crucial. Nous proposons une approche, dans un cadre d'Analyse Multicritère, visant à distinguer les critères ayant, au regard de l'évaluation d'un ensemble d'expériences similaires, une influence majeure dans les processus de décision. L'identification de la contribution des critères à cette évaluation est ici basée spécifiquement sur la méthode de surclassement Electre tri dont les paramètres sont déterminés via une procédure de désagrégation. Cette méthode présente, en effet, des propriétés pertinentes et adaptées aux spécificités de notre contexte applicatif : la réponse d'une organisation humanitaire à une situation d'urgence, qui illustre ici l'approche proposée.

Mots-clés :

Analyse Multicritère, Electre Tri, Procédure de désagrégation, ONG

Abstract:

A growing interest is expressed by organizations for the development of approaches enabling to take advantage of past experiences to improve the efficiency of their decision-making processes. Within this context, the development of semi-automatic approaches aiming at identifying relevant recommendations and performing efficient prescriptive analyses is crucial. To that purpose, within the MCDA framework, we propose an approach enabling to identify the criteria most influencing the decision process regarding the evaluation of a set of similar experiences. The identification of criteria contribution to the overall evaluation of a situation is framed on the outranking method Electre Tri where the parameters are determined using a disaggregation procedure. They indeed, present several features to address the specificities of the humanitarian context, and its logistical response in emergency situations, which illustrates the use of the proposed approach.

Keywords:

MCDA, Electre Tri, Disaggregation procedure, NGOs

1 Introduction

De nombreuses organisations, en particulier dans le domaine humanitaire –e.g. ONG– et la gestion de situations d'urgence, expriment leur difficulté à exploiter, de façon optimale, les informations et la connaissance issues de l'expérience. Une grande quantité d'information peut, en effet, être associée à chacune des situations qu'ils gèrent. Les approches visant à tirer parti de ces informations, et ce de façon optimale, revêtent alors un intérêt central dont les principaux enjeux sont : (i) de lutter contre la perte d'expertise au sein de l'organisation, et ainsi (ii) de garantir la qualité et la performance des processus de l'organisation dans le temps –i.e. la stratégie de réponse à une situation d'urgence. Ces processus impliquent des décisions complexes –capacités matérielles et humaines à déployer– qui définiront la stratégie de réponse et conditionneront en majeure partie le futur succès ou échec d'une situation. Du fait du contexte d'urgence, ces choix critiques doivent être rapidement formulés et méritent d'être étayés et argumentés par des éléments d'information identifiables et ce malgré une situation parfois insuffisamment définie et caractérisée. L'organisation doit donc garantir l'efficacité des processus de décision, en minimisant le temps et les coûts qui y sont investis. Dans ce contexte, disposer d'un accès rapide aux informations, faciliter la tâche du décideur en lui

fournissant des éléments d'intérêt, limiter les mauvaises décisions engendrant des erreurs et surcoûts, sont autant de facteurs sur lesquels il est possible d'agir pour affecter, positivement, l'efficacité du processus.

Dans ce contexte, le travail proposé ici porte sur l'étude d'une approche permettant, à partir de l'analyse d'expériences passées, de cibler la recherche d'informations d'intérêt pour supporter le processus de décision en cours. Celle-ci s'inscrivant dans le cadre de l'aide à la décision multicritère (MCDA)¹, nous proposons d'identifier, pour des situations similaires et répétées, le sous-ensemble de critères qui contribue fortement à leur succès/échec. Ainsi, le retour d'expérience sur ces situations sera d'autant plus pertinent s'il est focalisé sur les éléments ayant engendrés de bonnes/mauvaises performances sur ces critères.

L'approche mise en œuvre pour l'identification des critères dépend de la méthode MCDA choisie. Celle-ci doit être la mieux adaptée au contexte étudié. Malgré les facilités mathématiques que garantissent les méthodes d'agrégation issues de la MAUT [7] [4], nous nous sommes tournés vers la méthode de surclassement Electre tri [6], et ce pour plusieurs considérations liées, d'une part, aux spécificités du contexte humanitaire : (i) la simplicité : les utilisateurs finaux –décideurs– ne sont pas familiers avec les méthodes MCDA ; (ii) la prise en compte de l'imprécision : les informations proviennent, majoritairement, de dires d'experts ; (iii) la limitation de l'effort cognitif des décideurs : l'investissement des décideurs est minimisé par des techniques d'obtention indirecte des paramètres [10], et (iv), la non-compensation : propriété typique des méthodes de surclassement qui permet aux décideurs de considérer que, par exemple, une bonne performance sur un critère (e.g. le taux de vaccination) ne peut compenser la mauvaise performance sur un autre critère (e.g. empreinte environnementale). D'autre part, Electre tri, comme

