

Rapport de Stage

Débat basé sur la théorie de la décision*

Auteur :
Tony SEGUIN

Encadrants :
Olivier CAILLOUX
Meltem OZTÜRK



Résumé

Ce rapport introduit un système de recommandation par le biais de deux approches de système de recommandation, que nous avons sélectionné, qui débattent sur un problème de décision donnée. L'objectif est que le débat entre ces deux approches forme un graphe d'argument qui, en fonction de la perspective du décideur, permettrait d'aboutir à une décision. Dans ce rapport nous établissons (actuellement) un état de l'art sur les systèmes de recommandation et nous exposons notre recherche les deux approches que nous présenterons dans un futur proche.

Table des matières

1	Introduction	2
2	Notations et définitions	2
2.1	Connaissances	3
2.2	Argument et relation	3
3	État de l’art	5
3.1	Deux grandes familles de système de recommandation	5
3.2	Argumentation dans des systèmes de recommandation	8
3.3	Objectifs des argumentations des systèmes de recommandation	11
3.4	Élargissement de l’état de l’art : choix des approches pour le débat	12
3.4.1	Critère de sélection	12
3.4.2	Recherche	12
3.4.3	Présentations des approches sélectionnées	15
4	Les 2 Approches retenues	17
4.1	Approche Labreuche	18
4.1.1	Développement	22
4.2	Approche Nunes	26
5	Travaux à venir	26

1 Introduction

Une forme de problème d'aide à la décision consiste à formaliser et déterminer les préférences d'un décideur dans le but de fournir une alternative recommandable par rapport à un ensemble d'alternative possible. En fonction du contexte du problème, fournir juste une recommandation à l'aide de modèle de décision n'est pas forcément suffisante, les décideurs peuvent avoir besoin d'explication, sur comment la recommandation a été faite et pourquoi elle est la meilleure pour eux. En effet, l'argumentation, la justification, d'une recommandation est une part importante de la décision. Construire une explication compréhensible et convaincante est nécessaire pour un décideur. Dans le cas des systèmes de recommandation (SR) en ligne, il a été montré que les explications augmentent l'acceptabilité d'une alternative recommandée [Pu and Chen, 2007]. Dans ce contexte-ci, une explication doit être simple et complète pour installer une confiance au décideur qu'une alternative recommandée est celle qui lui convient le mieux.

La théorie de la décision propose des modèles capturant les préférences du décideur en vue de l'aider à éclaircir son problème de décision. Nous nous basons sur un article qui considère un problème de décision comme un débat [Cailloux and Meinard, 2018]), où deux *SR* argumenteraient chacun leur tour à propos de la décision sur le problème. Cette argumentation entre les systèmes permettrait de générer un graphe d'arguments et en fonction de la préférence du décideur, après avoir pris en compte tous ces arguments [Dung, 1995], la décision sera prise. Nous nous plaçons dans le cadre des systèmes d'Aide Multi-Critère à la Décision (AMCD). Le premier objectif du stage est donc de trouver des *SR* qui génèrent une *argumentation* sur la base de modèle de préférence. Une recherche sera entreprise, avec comme point de départ une *review* [Nunes and Jannach, 2017]. Après avoir mis en évidence un certain nombre d'approches générant des arguments, nous devrons en sélectionner deux qui pourront être adaptée avec notre système afin de générer des arguments et des contre-arguments basés sur leurs modèles d'argumentation. Le but est de faire argumenter ces deux approches entre elles pour générer une explication. Ce qui implique la nécessité d'établir un *langage commun* entre les *SR* et compréhensible pour le décideur. L'approche par le biais d'un débat entre deux *SR* nous semble être un bon compromis entre une explication simple et complète. En effet quoi de mieux qu'un débat quasi-naturel pour convaincre une personne que ce que l'on énonce est vrai ou non ? C'est pour cela que notre approche se penche sur cette problématique d'argumentation pour la recommandation avec cette nuance qu'est le débat.

Ce rapport est découpé (actuellement) en 2 parties. Dans un premier temps, Section 3, un état de l'art sur les systèmes de recommandation et d'aide à la décision, basé sur la review de Nunes and Jannach [2017], est effectué afin d'avoir une idée assez large des approches que l'on pourrait utiliser dans le cadre du projet. Une recherche d'approche compatible a été effectuée sur la base de critère de sélection que nous avons défini, permettant de lister des approches compatibles. Et finalement, Section 4 (en cours de rédaction), nous présentons en détail les deux approches sélectionnées pour notre débat.

2 Notations et définitions

Avant d'entrer dans les détails de notre approche, il est nécessaire de poser les définitions et les notations que nous allons utiliser tout au long du projet. Nous établissons d'abord les connaissances pour les systèmes de recommandation et ensuite les arguments et les relations entre eux pour le jugement de la décision lors d'un débat.

2.1 Connaissances

Nous prenons comme notations des connaissances celles tirées de [Labreuche \[2011\]](#) :

$X = X_1 \times \dots \times X_n$: l'ensemble des alternatives décrit sur n critères, $x \in X$;

N : l'ensemble des critères ;

X_i : l'échelle des performances des alternatives sur le critère i ;

x_i : la performance de l'alternative x sur le critère i ;

$w = (w_1, \dots, w_n)$: le vecteur de poids, $\sum_{i=1}^n w_i = 1$;

w_i : le poids du critère i , $w_i \in [0, 1]$.

En combinant les poids des critères et les performances des alternatives, notre approche s'appuie sur les modèles de décision de type *Multi-Attribute Value Theory* (MAVT) [\[Keeney and Raiffa, 1993\]](#) afin d'attribuer un score global à chaque alternative permettant ainsi de déterminer quelle alternative est la meilleure en fonction des préférences du décideur. En général, la fonction de décision associée au modèle est de la forme, pour $x \in X$,

$$v(x) = \sum_{i=1}^n w_i \times v_i(x_i),$$

où $v_i(x_i)$ représente l'utilité de x sur le critère i . On note $x_i \succsim_i y_i \Leftrightarrow v_i(x_i) \geq v_i(y_i)$ et $v(x) \rightarrow [0, 1]$. Cette fonction v quantifie la relation de préférence \succsim , c'est-à-dire $\forall x, y \in X, x \succsim y \Leftrightarrow v(x) \geq v(y)$.

La sélection d'une alternative par rapport aux autres s'établit par la relation binaire \succsim_i sur chaque ensemble X_i , représentant ainsi les préférences du décideur sur les éléments de X_i . On note \succ_i et \sim_i comme les parties asymétriques et symétrique de \succsim_i , et nous notons :

$x_i \succsim_i y_i$: x est au moins aussi bon que y sur le critère i .

Nous disons qu'une alternative x domine une alternative y si et seulement si, $\forall i, x_i \succ y_i$. Nous disons aussi qu'une alternative est *dominante*, si et seulement si, aucune autre alternative ne la domine.

2.2 Argument et relation

Les relations entre argument suit la notation et les définitions suivantes [\[Cailloux and Meinard, 2018\]](#) :

S : l'ensemble des arguments ;

$S^+(x, y)$: ensemble des arguments en faveur de x par rapport à y ;

$S^-(x, y)$: ensemble des contre-arguments ;

$S^=(x, y)$: ensemble des arguments neutres ;

Ces arguments permettent de mettre en évidence les phases de compromis pour une alternative qui n'est pas dominante. Les trois derniers ensembles d'arguments sont inclus dans l'ensemble S .

T : ensemble des proposition possible ;

P : ensemble des perspectives.

Dans notre cas, les propositions possibles sont $\{\forall x, y \in X, t_{x \geq y}\}$, représentant ainsi chaque paire possible de comparaison d'une alternative sur une autre. Une perspective $p \in P$ représente le point de vue de décideur, qui peut changer au cours du débat s'il a été convaincu d'un argument nouveau. C'est-à-dire qu'un argument s peut être valide selon une perspective p mais non valide sur une perspective p' . Les ensembles P , T et S déterminent la position argumentative du décideur et est représentée via les relations suivantes :

$\rightsquigarrow \subseteq S \times T$: on note $s \rightsquigarrow t$, l'argument s *soutient* la proposition t ;

$\triangleright_{\exists} \subseteq S \times S$: on note $s_2 \triangleright_{\exists} s_1$, l'argument s_2 *attaque* l'argument s_1 , s'il l'attaque dans au moins une perspective, s_1 devient un argument invalide ;

$\not\triangleright_{\exists} \subseteq S \times S$: on note $s_2 \not\triangleright_{\exists} s_1$, l'argument s_2 n'attaque pas l'argument s_1 , s_1 reste un argument valide.

Un argument $s \in S$ peut soutenir plusieurs propositions comme aucune. On admet $\neg(a_2 \triangleright_{\exists} a_1) \Rightarrow a_2 \not\triangleright_{\exists} a_1$. Si le décideur change d'avis, les relations $(\triangleright_{\exists}, \not\triangleright_{\exists})$ suffisent à capturer ce changement.

Définition 1 Une situation de décision est définie par le tuple $(T, S, \rightsquigarrow, \triangleright_{\exists}, \not\triangleright_{\exists})$.

\triangleright_{\forall} : défini comme $a_2 \triangleright_{\forall} a_1 \Leftrightarrow \neg(a_2 \not\triangleright_{\exists} a_1)$;

$\not\triangleright_{\forall}$: défini comme $a_2 \not\triangleright_{\forall} a_1 \Leftrightarrow \neg(a_2 \triangleright_{\exists} a_1)$.

La relation $a' \triangleright_{\forall} a$ signifie que l'argument a' attaque l'argument a sur toutes les perspectives. En revanche la relation $a' \not\triangleright_{\forall} a$ signifie que a' n'attaque jamais a .