toute méthode de surclassement, se base sur la comparaison par paires des alternatives, un processus souvent plus intuitif pour les décideurs. Il est en effet plus naturel pour le décideur de comparer les forces et faiblesses de deux alternatives plutôt que de leur assigner un score (valeur arbitraire) et de les comparer par la suite. De plus, dans Electre Tri, l'introduction de profils délimitant des catégories prédéfinies permet de situer la situation en cours par rapport à des cas d'échec ou de réussite.

Le reste du papier est structuré comme suit. La section suivante présente la méthode Electre tri et la technique d'inférence indirecte de ses paramètres. Dans la troisième section nous présentons notre approche d'identification des critères d'intérêt que nous illustrons dans la section 4 sur une application à la réponse logistique déployée par une ONG pour supporter des missions de distribution (médicaments, biens de première nécessité, etc.).

2 Electre Tri

Soient les alternatives $A = \{a_1, \dots, a_m\}$ et une famille cohérente de n critères d'évaluation \mathcal{F} [6]. Le score d'une alternative a sur le critère $j \in \mathcal{F}$ est noté $g_j(a)$. Pour un ensemble de p catégories noté $C = \{C_1, \dots, C_p\}$, $p - 1$ profils $B = \{b_1, \dots, b_{p-1}\}$ devront être définis, où $\forall h \in \{1, \dots, p - 1\}$, b_h est la limite supérieure de la catégorie C_h et celle inférieure de la catégorie C_{h+1} . Chaque profil b_h est défini par un vecteur de scores $b := (g_1(b), \dots, g_n(b))$. La méthode Electre tri est construite en deux étapes : 1) construction de la relation de surclassement puis, 2) affectation des alternatives aux catégories prédéfinies.

2.1 La relation de surclassement

Pour chaque paire d'alternatives $(a, b) \in (A \cup B) \times (A \cup B)$, Electre Tri établit une relation de surclassement floue aSb signifiant que, sur l'ensemble des critères, " a est au moins aussi bonne que b ". La construction de cette relation

1. Multiple-Criteria Decision Analysis (MCDA)

s'appuie sur les indices suivants [5].

L'indice de concordance globale :

$$c(a, b) = \sum_{j \in \mathcal{F}} w_j \cdot c_j(a, b). \quad (1)$$

L'indice de discordance globale :

$$d(a, b) = \begin{cases} \prod_{j \in \mathcal{F}^d(a, b)} \frac{1-d_j(a, b)}{1-c(a, b)} & \text{si } \mathcal{F}^d(a, b) \neq \emptyset, \\ 1 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (2)$$

La relation de surclassement aSb est valide lorsque [10] : $\rho_S(a, b) = c(a, b) \cdot d(a, b) \geq \lambda$.

Où $c_j(a, b)$ (resp. $d_j(a, b)$), défini ci-après, représente la concordance (resp. discordance) partielle pour l'affirmation " a est au moins aussi bonne que b " sur le j^{eme} critère, w_j représente le poids relatif du j^{eme} critère et $\lambda \in [0.5, 1]$ est un seuil de crédibilité. Plus les discordances partielles sont fortes, plus $\rho_S(a, b)$ devient faible. L'ensemble $\mathcal{F}^d(a, b) = \{j \in \mathcal{F} : d_j(a, b) > c(a, b)\}$ contient les critères où la discordance est forte.

L'indice de concordance partielle sur le critère j est défini à partir des seuils d'indifférence $q_j(g_j(b))$, de préférence $p_j(g_j(b))$ et de la différence de performance entre b et a , notée $\Delta_j(b, a) = g_j(b) - g_j(a)$. Les seuils $q_j(g_j(b))$ et $p_j(g_j(b))$ permettent de tolérer l'imprécision de l'évaluation sur ce critère :

$$c_j(a, b) = \begin{cases} 0 & \text{if } j \in \mathcal{F}_1^c(a, b), \\ \alpha_j(a, b) & \text{if } j \in \mathcal{F}_2^c(a, b), \\ 1 & \text{if } j \in \mathcal{F}_3^c(a, b). \end{cases} \quad (3)$$

$$\text{où : } \alpha_j(a, b) = \frac{p_j(g_j(b)) - \Delta_j(b, a)}{p_j(g_j(b)) - q_j(g_j(b))},$$

$$\begin{aligned} \mathcal{F}_1^c(a, b) &= \{j \in \mathcal{F} : p_j(g_j(b)) \leq \Delta_j(b, a)\}, \\ \mathcal{F}_2^c(a, b) &= \{j \in \mathcal{F} : q_j(g_j(b)) < \Delta_j(b, a) < p_j(g_j(b))\}, \\ \mathcal{F}_3^c(a, b) &= \{j \in \mathcal{F} : \Delta_j(b, a) \leq q_j(g_j(b))\}. \end{aligned}$$

L'indice de discordance est défini en introduisant un seuil de veto $v_j(g_j(b))$ qui permet de

fixer la limite à partir de laquelle le critère j interdit la relation de surclassement aSb :

$$d_j(a, b) = \begin{cases} 1 & \text{if } j \in \mathcal{F}_1^d(a, b), \\ \beta_j(a, b) & \text{if } j \in \mathcal{F}_2^d(a, b), \\ 0 & \text{if } j \in \mathcal{F}_3^d(a, b). \end{cases} \quad (4)$$

$$\text{où : } \beta_j(a, b) = \frac{p_j(g_j(b)) - \Delta_j(b, a)}{p_j(g_j(b)) - v_j(g_j(b))},$$

$$\begin{aligned} \mathcal{F}_1^d(a, b) &= \{j \in \mathcal{F} : v_j(g_j(b)) \leq \Delta_j(b, a)\}, \\ \mathcal{F}_2^d(a, b) &= \{j \in \mathcal{F} : p_j(g_j(b)) < \Delta_j(b, a) < v_j(g_j(b))\}, \\ \mathcal{F}_3^d(a, b) &= \{j \in \mathcal{F} : \Delta_j(b, a) \leq p_j(g_j(b))\}. \end{aligned}$$

2.2 La procédure d'affectation

Soit $a \in A$, deux procédures d'affectation peuvent être appliquées à a . Une procédure pessimiste : a est comparée successivement aux profils des catégories, en commençant par le profil définissant la meilleure catégorie, jusqu'au premier $b_h \in B$ rencontré tel que aSb_h , alors a est affectée à C_{h+1} . Une procédure optimiste : a est comparée successivement aux profils des catégories, en commençant par celui définissant la pire catégorie, jusqu'au premier b_h rencontré tel que b_hSa , alors a est affectée à C_h .

2.3 Détermination des paramètres

Les paramètres d'une méthode MCDA peuvent être obtenus de deux façons auprès du décideur. Soit par identification directe : le décideur fournit directement les valeurs pour les paramètres. Cela suppose que le décideur ait une bonne compréhension de ces paramètres et de la manière dont ils sont utilisés dans la méthode MCDA. De plus, du fait de la multitude de paramètres à fournir, l'effort cognitif demandé au décideur est très important. Soit par identification indirecte : le décideur affecte un ensemble d'alternatives A^* à des catégories prédéfinies; alternatives dont le décideur est supposé avoir une très bonne connaissance et sur lesquelles il peut aisément exprimer ses préférences. A partir de ces exemples d'affectation, une procédure

de désagrégation permet d'obtenir la valeur des paramètres permettant de restituer ces affectations. Ces paramètres sont ensuite utilisés pour affecter les alternatives de l'ensemble A .

La procédure de désagrégation est traditionnellement utilisée dans les méthodes d'agrégation avec des modèles linéaires de type moyenne pondérée. AHP [11] et MACBETH [1], par exemple, implémentent ce type de procédure. Cette procédure est aussi utilisée, plus récemment, pour les méthodes de surclassement, et ce malgré les complications dues à la non-linéarité causée par les différents seuils introduits. Des hypothèses simplificatrices sont donc considérées pour effectuer cette inférence indirecte des paramètres, [10] [12][8] [9] [2] [3].