Définition 2 Étant donné une situation de décision $(T, S, \rightsquigarrow, \triangleright_{\exists}, \not\triangleright_{\exists})$, un argument $s \in S$ est décisif, si et seulement si, $\forall s' \in S : s' \not\triangleright_{\forall} s$.

Définition 3 Étant donné une situation de décision $(T, S, \rightsquigarrow, \triangleright_{\exists}, \not\triangleright_{\exists})$, une proposition t est :

- acceptable si et seulement si, $\exists s \in S \mid ss \rightsquigarrow t, \forall s' : s' \not\triangleright_{\forall} s$;
- rejetable si et seulement si, $\forall s \in S \mid s \rightsquigarrow t, \exists s_c \mid s_c \triangleright_{\forall} s$ et $\forall s_{cc} : s_{cc} \not\triangleright_{\forall} s_c$.

Définition 4 Une situation de décision $(T, S, \rightsquigarrow, \triangleright_{\exists}, \not\triangleright_{\exists})$ est claire, si et seulement si, chaque proposition dans T est acceptable ou rejetable.

Définition 5 Le jugement délibéré du décideur correspondant à la situation de décision $(T, S, \rightsquigarrow, \triangleright_{\exists}, \not\triangleright_{\exists})$ est :

$$T_{decideur} = \{ t \in T \mid t \text{ est acceptable} \}.$$

3 État de l’art

Dans cette section nous allons décrire ce qui a été entrepris dans le domaine des systèmes d’aide à la décision et de l’argumentation d’après la *review* de [Nunes and Jannach, 2017]. Les graphiques et données dans cette section ont pour source cet article uniquement. Nous établissons d’abord une vision large du domaine, sur les quatre décennies précédentes, ensuite nous discuterons autour des caractéristiques d’une explication en général, les méthodes de génération, le contenu, la manière dont elle est fournie au décideur et les objectifs des systèmes de recommandation. Finalement nous exposons notre recherche d’approches compatibles pour le débat que nous voulons entreprendre et finirons par une courte présentation de chaque approche.

3.1 Deux grandes familles de système de recommandation

Dans la *review*, les articles étudiés sont classés en quatre catégories : (i) *Technique*, pour les articles générant une nouvelle forme d’explication (ii) *Tool*, les articles décrivant un outil incluant un processus d’explication (iii) *Evaluation*, les articles évaluant ou comparant des formes d’explication et (iv) *Foundational*, les articles discutant autour des aspects des explications.

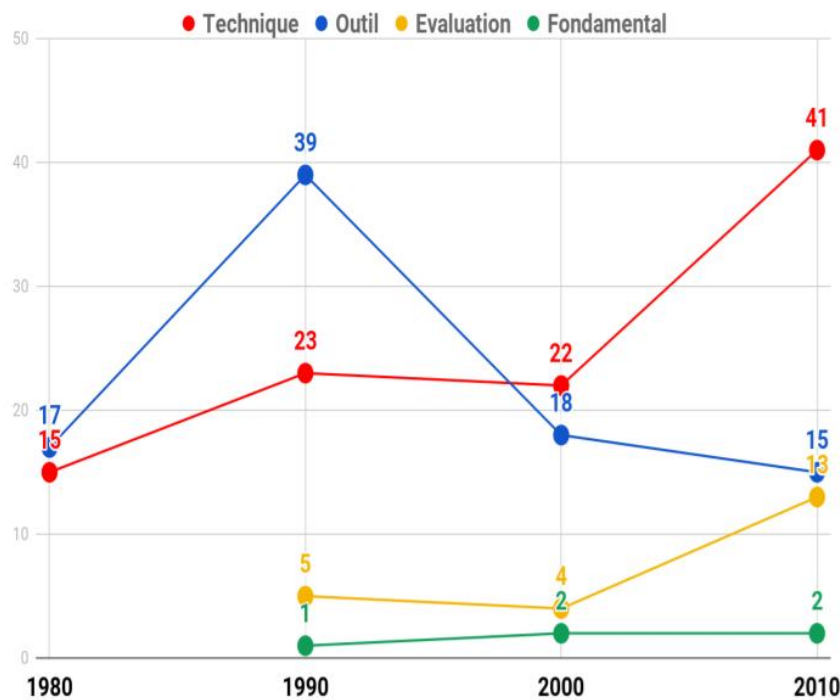


FIGURE 1: Nombre d’article par catégorie par décennie. La dernière décennie correspond à 2010
- 12 Août 2016.

D’après la FIGURE 1, le nombre de publications sur le sujet par décennie augmente constamment. Les articles d’outils étaient plus communs dans le passé, selon les auteurs ce genre d’article était peut-être d’avantage considéré comme une contribution dans la recherche durant période. En revanche il y a une augmentation du nombre d’articles qui introduisent des nouvelles techniques d’explication tout au long des décennies. Les articles d’évaluations d’explications sont plus nombreux ces dernières années, d’après les auteurs cela serait une amélioration de la maturité par rapport à la communauté en matière de méthodologie de recherche. Et nous remarquons très peu d’articles fondamentaux sur le sujet.

Entre les années 90 et 2000 une stagnation du nombre de publications est remarquée dû au rôle déclinant des systèmes basés sur les connaissances (principalement ceux basés sur des règles)

et à l'engouement pour le *Machine Learning* (ML) dans le domaine des systèmes de recommandation, durant les années 2000, qui ne cherchait qu'à déterminer les bonnes recommandations au détriment de fournir une explication. Cela s'explique car la *review* ne s'intéresse qu'aux articles où la notion d'explication est précisée.

Cet remarque nous montre les principales catégories dans les systèmes de recommandation, à savoir :

Les systèmes basés sur le Machine Learning qui sont essentiellement appliqués au commerce en ligne (ex : Amazon, Google) et aux multimédias (ex : Netflix, Steam, Facebook). Ils se décomposent en 3 sous-catégories :

Basé sur le *contenu* («Content-based»)

Ces approches sont basées sur le contenu d'un profil d'un décideur, construit à l'aide des données sur celui-ci, soit par interaction avec le décideur soit par apprentissage des informations sur ses dernières actions (ex : ses derniers achats en ligne). Le mécanisme de cette approche est de recommander une alternative *similaire* à une des alternatives contenues dans son profil, c'est-à-dire que le système cherche à trouver une paire d'alternatives (a, b) , où a est dans le profil du décideur et b dans un voisinage proche. Cela se fait à l'aide d'une *fonction de similarité*, il en existe plusieurs, par exemple *Normalised Google Distance* qui détermine la similarité entre des termes textuels en utilisant leurs co-occurrences sur des sites internet :

$$d(a, b) = \frac{\max\{\log f(a), \log f(b)\} - \log f(a, b)}{\log M - \min\{\log f(a), \log f(b)\}} \quad (1)$$

Où M est le nombre total de page Google cherchées, $f(a)$ et $f(b)$ sont respectivement le nombre d'occurrence de a et de b , et $f(a, b)$ est le nombre de co-occurrence de a et b .

Filtrage Collaboratif («Collaborative filtering»)

On note D l'ensemble des décideurs, $V_d \subseteq X$ pour l'ensemble des alternatives que le décideur d a déjà noté et R l'ensemble des notes r_{dx} des décideurs $d \in D$ sur les alternatives $x \in V_d$. Dans la base de données de *Netflix* par exemple, les notes sont des entiers compris entre 1 et 5 pour signifier respectivement avoir aimé ou détesté le film.

Le but des approches par filtrage collaboratif est d'être capable de *prédire* la note p_{dx} qu'un décideur d donnera à une alternative x . Le décideur d est supposé actif, c'est-à-dire qu'il a déjà noté un certain nombre d'alternatives, donc $V_d \neq \emptyset$, et que l'alternative x prédit n'est pas encore connu du décideur, $x \notin V_d$.

Ce genre d'approche a plusieurs méthodes de prédiction possible, l'une des plus utilisées est celle basée sur les profils des décideurs à l'aide d'une fonction de *similarité* $\text{sim}(d, d')$ déterminant la similarité entre deux décideurs d et d' . Ceci permet de créer un ensemble de taille K de voisins de d , noté T_d , qui sont les K décideurs qui maximisent leurs similarités avec le décideur d . une prédiction possible pour la note du décideur d sur l'alternative x est d'utiliser une somme pondérée des notes des plus proches voisins $d' \in T_d$ qui ont déjà noté l'alternative x :

$$p_{dx} = \frac{\sum_{\{d' \in T_d | x \in V_{d'}\}} \text{sim}(d, d') \times r_{d'x}}{\sum_{\{d' \in T_d | x \in V_{d'}\}} |\text{sim}(d, d')|} \quad (2)$$

Hybride («Hybrid»)

Ces approches combinent au moins deux techniques de recommandation dans le but d'obtenir de meilleure performance avec moins de retour. La plus commune est une approche de filtrage collaboratif combinée avec d'autres techniques dans le but d'éviter le problème

de démarrage à froid. Ce problème se rencontre lorsque le système n'a pas assez d'informations sur le profil du décideur. Un exemple d'approche *hybride* est la combinaison d'une approche basée sur le contenu qui force les alternatives à être, en même temps, proche du profil du décideur, et noté par les décideurs du voisinage du décideur [Balabanović and Shoham, 1997].

Les systèmes basés sur les connaissances («Knowledge-based») qui utilisent des connaissances explicites sur l'ensemble des alternatives X et les préférences du décideur, par exemple l'importance des critères ou des contraintes fixées. Ces approches s'appliquent sur des problèmes de décision, par exemple un décideur possède une liste de choix et il ne sait pas quel choix prendre. On dénombre un certain nombre de sous-catégories.