Le modèle d'Electre tri est défini par les paramètres suivant : les profils $g_j(b_h)$, $\forall j \in \mathcal{F}$, $\forall b_h \in B$; les poids relatifs w_j , $\forall j \in \mathcal{F}$; les différents seuils $q_j(g_j(b_h))$, $p_j(g_j(b_h))$, $v_j(g_j(b_h))$, $\forall j \in \mathcal{F}$, $\forall b_h \in B$ et λ . L'identification de ces paramètres consiste à résoudre un problème d'optimisation non linéaire. Une formalisation de ce problème est proposée dans [10], il est défini par une fonction à maximiser et un ensemble de contraintes à satisfaire, rappelés dans l'équation (5).

$$\left(\alpha + \epsilon \sum_{a_k \in A^*} (x_k + y_k) \right) \rightarrow \max, \quad \text{tel que :} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \alpha &\leq x_k \quad \text{and} \quad \alpha \leq y_k, \quad \forall a_k \in A^* \\ \frac{\sum_{j=1}^m w_j c_j(a_k, b_{h_k-1})}{\sum_{j=1}^m w_j} - x_k &= \lambda, \quad \forall a_k \in A^* \\ \frac{\sum_{j=1}^m w_j c_j(a_k, b_{h_k})}{\sum_{j=1}^m w_j} + y_k &= \lambda, \quad \forall a_k \in A^* \\ \lambda &\in [0.5, 1] \\ \forall j \in \mathcal{F}, \quad \forall h \in B : \\ g_j(b_{h+1}) &\geq g_j(b_h) + p_j(b_h) + p_j(b_{h+1}), \\ p_j(b_j) &\geq q_j(b_h), \quad q_j(b_h) \geq 0, \\ w_j &\geq 0, \quad w_j \leq \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m w_j. \end{aligned}$$

3 Approche pour l'identification de l'information pertinente

3.1 Approche générale

L'approche générale proposée a pour objectif d'aider les décideurs à restreindre l'espace de recherche des causes de succès ou d'échec de situations mémorisées à un ensemble pertinent et minimal d'informations afin d'optimiser la gestion d'une situation en cours. Dans cet article, nous nous focalisons sur la phase d'identification d'informations d'intérêt sur les situations passées. Nous montrons, pour une situation passée, quelles sont les informations d'intérêt à mémoriser et qu'il faut s'attacher à préserver. Comme mentionné précédemment, nous nous basons sur une approche MCDA à l'aide de la méthode Electre tri. Ainsi, nous considérons qu'un ensemble de critères pour l'évaluation des situations a été défini. Cet ensemble peut être amené à évoluer si nécessaire. Dans le cadre MCDA, l'identification d'informations d'intérêt revient à déterminer les critères ayant une contribution forte dans le succès ou l'échec de la situation. Cette identification doit tenir compte de deux hypothèses : 1) l'absence d'interaction entre les critères, présumée dans Electre tri; et 2) les valeurs des paramètres de la méthode Electre tri inconnues initialement. Cette seconde hypothèse peut être résolue par les méthodes d'identification des paramètres (voir 2.3) en se basant sur les situations déjà mémorisées. Dans la suite, il s'agit de déterminer le sous-ensemble de critères ayant la plus forte contribution au succès ou à l'échec de la situation au regard de ses performances et des paramètres obtenus.

3.2 Déterminer les critères d'intérêt

Soit a l'alternative représentant la situation à analyser et mémoriser. a est évaluée sur l'ensemble des critères de $\mathcal{F} : (g_1(a), \dots, g_n(a))$. En utilisant les paramètres \mathcal{P}_0 , a est affectée à l'une des catégories de C . L'objectif de cette section est de proposer une démarche permet-

tant d'identifier le sous-ensemble de critères contribuant significativement à l'affectation de a par l'une des deux procédures d'affectation. La procédure pessimiste est intéressante dans le cas où l'alternative a a de bonnes performances et nous cherchons donc à déterminer ses forces par rapport à la catégorie avec le meilleur profil inférieur qu'elle surclasse. A l'inverse, la procédure optimiste est adéquate dans le cas où l'alternative a a de mauvaises performances et où nous cherchons donc à déterminer ses faiblesses par rapport à la catégorie avec le plus mauvais profil supérieur qui la surclasse.

Notons que la recherche des critères contribuant fortement à la faiblesse de a avec la procédure optimiste est équivalente à la recherche des critères contribuant fortement à la force de b_s par rapport à a . Ainsi, dans la suite, seul le cas de la procédure pessimiste est traité. Supposons que a est affectée à C_r par la procédure pessimiste : $\forall h \in \{r, \dots, p\}$, $\text{not}(aSb_h)$ et aSb_r . Ceci signifie alors que $\rho_S(a, b_r) = c(a, b_r) \cdot d(a, b_r) \geq \lambda$. On note $\lambda(a, b_r) = \frac{\lambda}{d(a, b_r)}$ (aucun critère ne pose son veto contre aSb_r donc $d(a, b_r) > 0$).