Basé sur des règles («Rule-based»)

Ces approches s'appuient sur les connaissances d'un expert d'un domaine, ses connaissances sont exprimées sous la forme de règles. En appliquant les données d'entrée du problème, des règles seront activées et chaque règle fournit une argumentation. Une règle est de la forme if-then, c'est-à-dire qu'un ou plusieurs prérequis sont nécessaires pour activer la règle pour donner un argument. Par exemple dans Wick and Slagle [1989] une règle est :

IF high water in the reservoir
THEN cracks in the interface
BECAUSE high water in the reservoir causes cracks in the interface.

Où la clause **BECAUSE** est la justification de la recommandation **THEN** par rapport à la condition **IF**.

Basé sur la logique («Logic-based»)

Ce genre d'approche est principalement liée à la *Logique Floue (Fuzzy Logic)* [Zadeh, 1965]. Elle est basée sur des *degrés de vérité* plutôt que sur la logique booléenne «vrai ou faux» (0 ou 1).

La *Logique Floue* inclut 0 et 1 comme des cas extrêmes de vérité mais inclut une variété de cas intermédiaire de vérité entre eux. Par exemple la vitesse normale est de 90km/h sur les routes nationales françaises. La vitesse est considérée comme élevée au-dessus de 100km/h et réglementaire en dessous de 80km/h. Si nous nous plaçons dans le contexte où on veut savoir si un véhicule a une vitesse élevée, on obtient qu'un véhicule n'ait pas de vitesse élevée en dessous de 80km/h (0), qu'il ait une vitesse élevée à partir de 100km/h (1), mais s'il est par exemple à 90km/h on dit que la vitesse élevée à 50% (0.5).

Basé sur un raisonnement par cas («Case-based reasoning»)

Le raisonnement par cas, [Riesbeck and Schank, 1989], est le processus de résolution de nouveaux problèmes basés sur les solutions d'anciens problèmes similaires. Autrement dit, ces approches s'appuient sur d'anciennes recommandations possédant un contexte (préférence du décideur) *similaire* au nouveau problème. Par exemple en médecine, si un patient p possède les mêmes symptômes qu'un ancien patient p' , le médecin va prescrire le traitement x qu'il avait prescrit au patient p' . Dans [Mcsherry, 2005], la fonction de similarité entre deux cas $c \in C$, C l'ensemble des cas, et q sur un sous-ensemble de critère N_Q est de la forme :

$$sim(c, q) = \sum_{n \in N_q} w_n sim_n(c, q) \quad (3)$$

où $sim_n(c, q)$ est la similarité locale entre c et q sur le critère n . Cette fonction permet d'établir le voisinage de q et ainsi de déterminer les cas similaires à q .

Prise de décision multi-critère («Multi Criteria Decision Making»)

Selon Triantaphyllou [2000] *Multi-Criteria Decision Making (MCDM)* et *Multi-Attribute Decision Making (MADM)* représentent la même catégorie, se regroupant sous la bannière *MCDM*. Les approches se basant sur des modèles *MCDM*, s'appuient essentiellement sur deux informations : l'ensemble des alternatives X décrivent sur un ensemble de critères N et le vecteur w représentant l'importance de chaque critère. Il existe plusieurs méthodes pour déterminer l'alternative qui sera la plus à même de satisfaire le décideur, comme *analytic hierarchy process* (AHP) [Saaty, 2008] ou *weighted product model*, mais la plus connue étant la méthode MAVT :

$$X^* = \max_{x \in X} \sum_{i=1}^n w_i \times v_i x_i. \quad (4)$$

où X^* est le score de la meilleure alternative et $n = |N|$.

3.2 Argumentation dans des systèmes de recommandation

Les systèmes d'aide à la décision étaient plus focalisés sur le fait de déterminer la meilleure recommandation plutôt que l'apport d'explications. C'est à partir de l'engouement pour le *ML*, voir Section 3.3, et les débuts du domaine des *Multi-Criteria Decision Analyses* que l'argumentation a pris plus de considération.

Méthode de génération

Les articles cités dans la *review* donnent peu de détails à propos du processus de génération d'explication. Ceci s'explique car le processus est étroitement lié avec la méthode d'inférence de décision et les données utilisées pour déterminer la meilleure alternative. Si la méthode d'inférence est basée sur des règles, l'explication fournie au décideur consistera en un ensemble de représentation de langage naturel des règles qui ont été activées.

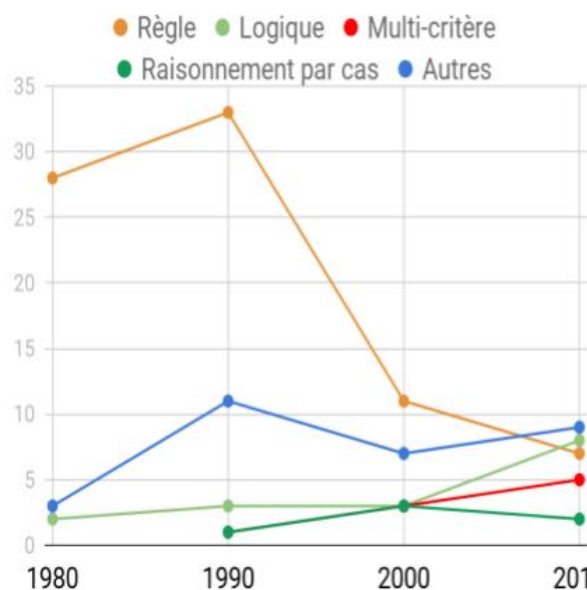
Avec l'engouement historique des explications des systèmes experts à base de règle, il est normal que la majorité des études adoptent une approche basée sur les connaissances pour la décision par inférence et par extension pour la génération des explications. On remarque à nouveau la déclinaison des systèmes à base de règle au fil du temps et un engouement croissant pour les approches basées sur le *ML*. Les explications par les systèmes de filtrage collaboratif sont principalement étudiées depuis le début des années 2000, dû à la forte croissance du nombre et des formes de données, ces approches sont plus adaptées.

La catégorie *Autres* représente les formes d'approches alternatives par exemple l'utilisation d'heuristique spéciale ou d'ontologies (Ontology Web Language) et les approches qui utilisent un raisonnement basé sur les connaissances sans fournir plus de détail sur leur fonctionnement.

Contenu

Une explication doit fournir une information dépendant de divers facteurs, incluant les expertises ou les intérêts du décideur voire leur situation contextuelle courante. On distingue quatre grandes parties de contenu, répertoriées dans la Figure 3 :

Basé sur les connaissances



Machine Learning

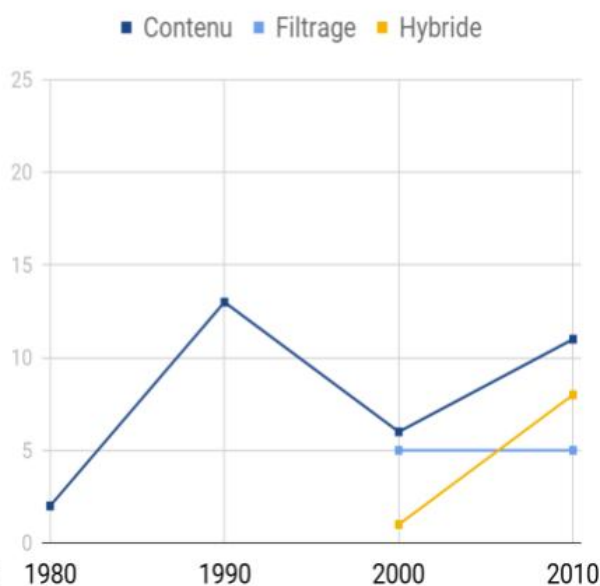


FIGURE 2: Occurrence des types de méthodes utilisées par décennie



FIGURE 3: Occurrence du type de contenu utilisé dans une argumentation. Une explication d'un article peut fournir plusieurs types de contenus.

Préférence du décideur : Une manière pour expliquer la suggestion faite par le système est d'utiliser les entrées fournies par le décideur comme explication, c'est-à-dire fournir : (1) quelles entrées sont les plus décisives par rapport à la recommandation. (2) quelles contraintes sont respectées et quelles ne le sont pas (3) les critère important (par une analyse de sensibilité par exemple) (4) et dans quelle mesure l'alternative recommandée est appropriée. Ce qu'on voit dans la Figure 3, c'est que ce sont les entrées décisives du décideur qui sont le plus souvent utilisées dans cette partie, ainsi que le respect de ses préférences.

Processus de décision par inférence : Fournir une information à propos du processus itératif d'un problème de décision spécifique (une trace) est l'approche la plus commune. Ceci s'explique par rapport aux systèmes à base de règles qui fournissaient la liste des règles activées comme argumentation. Quelques explications fournissent seulement la logique générale du processus d'inférence interne du système, c'est-à-dire le fonctionnement interne de l'algorithme. D'autres fournissent la confiance du système sur sa suggestion ou taux de succès sur les situations de prise de décision passées.

Contexte et information complémentaire : Peu d'explications fournissent des informations contextuelle supplémentaire qui sont spécifiques à la prise de décision courante. Divers types de contexte et informations complémentaires sont relevés, par exemple les tendances populaires. Ces types de contenu est utilisé principalement par les approches en *ML*.

Alternative et critères : Les approches *MCDM* en revanche expliquent la suggestion du système en analysant les caractéristiques des alternatives (chaque critère est étudié pour chaque proposition possible). L'argumentation derrière consiste en une liste de caractéristiques, le compromis (le pour et le contre), pour chaque alternative. D'autres réfèrent les relations de dominance basées sur les caractéristiques, mais la majorité des explications montrent quels critères sont décisifs durant le processus de recommandation.

Présentation

Majoritairement, les explications sont présentées sous forme de langage naturel, comprenant celles basées sur des canevas, ou «texte à trou», qui sont par exemple instanciées avec des listes d'arguments avant d'être soumis au décideur. Un exemple de canevas serait *Il n'y a aucune raison de choisir <alternative 1> , alors que <alternative 2> est meilleur sur tous les critères.*, ceci résumant la domination de l'alternative 2 sur l'alternative 1. Il existe aussi la présence assez forte d'utilisation de forme de visualisation (graphe, arbre, etc.), pour imaginer et ainsi améliorer l'argumentation fournie au décideur [Grando et al., 2011, Narayanan and McGuinness, 2008].

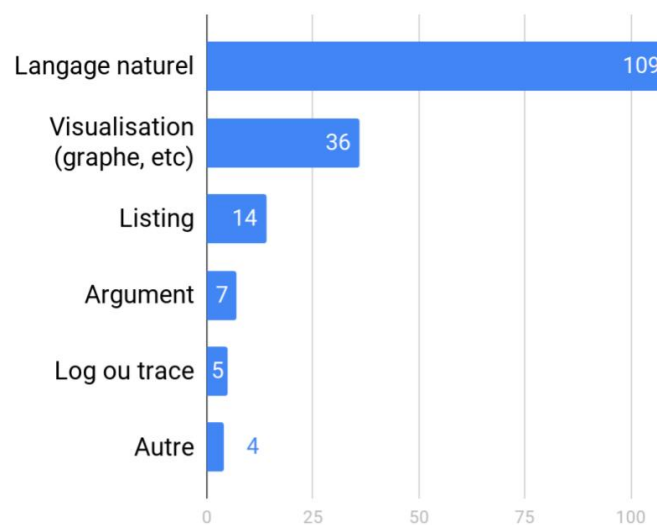


FIGURE 4: Occurrence des manières de présenter une explication

D'une tout autre manière, un certain nombre d'approches donnent un listing de différents

items pour l'argumentation comme par exemple une liste des contraintes satisfaites (Deep et al, 1988) ou une liste de relation de préférence sur certain critère entre deux alternatives [Labreuche et al., 2015]. Les 7 articles, catégorisé dans Argument sont des approches qui utilisent une structure des arguments de Toulmin [2003].

3.3 Objectifs des argumentations des systèmes de recommandation

Il est nécessaire de relever l'importance du but d'une explication [Tintarev and Masthoff, 2007]. D'après les auteurs il faut différencier les buts annoncés des vrais buts. La plupart des études de la *review* ne précisent pas forcément les buts des explications fournies. La Figure 5 se base seulement sur les buts annoncés dans ces articles.

Le but recherché le plus commun est la *transparence*, c'est-à-dire expliquer comment le système est parvenu à sa suggestion. Les explications fournies dans ces études se focalisent sur l'exposition du processus d'inférence dans le but de rendre la décision recommandée compréhensible. Il existe d'après eux des liens entre les buts, par exemple, la transparence impliquerait la *confiance* du décideur envers le système de recommandation, que la confiance est un effet indirect attendu de la transparence. Le second plus fréquent des buts des explications est l'*efficacité*, c'est-à-dire d'aider les décideurs à évaluer si l'alternative recommandée est bien adéquate pour eux. La force de *persuasion*, c'est-à-dire la capacité à un système à pousser le décideur dans une certaine direction (en conflit avec l'efficacité [Chen and Wang, 2014]) est dans une nombre important d'études de la *review*, principalement les articles de *ML*.

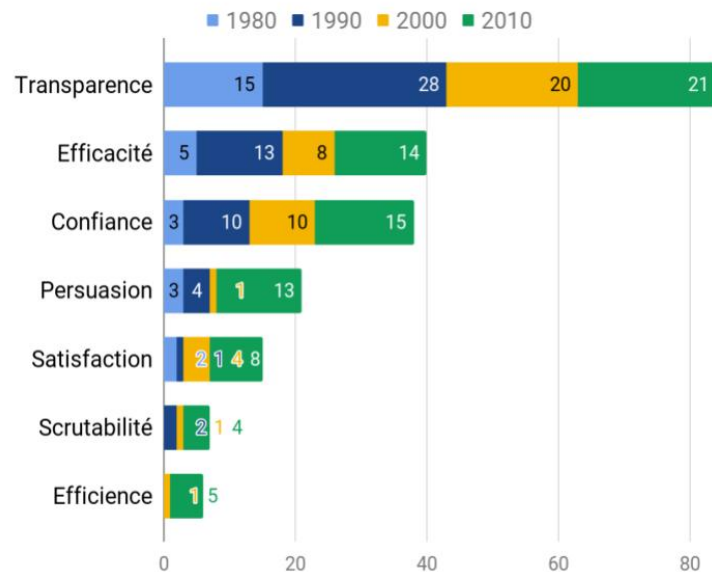


FIGURE 5: Nombre d'articles Technique et Outils par but

Ces dernières années, la *satisfaction* du décideur, la *scrutabilité* (la possibilité de dire au système que c'est faux) et le fait d'aider le décideur à faire un choix *plus rapide* sont au goût du jour. En effet, réduire la charge cognitive et essayer d'améliorer la satisfaction des décideurs par un système est l'aspect essentiel des applications *e-commerce*, qui est un sujet très recherché ces dernières années. Dans ce contexte, le potentiel persuasif naturel des explications attire plus d'intérêt dans la recherche ces dernières années.

3.4 Élargissement de l'état de l'art : choix des approches pour le débat

Nous allons maintenant discuter des approches que nous avons sélectionnées. Tout d'abord nous allons préciser quels critères de sélection nous établissons pour les approches compatibles avec notre projet. Nous allons exposer notre recherche d'une part sur la *review* et d'autre part un élargissement de recherche et nous finissons par un léger résumé de chacune des approches retenues.

3.4.1 Critère de sélection

Dans le cadre du projet, les articles doivent être cohérents entre eux, c'est-à-dire qu'ils adoptent, dans les grandes lignes, des modèles de recommandation et donc d'argumentation compatible entre eux. Il est donc nécessaire que les articles que nous allons sélectionner, pour la recommandation basé sur un débat, soient spécifique à aucun domaine et par conséquent non contextualisés. Ce qui est notre premier critère de sélection.

Le second critère est sur quelles informations nos approches vont s'appuyer pour argumenter ; comme vu Section 3, les approches basées sur les connaissances permettent une argumentation riche et détaillée. En adoptant un Modèle d'Aide Multi-Critère à la Décision (MAMCD), le compromis, les critères décisifs, pertinents ou non, sont des types d'argument qui rentrent dans notre schéma de débat. C'est pourquoi nous nous pencherons seulement sur les approches basées sur les connaissances et utilisant un MAMCD.

Et comme dernier critère, seules les approches fournissant une argumentation en faveur d'une seule alternative seront retenues. Ces argumentations peuvent être de type : «A meilleur que B» ou «A meilleur que tous les autres».

3.4.2 Recherche

La recherche des approches a été faite en deux parties, dans un premier temps une sélection des articles étudiés dans une *review* [Nunes and Jannach, 2017] a été réalisée et dans un second temps une recherche pour élargir notre vision d'ensemble et obtenir un nombre assez conséquent d'approches a été effectuée.

Review

Nous avons expliqué que la *review* catégorise les articles en quatre catégories (*Tool*, *Technique*, *Fundamental* et *Evaluation*). Dans un premier temps, seuls les articles *Technique* sont conservés, car ce sont des articles avec des approches non contextualisée (contrairement aux *Tools*) pour la majorité, soit 101 articles. Ensuite nous avons conservé seulement les articles étiquetés par les auteurs comme étant des approches basées sur les connaissances, plus précisément celles utilisant un MAMCD, ce qui nous donne 8 articles. Les résumés et conclusions ont été inspectés, ainsi qu'une lecture transversale de l'ensemble des articles nous a permis de réduire à 5 articles, en effet un article [Bielza et al., 2000] est basé sur un modèle de type Multi Attribute Utility Theory (MAUT), le second article rejeté est contextualisé dans le domaine de la médecine [Bohanec et al., 2000]. Les articles conservés sont listés en Table 1.

Table 1 Articles retenus de la review

Auteurs	Titres
Klein et Shortliffe	A framework for explaining decision-theoretic advice
Carenini et Moore	Generating and evaluating evaluative arguments
Labreuche	A general framework for explaining the results of a multi-attribute preference model
Nunes et al	Pattern-based Explanation for Automated Decisions
Belahcene et al	Explaining robust additive utility models by sequences of preference swaps

Élargissement

Ensuite, une recherche supplémentaire a été exécutée pour élargir le nombre d’approches possible, nous avons d’abord établi les mots-clés de pour la recherche ainsi que leurs synonymes. En effet dans la littérature tout le monde ne s’accorde pas à utiliser les mêmes termes pour désigner la même chose. Le premier terme est *argumentation*, qui est l’ingrédient essentiel de notre recherche, ensuite le deuxième terme est *decision support system* incluant ainsi les systèmes de recommandation et le troisième est *multi-criteria* désignant toute les variantes telles que *Multi-Criteria Decison Making* par exemple.