La contribution d'un critère à la performance globale de a lorsqu'elle est comparée à b_r est exprimée par son apport à l'indice de concordance globale $c(a, b_r)$. Plus précisément, la contribution d'un critère est la proportion de son poids considérée dans l'indice de concordance globale. Cette contribution dépend de l'appartenance du critère à l'un des trois sous-ensembles $\mathcal{F}_1^c(a, b_r)$, $\mathcal{F}_2^c(a, b_r)$ et $\mathcal{F}_3^c(a, b_r)$, définis dans la section 2.2.

Les critères appartenant au sous-ensemble $\mathcal{F}_3^c(a, b_r)$ votent sans aucune réserve en faveur de l'alternative a . Pour les critères dans $\mathcal{F}_2^c(a, b_r)$ seule une proportion $w_j \cdot \alpha_j(a, b_r)$ participe au vote en faveur de a . Ainsi, la contribution d'un critère $j \in \mathcal{F}$ peut être définie comme :

$$c_{\{j\}}(a, b_r) = w_j \cdot c_j(a, b_r) \quad (6)$$

Par ailleurs, Electre Tri suppose l'indépendance des critères (pas d'interaction considérée), par

conséquent, la contribution d'un sous-ensemble $I \subseteq \mathcal{F}$ est la somme des contributions individuelles des critères de I . Ainsi, la contribution de I à l'indice de concordance globale $c(a, b_r)$, notée $c_I(a, b_r)$, est définie comme suit :

$$c_I(a, b_r) = \sum_{j \in I} c_{\{j\}}(a, b_r) \quad (7)$$

qui peut également s'écrire :

$$\sum_{j \in \mathcal{F}_3^c(a, b_r) \cap I} w_j + \sum_{j \in \mathcal{F}_2^c(a, b_r) \cap I} w_j \cdot \alpha_j(a, b_r).$$

Par convention $c_{\mathcal{F}}(a, b_r) = c(a, b_r)$.

Soit $\beta \in]0, 1]$. Si $c_I(a, b_r) \geq \beta \lambda(a, b_r)$, alors les critères de I contribuent au moins à $\beta \times 100\%$ au surclassement de a à b_r . Plus le coefficient β est grand, plus le cardinal de l'ensemble $\mathcal{F}_\beta(a, b_r) = \{I \subseteq \mathcal{F} : c_I(a, b_r) \geq \beta \lambda(a, b_r)\}$ devient petit. Le sous ensemble de critères $I \subseteq \mathcal{F}$ ayant la plus grande contribution doit donc contenir les critères ayant un grand pouvoir de vote, i.e. $c_{\{j\}}(a, b_r)$. Par conséquent, il est nécessaire que la contribution individuelle de chaque critère de I soit supérieure à une valeur minimum, notée $\gamma \in]0, 1]$. Ce seuil empêche la construction d'un sous-ensemble $I \subseteq \mathcal{F}$ vérifiant $c_I(a, b_r) > \beta \lambda(a, b_r)$ mais dont certains critères pourraient contribuer dans une proportion insignifiante. Soit $\mathcal{F}_\gamma(a, b_r) = \{j \in \mathcal{F} : c_{\{j\}}(a, b_r) \geq \gamma\}$.

La finalité de l'approche étant de minimiser le sous-ensemble de critères à analyser, il est donc nécessaire de se concentrer sur l'identification des plus petits sous-ensembles $I \subseteq \mathcal{F}$ ayant une contribution maximale et vérifiant les conditions précédentes. Ceci est donc exprimé formellement comme suit :

$$I_{\beta, \gamma} = \arg \min_{I \subseteq \mathcal{F}} \{|I| : I \in \mathcal{F}_\beta(a, b_r) \text{ et } I \subseteq \mathcal{F}_\gamma(a, b_r)\} \quad (8)$$

où :

- $\beta \in]0, 1]$ tel que $\{I \subseteq \mathcal{F} : c_I(a, b_r) > \beta \lambda(a, b_r)\} \neq \emptyset$, et
- $\gamma \in]0, 1]$ peut être fixé par le décideur ou bien défini en fonction du nombre de critères.

Finalement, le sous-ensemble de critères $I_{\beta,\gamma}$ défini dans l'équation (8) représente le plus petit sous-ensemble qui contribue au moins à hauteur de $\beta \times 100\%$ à la relation $a.Sb_r$.