Table 2 Termes et synonymes

Termes	Synonymes
argumentation	explanation, justification
decision support system	decision making, recommandation knowledge-based system, knowledge based system
multi-criteria	multi-attribute, multi attribute, multi criteria

La recherche à l’aide de ces mots-clés prend forme de la manière suivante sur les plus larges bases de données de librairies d’articles en ligne, à savoir : *ACM Digital Library*, *IEEE Xplore Digital Library*, *ScienceDirect* et *Springer Link*.

$$(\text{argumentation} \vee \text{justification} \vee \text{explanation}) \wedge (\text{decision support system} \vee \text{decision making} \vee \text{recommendation} \vee \text{knowledge-based system} \vee \text{knowledge based system}) \wedge (\text{multi-criteria} \vee \text{multi-attribute} \vee \text{multi attribute} \vee \text{multi criteria})$$

Ces termes ont été recherchés dans les titres et les résumés de chaque article des librairies, nous avons obtenu 98 articles, sur l’ensemble des librairies, voir Table 3. Dans un premier temps, les titres et résumés ont été étudiés, pour réaliser un premier filtre, ensuite une lecture plus en détail des articles restants a été entreprise.

Table 3 Résultat de recherche par source

Sources	Nombre d’articles
ACM Digital Library	19
IEEE Xplore Digital Library	8
ScienceDirect	19
Springer Link	52
Total	98

Étonnamment, pour la majorité des cas, les articles ont une approche de type machine learning ou les approches sont des outils pour un problème précis. Toutes ces approches ont été rejetées. Après ce premier filtre nous sommes parvenus à 6 articles restants et après lecture des textes de ces articles, certains ont été rejeté. Par exemple, [Delle Site and Filippi \[2009\]](#), ne fourni pas d’argumentation, [Yevseyeva et al. \[2016\]](#) utilisent des données externes, [Kadziński et al. \[2017\]](#) est une analyse expérimentale d’une fonction additive dans plusieurs méthodes de désagrégation des préférences.

Table 4 Articles retenus de la recherche d'élargissement

Auteurs	Titres
Labreuche and al	A Dialogue Game for Recommendation with Adaptive Preference methods : An experimental analysis
Geldermann	Explanation Systems
Papamichail et French	Explaining and justifying the advice of a decision support system : a natural language generation approach

3.4.3 Présentations des approches sélectionnées

En s'appuyant sur la review de [Nunes and Jannach \[2017\]](#) et l'élargissement présenté précédemment 8 approches respectent les critères imposés. Une présentation par ordre chronologique de chaque article est établie ci-après.

Klein et Shortliffe

L'approche de [Klein and Shortliffe \[1994\]](#) est l'une des premières approches à fournir une argumentation dans un modèle ADMC, elle pose les bases de cette branche de l'aide à la décision. Les auteurs présentent plusieurs stratégies basées sur la MAVT pour expliquer automatiquement les décisions parmi plusieurs objectifs en conflit. Ils décrivent ces stratégies dans un framework prénommé IVA (Interpretive Value Analysis), dans un cadre large d'explication et d'acquisition de pointe dans des systèmes experts qui modélisent des décisions à forte intensité de compromis, exposition du pour et du contre d'une alternative. Les concepts d'interprétation jouent le rôle de primitives d'explication dans les stratégies d'IVA et sont également utilisés comme fonctions d'évaluation qui guident la composition des explications. Les stratégies génèrent des comparaisons sommaires de paires particulières d'alternatives en limitant la profondeur et la largeur d'un arbre de valeurs. Les stratégies produisent des comparaisons plus détaillées d'alternatives, fournissant des traces pas à pas de calculs des différences de valeurs multi-attributs.

Papamichail et French

Cette approche décrit une méthode pour générer une explication dans une décision de contexte analytique. D'après [Papamichail and French \[2003\]](#) le point fort de leur approche est le développement d'une librairie de texte planifié, c'est-à-dire un ensemble de canevas instancié par les arguments trouvés par le système de recommandation, pour structurer le message soumis au décideur. L'approche est en revanche générique. Le système fournit deux types de rapport : (i) un rapport de comparaison expliquant le raisonnement derrière le classement des alternatives et (ii) un rapport d'analyse de sensibilité fournissant une évaluation globale du modèle de décision et décrit l'effet de la variation d'un paramètre de décision.

L'analyse de variation des paramètres de décision nous révèle un intérêt pour cette approche.

Carenini et Moore

L'article de [Carenini and Moore \[2006\]](#) se veut interdisciplinaire (théorie de l'argumentation, théorie de la décision, linguistique informatique, psychologie sociale et interaction homme-machine). L'approche se focalise principalement sur la génération de l'argumentation en langage naturel. La sélection et l'organisation du contenu de l'argumentation est basée sur les principes de la théorie de l'argumentation.

En se concentrant uniquement sur les parties argumentation et théorie de la décision, l'approche se détache des autres car elle forme un graphe de relation entre les arguments. Ce graphe est utilisé pour générer ensuite une explication en langage naturel, compréhensible humainement, et adaptée aux préférences du décideur.

Geldermann

L'article de Geldermann [2010] fournit une application pour un système d'explication pour des systèmes d'aide à la décision basée sur MAUT et plus spécifiquement sur MAVT. L'argumentation se fait par le biais d'un rapport comparatif, c'est-à-dire qu'elle fournit une interprétation des résultats d'évaluations du modèle en comparant deux alternatives. Le rapport discute de la façon dont une alternative évalue l'autre sur chaque critère d'évaluation, en soulignant les arguments pour et contre chaque alternative, sur la base des scores de critères réels. Ainsi, il examine à quel point une alternative est meilleure qu'une autre et souligne les facteurs qui les différencient. Un autre type de rapport est fourni, l'analyse de sensibilité, qui explique les graphiques d'analyse de sensibilité et illustre l'effet du changement du poids d'un attribut dans le classement des alternatives et discute de la robustesse de la meilleure alternative.

Cette approche est trop similaire à l'approche de Papamichail and French [2003], si l'une est retenue la seconde ne le sera pas.

Labreuche

Cette approche veut fournir une explication plus simple à comprendre par rapport à l'approche de Klein and Shortliffe [1994]. En effet Labreuche [2011] propose une approche pour sélectionner les arguments utilisables dans une explication faite pour un problème de décision multi-critère pondéré par des poids assignés à ces critères. Il se base sur l'analyse des valeurs de ces poids ainsi que le score des alternatives pour les comparer. Un seul modèle utilisé sur les trois de l'article nous intéresse, le modèle Expected Utility (EU), qui est un modèle MAVT. Le but de l'approche est de rechercher certains changements dans le vecteur de poids w qui permet une inversion de la décision fournie par le modèle entre deux alternatives. L'explication se focalise alors sur le ou les critères qui ont été modifiés dans w . Les autres critères ne sont pas mentionnés pour une explication se voulant le plus court possible. Il y a deux stratégies de modification de w : (i) le remplacement de w par un autre vecteur de poids de référence w^F et (ii) la permutation des poids de w . La première stratégie permet de mettre évidence les critères importants et non importants, et la seconde permet de déterminer les critères décisifs.

Cet article a pour objectif d'argumenter avec le minimum d'argument possible. Sa vision d'argumenter en utilisant les mauvais cotés comme étant compensé par une meilleure partie d'une alternative par rapport à une autre alternative en fait un bon candidat.

Nunes et al

L'approche de Nunes et al. [2014] est l'une des plus complètes, elle s'appuie sur une génération d'explications basées sur un groupe d'algorithmes pour identifier les paramètres permettant de remplir le canevas d'explication qu'ils fournissent dans l'article. En effet une explication possède 7 formes possibles, s'adaptant ainsi aux différents cas particuliers de décision. Si plusieurs formes d'explications sont possibles pour une alternative recommandée, une ordre pré-établi des formes d'explication est installé pour en choisir qu'une seule. Les principales formes sont : (i) *attribut critique*, l'alternative est choisie car elle a la meilleure performance sur un critère donné (ii) *domination*, l'alternative domine sur tous les critères (iii) *critère décisif*, l'alternative est sélectionnée en raison d'un ensemble de critères (iv) *compromis*, l'alternative a un côté avantageux sur un ensemble de critère qui compense ses défauts. Une étude utilisateur a été réalisée incluant

une trentaine de participants, leur approche a été comparée à deux autres approches, [Klein and Shortliffe, 1994, Labreuche, 2011], les résultats indiquant que leurs approches ont de meilleures performances.

Cette approche est plus générale que l'approche de Labreuche [2011] par rapport à son éventail de type d'argument possible supérieur et son argumentation de compromis nous fait retenir cette approche.

Labreuche and al

L'interaction via un protocole de dialogue, représenté par un graphe orienté, entre un décideur (1) et leur système de recommandation (2), c'est-à-dire que (1) et (2) s'exprime à tour de rôle. Ceci en fait sa particularité. En effet, Labreuche et al. [2015] proposent une méthode où le système s'adapte en fonction des retours du décideur et passe d'un modèle de décision à l'autre en fonction des informations disponibles. Dans l'article seul un modèle nous intéresse, car c'est le seul qui est de MAVT. L'argumentation par contre est sommaire, elle fournit un listing des arguments en faveur d'une alternative par rapport à une autre.

L'approche est intéressante par rapport à son interaction avec le décideur et son protocole de dialogue, mais l'argumentation ainsi que la représentation des connaissances devra être modifiées si l'approche est retenue.

Belahcene et al

L'approche de Belahcene et al. [2017] fournit une explication dite complète, contrairement à d'autres approches qui ne fournissent que les points-clés décisifs, dans un contexte de décision multi-critères. Les informations initiales prennent une forme de comparaison par paire d'alternatives. La génération d'explications s'inspire d'une méthode «Even Swap», une procédure d'élection utilisant un modèle de valeur additif des valeurs des préférences du décideur et basée sur le *compromis* entre des paires de critères. La version des auteurs est une généralisation d'«Even Swap» appliqué sur l'échange des préférences dans le but de simplement montrer une comparaison d'alternatives. L'explication construit un graphe d'arguments positifs et négatifs entre deux alternatives, pour argumenter pourquoi l'une est préférée à l'autre. La visualisation se fait par un graphe biparti entre les deux types d'arguments.