4 Étude de cas : la logistique en situation d'urgence humanitaire

La section suivante illustre l'utilisation de l'approche proposée au travers d'une application concrète : l'étude de la réponse logistique en situations d'urgence humanitaire. Pour cette étude, en collaboration avec une ONG, nous nous intéressons spécifiquement aux missions de distribution qu'elle mène et qui impliquent des réponses logistiques similaires. L'objectif est donc d'analyser une mission réelle de distribution de nourriture menée par l'ONG pour : (i) définir son succès ou échec global au regard des objectifs visés, via son affectation à une catégorie avec Electre tri ; et (ii) déterminer les critères contribuant fortement à ce succès/échec et sur lesquels concentrer la recherche d'information dans de nouvelles situations similaires.

Dans cette illustration, trois catégories de missions, caractérisant le degré de réussite de celles-ci, sont définies : C_1 objectifs non atteints ; C_2 objectifs atteints, réussite acceptable ; et C_3 objectifs dépassés, grand succès.

Les critères d'évaluation sont les suivants : le critère g_1 mesure le respect des délais, le critère g_3 évalue la part des coûts logistiques au regard du coût total de la mission et le critère g_4 mesure le nombre de ressources humaines mobilisées. Sur ces trois critères, la performance décroît. Le critère g_2 évalue le nombre de bénéficiaires effectifs par rapport à celui ciblé, ici la performance est croissante. Les critères g_5 (Valeur ajoutée pour l'ONG), g_6 (Valeur ajoutée pour le pays bénéficiaire), g_7 (Impact environnemental) et g_8 (Niveau de sécurité) sont mesurés qualitativement au travers d'une échelle ordinaire comportant quatre niveaux : $\{Aucune, Faible, Moyenne, Elevée\}$ pour les critères g_5 et g_6 , et $\{Mauvais, Moyen, Bon, Très bon\}$ pour g_7 et g_8 . Ces deux échelles sont encodées sur l'échelle $\{1, 2, 3, 4\}$.

4.1 Identification des paramètres

Dans une phase préliminaire, les paramètres du modèle d'Electre tri, traduisant les préférences des décideurs, doivent être fixés. Comme mentionné précédemment, une procédure d'inférence globale peut être utilisée afin d'identifier indirectement ces paramètres. De façon analogue à la démarche proposée dans [10], les seuils de veto ne sont pas inférés et sont fournis directement par les décideurs (voir Tableau 2), facilitant ainsi la résolution du problème d'optimisation. Par conséquent, les variables considérées sont : $g_j(b_h)$, w_j , $q_j(g_j(b_h))$, $p_j(g_j(b_h))$, $\forall j \in \{1, \dots, 8\}$, $\forall h \in \{1, 2\}$, λ . Pour cette illustration, l'ensemble d'apprentissage A^* utilisé est composé de dix missions passées et analysées (voir Tableau 1) ; chaque mission $a_k \in A^*$ a été affectée, par les décideurs, à l'une des trois catégories prédéfinies. Dans cette configuration, le problème d'optimisation comporte alors 58 variables et 90 contraintes. Les valeurs des paramètres obtenues via la résolution de ce problème sont présentées dans le Tableau 2.

Tableau 1 – Ensemble d'apprentissage.

	g_1	g_2	g_3	g_4	g_5	g_6	g_7	g_8	Catégorie
a_1	5	90	38	30	3	4	3	3	C_3
a_2	10	97	30	37	3	3	3	4	C_3
a_3	12	90	40	50	4	2	4	4	C_3
a_4	23	85	40	60	2	2	3	2	C_2
a_5	10	74	48	55	3	3	2	3	C_2
a_6	20	60	50	65	3	2	3	2	C_2
a_7	16	80	55	80	2	2	2	3	C_2
a_8	23	55	70	120	1	2	2	1	C_1
a_9	60	55	60	125	2	1	1	2	C_1
a_{10}	27	40	50	100	2	3	2	1	C_1

4.2 Contribution des critères

Nous considérons dans la suite de cette illustration, la mission a dont nous souhaitons cibler l'information à mémoriser et tirer des enseignements. A partir des informations associées à cette mission, les décideurs déterminent la performance de a , $g_j(a)$, sur les critères de \mathcal{F} ; celle-ci est présentée dans le Tableau 3.