La génération d'un graphe bipartite (argument et contre-argument), prenant en compte tous les critères incluant ceux non décisifs, rend l'approche pertinente. Cette approche se rapproche de celle de Carenini and Moore [2006] en matière de visualisation des graphes.

Après avoir considéré les approches listées ci-dessus, nous avons décidé de sélectionner les approches de Labreuche [2011] et de Nunes et al. [2014].

4 Les 2 Approches retenues

Dans cette section nous allons présenter les deux approches que nous allons utiliser pour notre débat. Dans un premier temps nous présenterons l'approche de Labreuche [2011] et dans un second temps celle de Nunes et al. [2014]. Nous verrons en détail la mécanique de ces deux approches.

4.1 Approche Labreuche

L'approche se veut de fournir une explication la plus courte possible de la décision $x \succ_w y$. Nous présenterons dans un premier temps le modèle utilisé, dans un deuxième temps, les différents arguments possibles dans les explications fournies et leurs générations et finalement l'étude expérimentale faite par Labreuche [2011].

Modèle

Suivant un ensemble d'alternatives X , d'un ensemble de critères N et d'un vecteur de poids w , Labreuche [2011] s'appuie sur l'importance des critères i et par extension leurs poids w_i dans la décision. Son approche s'applique sur 3 modèles, *EU* un modèle *AMCD*, *Pess* un modèle pour la décision dans l'incertain et finalement *Maj* un modèle dans le domaine du Choix Social ("*Social Choice*"). Nous aborderons uniquement le modèle *EU* pour des raisons évidentes.

Avant d'entrer dans les détails certaines notations de l'approche sont requises. La représentation des connaissances et des préférences suit ce qui a été défini en Section 2, à l'aide de la relation de préférence \succsim les trois types d'argument se définissent de la manière suivante :

$$S^+(x, y) = \{i \in N, x_i \succ_i y_i\}$$

$$S^-(x, y) = \{i \in N, x_i \prec_i y_i\}$$

$$S^=(x, y) = \{i \in N, x_i \sim_i y_i\}$$

Les arguments sont les critères qui mènent à la décision $\mathcal{D} = \{x, y, w \in X \times X \times \mathbb{R}^n : x \succ_w y\}$. Le but est donc de fournir une explication Ex comportant un ensemble d'arguments $\{S_1, \dots, S_p\}$, $p \in \mathbb{N}$, tel que chaque $S_i \neq \emptyset$ est un ensemble de critères inclus dans N et $S_i \cap S_j = \emptyset \forall i \neq j$ qu'on note de la manière suivante

$$Ex = \{\{S_1, \dots, S_p\} : p \in \mathbb{N}, \emptyset \neq S_i \subseteq N \text{ et } S_i \cap S_j = \emptyset \forall i \neq j\}.$$

Il définit aussi, $(w_C, w'_{N \setminus C})$: le vecteur de poids composé tel que $(w_C, w'_{N \setminus C})_i = w_i$ si $i \in C$ et w'_i sinon.

Arguments

La force d'un argument se mesure par le signe de $w_i - \frac{1}{n}$, c'est-à-dire si $w_i \gg \frac{1}{n}$ l'argument est fort, si $w_i \ll \frac{1}{n}$ l'argument est faible et si $w_i \approx \frac{1}{n}$ l'argument est moyen. On dénombre quatre types d'explication en fonction des quatre points d'ancrage $\psi \in \Psi$, défini par Labreuche [2011]

$$Ex(x, y, w) = \{(\psi, \mathcal{A}) : \psi \in \Psi \text{ et } \mathcal{A} \in Ex(x, y, v, \psi)\}$$

où $Ex(x, y, v, \psi) \subseteq Ex$.

Ancrage ψ_{ALL} : "all"

Lorsque l'alternative x est préférée à l'alternative y sur l'ensemble des critères.

$$\mathcal{D}(\psi_{ALL}) = \{(x, y, w) \in \mathcal{D} : S^+(x, y) = N\}$$

L'argument élémentaire est la grande coalition N , c'est-à-dire $Ex(x, y, w, \psi_{ALL}) = \{\{N\}\}$.

Ancrage ψ_{NOA} "not on average"

Au lieu de d'appliquer le vecteur w pour la décision $x \succ_w y$. On regarde si en utilisant le vecteur poids de référence w^{ref} , $\forall i \in N$ $w_i^{ref} = \frac{1}{n}$ avec $n = |N|$, la décision s'inverse ($y \succ_{w^{ref}} x$).

$$\mathcal{D}(\psi_{NOA}) = \{(x, y, w) \in \mathcal{D} : y \succ_{w^{ref}} x\}$$

Si c'est le cas alors les critères i tel que $\Delta_i > 0$ sont des critères importants et les critères restants sont moins importants. On note

$$\Delta \in \mathbb{R}^n : \Delta_i = x_i - y_i, \forall i \in N.$$

Cela signifie que l'alternative x à une partie qui compense son désavantage sur les autres critères, et que sur un ensemble d'une explication \mathcal{A} , x est strictement préférée à y avec le vecteur de poids $(w_{\overline{\mathcal{A}}}, w_{N \setminus \overline{\mathcal{A}}}^{ref})$, où les critères $N \setminus \overline{\mathcal{A}}$ sont non décisifs dans le sens où leurs poids w_i n'influencent pas la décision. A partir de ce qui précède si $y \succ_{w^{ref}} x$, alors

$$Ex(x, y, w, \psi_{NOA}) := \{\mathcal{A} \subseteq \langle N \rangle : x \succ_{(w_{\overline{\mathcal{A}}}, w_{N \setminus \overline{\mathcal{A}}}^{ref})} y\}$$

où $\langle N \rangle$ est la coalition composée des singletons de N , et sinon $Ex(x, y, w, \psi_{NOA}) := \emptyset$.

Ancrage ψ_{IVT} : "invert"

L'idée est de préciser que la décision ne serait pas la même si un échange des poids de w sur certains critères est effectué. Nous avons donc

$$\mathcal{D}(\psi_{IVT}) = \{(x, y, w) \in \mathcal{D} : \exists \pi \in \Pi(N) y \succeq_{\pi \circ w} x\}.$$

Cet ancrage a pour but de déterminer l'ensemble le plus petit possible de critères décisifs. L'approche se fait par une permutation π des poids de w . On note

$$\pi_C^Z : \{1, \dots, c\} \rightarrow C, \text{ avec } C \subseteq N, Z \in \mathbb{R}^N \text{ et } c = |C|, \text{ défini par } Z_{\pi_C^Z(1)} \leq \dots \leq Z_{\pi_C^Z(c)} \\ \text{s'appliquant aux vecteurs } \Delta, x, y \text{ et } w \text{ symbolisé par } \pi_C^\Delta, \pi_C^x, \pi_C^y \text{ et } \pi_C^w;$$

$\Pi(C)$: l'ensemble de toutes les permutations de la coalition $C \subseteq N$

Si l'application du vecteur $\pi \circ w$ à la place de w inverse la décision $x \succ y$ alors la permutation π s'applique sur le critère décisif.

$$Ex(x, y, w, \psi_{IVT}) := \{\mathcal{A} : \exists \pi \in \Pi(N) \text{ avec } x \succeq_{(\pi \circ w_{\overline{\mathcal{A}}}, w_{N \setminus \overline{\mathcal{A}}})} y \text{ et } \mathcal{A} \subseteq \mathcal{A}(\pi)\}$$

Ancrage ψ_{RMG} : "remaining"

On applique cet ancrage lorsque les trois ancrages précédents ne sont pas applicables. C'est-à-dire lorsque une alternative x ne domine pas sur l'ensemble des critères, que l'application du vecteur w^{ref} ou qu'aucune permutation dans le vecteur w ne permettent d'inverser la décision $x \succ y$.

$$\mathcal{D}(\psi_{RMG}) = \{(x, y, w) \in \mathcal{D} : S^+(x, y) \neq N, x \succ_w^{ref} y \text{ et } \forall \pi \in \Pi(N) x \succ_{\pi \circ w} y\}.$$

Les quatre points d'ancrage énoncés ci-avant sont appliqués par l'ordre suivant du moins au plus complexe :

$$\psi_{ALL} \triangleleft \psi_{NOA} \triangleleft \psi_{IVT} \triangleleft \psi_{RMG}$$

Génération des arguments

Nous allons voir maintenant comment chaque point d'ancrage détermine la plus petite explication possible au sens de \subseteq .

ψ_{ALL}

Lorsque $S^+(x, y) = N$ le fait que $x \succ_w y$ est trivial. La seule explication possible est l'ensemble des arguments N et donc $x \succ y$ peu importe le modèle de décision. On a donc $Ex(x, y, w, \psi_{ALL} = \{\{N\}\}$.

ψ_{NOA}

Soit $C \in Ex(x, y, w, \psi_{NOA})$ la coalition minimal de l'explication, on a $\forall c \in C \ w_c \neq \frac{1}{n}$ et $C \subseteq S^+(x, y) \cup S^-(x, y)$. Soit $\pi \in \Pi(N)$ tel que

$$(w_{\pi(1)} - \frac{1}{n})\Delta_{\pi(1)} \leq \dots \leq (w_{\pi(n)} - \frac{1}{n})\Delta_{\pi(n)}.$$

En déterminant l'entier p le plus grand dans $\{1, \dots, n\}$ tel que $C = \{\pi(p), \dots, \pi(n)\} \in Ex(x, y, w, \psi_{NOA})$, C est minimal.

L'argumentation se fait en deux temps, d'abord fournir $C \cap S^+(x, y)$ qui sont les critères i tel que $w_i > \frac{1}{n}$ donc important, où x domine y sur ces critères et ensuite $C \cap S^-(x, y)$ qui sont les critères j où $w_j < \frac{1}{n}$ donc moins important, où y domine x sur ces critères.

ψ_{IVT}

On a :

$$D_C := \sum_{i \in C} w_i \Delta_i - \min_{\pi \in \Pi(C)} \sum_{i \in C} w_{\pi(i)} \Delta_i$$

$$V_w(x, y) = v_w(x) - v_w(y)$$

La détermination de la coalition \mathcal{A} minimal appartenant à $Ex(x, y, w, \psi_{IVT})$ est déterminé par l'algorithme branch-and-bound **Algo-EU** présenté ci-après. L'ensemble \mathcal{B} dans l'algorithme représente la meilleur coalition minimale.

Algorithm 1 Algo-EU

```

1: procedure ALGO( $\mathcal{A}, \mathcal{B}, k$ )
2:   for  $i = k+1, \dots, p$  do
3:     if  $T_i \cap \overline{\mathcal{A}} = \emptyset$  then
4:       if  $\sum_{C \in \mathcal{A}} D_C + D_{T_i} \geq V_w(x, y)$  then
5:          $\mathcal{F} \leftarrow \mathcal{A} \cup \{\{T_i\}\}$ 
6:       else //branch
7:          $\mathcal{F} \leftarrow \text{Algo}(\mathcal{A} \cup \{\{T_i\}\}, \mathcal{B}, i)$ 
8:         //Mise à jour meilleur ensemble d'explication
9:         if  $\mathcal{F} \neq \emptyset$  and [ $\mathcal{B} = \emptyset$  or  $\mathcal{F} \sqsubset_{discr} \mathcal{B}$ ] then
10:           $\mathcal{B} \leftarrow \mathcal{F}$ 
11:       //Bound
12:       if  $\mathcal{B} = \emptyset$  and  $\mathcal{A} \cup \{\{T_i\}\} \sqsubset_{discr} \mathcal{B}$  then
13:         return  $\mathcal{B}$ 
14:   return  $\emptyset$ 

```

Où $T_i \in \mathcal{C} = \{C \subseteq N : D_C > 0 \text{ et } \mathcal{A}(\pi_C) = \{C\}\}$ où les élément de \mathcal{C} sont ordonné comme suit :

$$\mathcal{C} = \{T_1, \dots, T_p\}$$

avec $p = |\mathcal{C}|$, $T_1 \trianglelefteq_{lexi} \dots \trianglelefteq_{lexi} T_p$, tel que \trianglelefteq_{lexi} est défini par $A \trianglelefteq_{lexi} B \iff |A| < |B|$ ou $[|A| = |B| \text{ et } D_A \geq D_B]$

Lorsque \mathcal{A} est déterminé, on note, avec $C \in \mathcal{A}$:

$$R_C := \{(i, j) \in C^2 : \Delta_i < \Delta_j \text{ et } w_i < w_j\}$$

Et on défini $R^* = \cup_{C \in \mathcal{A}} R_C^*$, et chaque paire $(i, j) \in R^*$ est classé dans une des cinq catégories suivante : K_{PS} (positive and strong), K_{PRS} (positive and relatively strong), K_{NW} (negative and weak), K_{NRW} (negative and relatively weak) et K_{PN} (positive and negative argument). Pour chaque pair $(i, j) \in R^*$ on a trois cas :

$j \in S^+(x, y)$, $i \in S^-(x, y)$ et $v_j > v_i$:

Si $v_j \geq \frac{1}{n}$ et $v_i \leq \frac{1}{n}$ alors j est ajouté à K_{PS} et i est ajouté à K_{NW} .

Si $v_j \gg v_i$ alors (i, j) est ajouté à K_{PN} .

Si $v_j \geq \frac{1}{n}$ alors j est ajouté à K_{PS}

Si $v_i \leq \frac{1}{n}$ alors i est ajouté à K_{NW}

$i, j \in S^+(x, y)$, $\Delta_j > \Delta_i$ et $v_j > v_i$:

Si $v_j \geq \frac{1}{n}$ alors j est ajouté à K_{PS} , sinon j est ajouté à K_{PRS}

$i, j \in S^-(x, y)$, $\Delta_j > \Delta_i$ et $v_j > v_i$:

Si $v_j \leq \frac{1}{n}$ alors i est ajouté à K_{NW} , sinon i est ajouté à K_{NRW}

Les arguments fournis dans $Ex(x, y, w, \psi_{IVT})$ sont contenu dans $K = \langle K_{PS}, K_{PRS}, K_{NW}, K_{NRW}, K_{PN} \rangle$.

ψ_{RMG}

En fonction de $\mathcal{W} := \max_{i \in N} |w_i - \frac{1}{n}|$ nous avons deux cas.

- Si $\mathcal{W} \leq \epsilon_w$, alors les poids de w ont quasiment la même valeur et sont donc neutre, on a donc $x \succ_w y$ qui suit $x \succ_w^{ref} y$. Nous avons x préféré à y car x est en moyenne meilleur sur l'ensemble des critères. Et donc $Ex(x, y, w, \psi_{RMG}) = \{\{N\}\}$
- Si $\mathcal{W} > \epsilon_w$, alors les poids de w sont significativement différents. Les poids les plus importants sont assignés sur les arguments S^+ et les contre-arguments S^- de manière aléatoire sans modifier l'ordre de préférence $x \succ_w y$. On peut dire que les valeurs de Δ de $S^+(x, y)$ sont plus grand que les valeurs de Δ de $S^-(x, y)$ et donc que les performances de x par rapport à y sur $S^+(x, y)$ sont supérieures et qu'elles compensent les performances de x sur $S^-(x, y)$. On a donc $Ex = (x, y, w, \psi_{RMG}) = \{\{S^+(x, y)\}, \{S^-(x, y)\}\}$.

Résultats expérimentaux

Des résultats expérimentaux sont fournis dans l'article de Labreuche [2011] à propos du modèle *EU* et l'élaboration des explications les plus courtes. L'expérience se fait sur une taille de N compris entre 4 et 20, qui est la l'intervalle regroupant la majorité des pratiques dans AMCD.

D'après la FIGURE 6, on remarque que pour des valeurs de n petite ce sont principalement ψ_{IVT} et ψ_{RMG} qui sont appliqués. La probabilité de l'application de ψ_{ALL} décroît fortement en fonction de n . Pour les plus grandes valeurs de n ψ_{IVT} est appliqué majoritairement.

Seul le temps d'exécution pour ψ_{IVT} est fourni, FIGURE 7, car ψ_{ALL} , ψ_{NOA} et ψ_{RMG} n'ont au maximum qu'un vecteur de n composant à trier (ψ_{NOA}). Alors que ψ_{IVT} à besoin de l'algorithme *Algo-EU* qui cherche dans un arbre assez large pour déterminer l'explication minimale. D'après la FIGURE 8, on remarque que l'algorithme **Algo-EU** termine une fois sur deux à la première itération. Ce qui arrive d'après Labreuche [2011] lorsque T_1 est le plus petit élément de C . Le

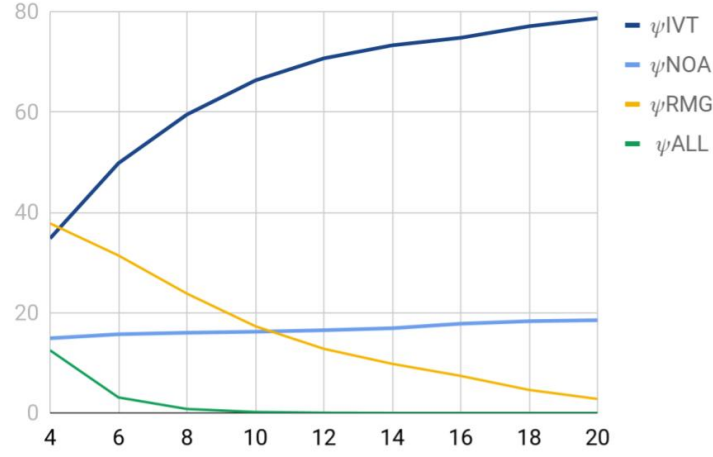


FIGURE 6: Pourcentage d'utilisation de chaque ancrage

classement de C en fonction de \triangleleft_{lexi} est efficace. D'un autre côté le pourcentage d'exploration de l'arbre décroît fortement en fonction de n .

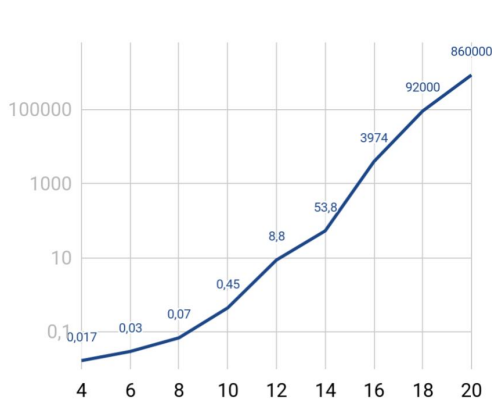


FIGURE 7: Temps de calcul moyen (en ms) en fonction du nombre de critère.