Tableau 2 – Valeurs des paramètres inférées, et seuils de veto définis par les décideurs.

	g_1	g_2	g_3	g_4	g_5	g_6	g_7	g_8
$g_j(b_1)$	26	62	53	80	2	1	2	2
$g_j(b_2)$	6.5	97	40	48	4	3	3	4
$q_j(g_j(b_1))$	3	3.5	2	7	0	0	0	0
$q_j(g_j(b_2))$	4.6	8	4	3	0	0	0	0
$p_j(g_j(b_1))$	10	5	6	14	1	0	1	1
$p_j(g_j(b_2))$	9.5	9	7	5	1	0	1	1
w_j	2.4	37.5	14	18.3	3.3	0.5	3.7	2.3
v_j	80	40	70	200	3	3	2	3
λ	0.93							

Tableau 3 – Performance de a et contributions individuelles des critères.

	g_1	g_2	g_3	g_4	g_5	g_6	g_7	g_8
$g_j(a)$	22	88	52	30	2	4	2	3
$c_{\{j\}}(a, b_1)$	0.03	0.46	0.17	0.22	0.038	0.006	0.04	0.03

A partir des paramètres du modèle identifiés (Tableau 2) et de la performance de a , les indices de crédibilité du surclassement de a aux profils des catégories sont obtenus : $\rho(a, b_1) = 0.995$ et $\rho(a, b_2) = 0.2$. Suivant la procédure pessimiste, la mission a est affectée à la catégorie C_2 puisque $non(aSb_2)$, et aSb_1 avec b_1 le profil inférieur de C_2 . Le même classement est obtenu avec la procédure optimiste (aSb_1 et $non(aSb_2)$). Au regard des bonnes performances de a , comme détaillé précédemment, il est, dans ce cas, intéressant de s'appuyer sur la procédure pessimiste pour déterminer *les forces* de cette mission. Sachant que aSb_1 , il s'agit donc de déterminer le sous-ensemble de critères $I \subseteq \mathcal{F}$ contribuant majoritairement à établir cette relation de surclassement, et ce en raison de leur importance relative et de la performance de a sur ces critères.

Le Tableau 3 présente la contribution individuelle $c_{\{j\}}(a, b_1)$ de chaque critère g_j à la performance globale (succès) de a lorsqu'elle est comparée à b_1 . Dans le modèle Electre tri défini, le seuil de crédibilité inféré est $\lambda = 0.93$, et le seuil $\gamma = \frac{c(a, b_1)}{n} = 0.12$, $n = |\mathcal{F}|$ est considéré, de telle sorte que la contribution totale est partagée uniformément sur tous les critères. La condition définie dans (8) impose que la contribution individuelle des critères de

$I \subseteq \mathcal{F}$ soit supérieure à γ , par conséquent la sélection des critères g_1, g_5, g_6, g_7, g_8 est empêchée et $\mathcal{F}_\gamma = \{g_2, g_3, g_4\}$. Dans cette configuration particulière, le sous-ensemble $I \subseteq \mathcal{F}$ vérifiant (8), est $I_{\beta, \gamma} = \{2, 3, 4\}$ avec un coefficient $\beta = 0.914$. Le sous-ensemble identifié a une contribution $c_{I_{\beta, \gamma}}(a, b_1) = 0.85$, et contribue au moins à hauteur de 91.4% au classement de la mission lorsque a est comparé au profil de référence b_1 , i.e. contribution à établir aSb_1 .

Dans cette illustration, le sous-ensemble de critère identifié $I_{\beta, \gamma}$ correspond au sous-ensemble de tous les critères ayant un poids élevé ($w_2 = 37.5, w_3 = 14, w_4 = 18.3$) au regard des autres critères ; donc a surclasse b_1 sur tous les critères de $I_{\beta, \gamma}$. A l'inverse, la comparaison des performances de a à celles de b_2 sur les critères importants donne $I_{\beta, \gamma} \subset \mathcal{F}_2^c(a, b_2)$ avec $\alpha_2(a, b_2) = 0.06$, $\alpha_3(a, b_2) = 6.10^{-6}$ et $\alpha_4(a, b_2) = 0.99$: la mauvaise performance de a par rapport à b_2 est alors expliquée.

Il est important de souligner ici que les paramètres du modèle inférés sont obtenus à partir d'un jeu de valeurs initiales fourni au programme et dont l'impact sur le sous ensemble $I_{\beta, \gamma}$ identifié, mérite d'être étudié. Par ailleurs, l'illustration considère un ensemble d'apprentissage -exemples d'affectation- d'une taille restreinte. Par conséquent, une analyse de robustesse sera menée dans les travaux futurs.

L'application traitée ici visait à étudier une mission de distribution de nourriture. L'approche proposée a permis d'identifier trois critères : "l'atteinte de la population ciblée", "les ressources humaines mobilisées", "la part des coûts logistiques". Ainsi, dans un contexte de mission similaire, et dans l'objectif d'une prise de décision efficiente, il sera d'autant plus pertinent pour les décideurs de se focaliser sur ces trois critères et en particulier sur les éléments d'information pouvant impacter la valeur prise par ces critères. A titre d'exemple, "l'atteinte de la population ciblée" peut être affectée positivement ou négativement par des éléments tels que le mode de distribution choisi –distribu-

tion centralisée ou via des actions de porte à porte-, la répartition géographique de la population visée –faible/forte densité-, sa facilité à se déplacer, ou encore la sensibilisation au préalable de la population. L'identification de ce sous-ensemble de critères revêt donc un intérêt majeur pour la restriction de l'espace de recherche et la mise en œuvre d'analyses plus approfondies. En effet, dans une étape ultérieure et s'inscrivant dans l'étude des processus du Retour d'Expérience, nos travaux visent à identifier, pour des missions similaires, les caractéristiques partagées pouvant expliquer le succès/échec d'une mission, pour *in fine* en tirer des enseignements. Ceci permet donc de concentrer et restreindre la recherche aux caractéristiques pouvant impacter les critères identifiés comme d'intérêt. Dans des applications plus complexes, où le nombre de critères considéré est plus important, une telle approche sera d'autant plus utile.

5 Conclusion

Nous avons proposé une approche, utilisant la méthode Electre Tri, pour déterminer les critères contribuant le plus fortement à l'échec ou réussite d'une mission. Cette approche est envisagée dans un cadre d'utilisation plus large pour l'identification de recommandations dans des espaces de recherche de grande dimension. Dans le cadre de ce travail, plusieurs hypothèses simplificatrices ont été considérées afin d'asseoir un modèle préliminaire, appliqué à l'étude de la réponse logistique à une situation d'urgence humanitaire. Cependant, en vue d'élaborer un modèle plus réaliste, le travail futur se concentra sur la prise en compte de différentes contraintes, notamment (i) l'existence d'interactions entre les critères, (ii) les potentiels désaccords entre décideurs, (iii) l'inférence des seuils de veto.

Références

[1] C.A Bana, J.M De Corte, J.C Vansnick, et al. On the mathematical foundations of macbeth. In *MCDA*, pages 421–463.

- Springer, 2016.
- [2] O. Cailloux, P. Meyer, and V. Mousseau. Eliciting electre tri category limits for a group of decision makers. *EJOR*, 223(1) :133–140, 2012.
- [3] L. C. Dias and V. Mousseau. Inferring electre's veto-related parameters from outranking examples. *EJOR*, 170(1) :172–191, 2006.
- [4] J.S Dyer. Multiattribute utility theory (maut). In *MCDA*, pages 285–314. Springer, 2016.
- [5] J.R Figueira, S. Greco, B. Roy, and R. Słowiński. An overview of electre methods and their recent extensions. *Journal of MCDA*, 20(1-2) :61–85, 2013.
- [6] J.R Figueira, V. Mousseau, and B. Roy. Electre methods. In *MCDA*, pages 155–185. Springer, 2016.
- [7] R.L Keeney and H. Raiffa. Decision with multiple objectives, 1976.
- [8] V. Mousseau and L. Dias. Valued outranking relations in electre providing manageable disaggregation procedures. *EJOR*, 156(2) :467–482, 2004.
- [9] V. Mousseau, J. Figueira, and J.P. Naux. Using assignment examples to infer weights for electre tri method : Some experimental results. *EJOR*, 130(2) :263–275, 2001.
- [10] V. Mousseau and R. Slowinski. Inferring an electre tri model from assignment examples. *Journal of global optimization*, 12(2) :157–174, 1998.
- [11] T.L Saaty. The analytic hierarchy and analytic network processes for the measurement of intangible criteria and for decision-making. In *MCDA*, pages 363–419. Springer, 2016.
- [12] A. N. The and V. Mousseau. Using assignment examples to infer category limits for the electre tri method. *Journal of MCDA*, 11(1) :29–43, 2002.