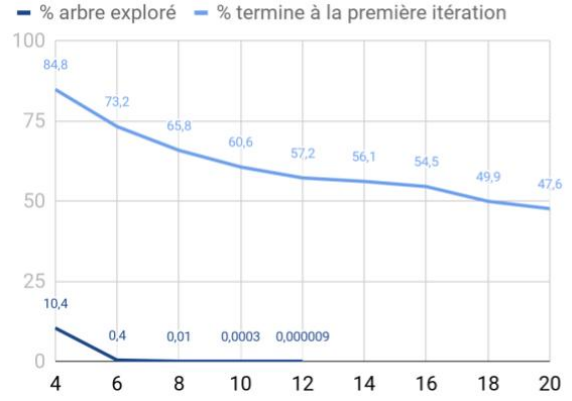


FIGURE 8: Pourcentage d'exploration de l'arbre et de l'arrêt à la première itération de **Algo-EU**

4.1.1 Développement

Le développement de l'approche de Labreuche [2011] s'appuie sur les travaux de *Elie Abi Hanna Daher*, nous utilisons actuellement sa représentation des alternatives et des critères.

Une alternative x possède les variables

id	l'identifiant de x , sous la forme d'un entier naturel.
name	le nom de x sous la forme d'une chaîne de caractère.
evaluations	les performances de x sous la forme d'une table associant pour chaque critère une valeur.

Un critère i possède les variables

id	l'identifiant de i , sous la forme d'un entier naturel.
name	le nom de i sous la forme d'une chaîne de caractère.
scale	l'échelle des performances possibles des alternative sur le critère i . Variable actuellement elle est initialisé avec une liste vide car non exploitée.

De notre coté pour le développement de l'approche nous avons créer des variables globales supplémentaires.

Nom	Type (code)	
criteria	List<Criterion>	L'ensemble des critères.
alternatives	List<Alternative>	L'ensemble des alternatives.
weights	Map<Criterion,Double>	Le vecteur de poids w .
weightsReference	Map<Criterion,Double>	Le vecteur de poids de référence w^{ref} .
deltas	Map<Criterion,Double>	Le vecteur Δ , cf description ancrage ψ_{NOA} .
scoreboard	MAp<Double,Alternative>	Le tableau de classement des alternatives en fonction de leur score attribué par la fonction de décision $v(x)$.
positiveArguments	List<Criterion>	l'ensemble S^+ .
negativeArguments	List<Criterion>	l'ensemble S^- .
nullArguments	List<Criterion>	l'ensemble $S^=$.
epsilon	Double	le seuil ϵ_w fixé.

Le développement des ancrage ont été fait de la manière suivante, on suppose que nous avons nos deux alternatives x et y déterminé au préalable par le début du modèle à savoir les deux meilleurs dans *scoreboard*.

ψ_{ALL}

Une simple vérification du signe des Δ_i permet de vérifier si cet ancrage est applicable. Si $\forall i \Delta_i > 0$ alors x domine y sur tout les critères.

```

Criteria    <-   Weight :

c1  <-   w_1 = 0.41
c2  <-   w_2 = 0.06
c3  <-   w_3 = 0.24
c4  <-   w_4 = 0.29

Alternatives :
  HIXE : ( 0.42  0.57  0.66  0.66 )
  IGREK : ( 1.0  1.0  1.0  1.0 )

Top of alternatives :
IGREK : 1.0
HIXE : 0.5355

Explanation why IGREK is better than HIXE :
IGREK is preferred to HIXE since IGREK is better then HIXE on ALL criteria.

Problem solved in : 1 milliseconds

```

FIGURE 9: Exemple de ψ_{ALL}

ψ_{NOA}

On vérifie dans un premier temps si la fonction $v(x)$ en appliquant *weightReference* comme poids inverse la décision entre x et y .

Si c'est le cas, on détermine pour chaque critère i , $(w_i - \frac{1}{n}) \times \Delta_i$ qu'on stock comme clé dans une table et la valeurs associé est le critère i . Ensuite nous trions l'ensemble de clé et nous le parcourons de la plus grand à la plus petite valeurs pour déterminer p précisé dans la génération de cette ancrage précédemment. Avec l'ensemble obtenu qu'on note C , on détermine les arguments positifs et négatifs par simple intersection entre C et S^+ d'un coté et C et S^- de l'autre. Les critères dans ces intersections sont les arguments dans l'explication.

```
Criteria    <-   Weight :

c1 <-  w_1 = 0.41
c2 <-  w_2 = 0.06
c3 <-  w_3 = 0.24
c4 <-  w_4 = 0.29

Alternatives :
  HIXE : ( 0.42  0.57  0.66  0.66 )
  IGREK : ( 0.54  0.76  0.89  0.04 )

Top of alternatives :
  IGREK : 0.6577999999999999
  HIXE : 0.5355

Explanation why IGREK is better than HIXE :

Even though HIXE is better than IGREK on average, IGREK is preferred to HIXE since
IGREK is better than HIXE on the criteria {  } that are important whereas
IGREK is worse than HIXE on the criteria { c2 } that are not important.
Moreover, IGREK is on average better than HIXE on the other criteria.

Problem solved in : 0 milliseconds
```

FIGURE 10: Résultat similaire à l'exemple 5

```
Criteria    <-   Weight :

c1 <-  w_1 = 0.18
c2 <-  w_2 = 0.11
c3 <-  w_3 = 0.12
c4 <-  w_4 = 0.24
c5 <-  w_5 = 0.35

Alternatives :
  HIXE : ( 0.95  0.39  0.27  0.64  0.67 )
  IGREK : ( 0.3  0.49  0.94  0.41  0.37 )

Top of alternatives :
  IGREK : 0.5409999999999999
  HIXE : 0.5227999999999999

Explanation why IGREK is better than HIXE :

Even though HIXE is better than IGREK on average, IGREK is preferred to HIXE since
IGREK is better than HIXE on the criteria { c4, c5 } that are important whereas
IGREK is worse than HIXE on the criteria { c2, c3 } that are not important.

Problem solved in : 1 milliseconds
```

FIGURE 11: Résultat similaire à l'exemple 6

```

Criteria    <-   Weight :

c1 <- w_1 = 0.06
c2 <- w_2 = 0.11
c3 <- w_3 = 0.19
c4 <- w_4 = 0.11
c5 <- w_5 = 0.31
c6 <- w_6 = 0.08
c7 <- w_7 = 0.14

Alternatives :
  HIKE : ( 0.5  0.87  0.95  0.95  0.03  0.06  0.2 )
  IGREK : ( 0.99  0.62  0.51  0.52  0.31  0.35  0.57 )

Top of alternatives :
  HIKE : 0.5655
  IGREK : 0.5235

Explanation why HIKE is better than IGREK :

Even though IGREK is better than HIKE on average, HIKE is preferred to IGREK since
HIKE is better than IGREK on the criteria { c5 } that are important whereas
HIKE is worse than IGREK on the criteria { c1 } that are not important.

Problem solved in : 1 milliseconds

```

FIGURE 12: Résultat similaire à l'exemple 13

```

Criteria    <-   Weight :

c1 <- w_1 = 0.14
c2 <- w_2 = 0.05
c3 <- w_3 = 0.17
c4 <- w_4 = 0.23
c5 <- w_5 = 0.17
c6 <- w_6 = 0.11
c7 <- w_7 = 0.13

Alternatives :
  HIKE : ( 0.5  0.87  0.95  0.95  0.03  0.06  0.2 )
  IGREK : ( 0.99  0.62  0.51  0.52  0.31  0.35  0.57 )

Top of alternatives :
  HIKE : 0.5900000000000001
  IGREK : 0.5618000000000001

Explanation why HIKE is better than IGREK :

Even though IGREK is better than HIKE on average, HIKE is preferred to IGREK since
HIKE is better than IGREK on the criteria { c4 } that are important whereas
HIKE is worse than IGREK on the criteria { c2 } that are not important.

Problem solved in : 1 milliseconds

```

FIGURE 13: Résultat similaire à l'exemple 14

ψ_{ALL}

On détermine tous les sous ensembles possible de taille supérieur à 2 dans l'ensemble N à l'aide de la fonction $allSubset(<Un\ ensemble\ C>)$ pour chaque sous-ensemble c on vérifie deux conditions : d'abord que la fonction $d_e u(c)$ renvoie un double supérieur à zéro, ensuite on détermine toute les permutations possible dans c à l'aide de la fonction $allPi(c)$ et on vérifie qu'il existe une permutation π qui donne le score minimal à $\sum_{i \in c} w_{\pi(i)} \Delta_i$ tel que $\pi = c$ alors on ajoute cet ensemble c dans une liste qui comporte tout les T_i . Cette liste est trié lexicographiquement par la fonction $sortLexi(<Une\ liste\ L>)$ et à l'aide de cette liste nous appliquons *Algo-Eu* défini par Labreuche [2011]. Ensuite on construit K à l'aide du \mathcal{B} retourné par *Algo-Eu* et l'argumentation

est fourni.

Pas encore les résultats cohérent avec les exemples 15 et 16.

ψ_{RMG}

On détermine d'abord \mathcal{W} et on vérifie s'il est plus petit que ϵ_w en fonction du résultat de ce test on applique la l'explication adéquate.

```
Criteria    <-   Weight :

c1 <-  w_1 = 0.16
c2 <-  w_2 = 0.14
c3 <-  w_3 = 0.15
c4 <-  w_4 = 0.1
c5 <-  w_5 = 0.16
c6 <-  w_6 = 0.15
c7 <-  w_7 = 0.14

Alternatives :
  HIXE : ( 0.5  0.87  0.95  0.95  0.03  0.06  0.2 )
  IGREK : ( 0.99  0.62  0.51  0.52  0.31  0.35  0.57 )

Top of alternatives :
  IGREK : 0.5623999999999999
  HIXE : 0.49010000000000001

Explanation why IGREK is better than HIXE :

IGREK is preferred to HIXE since the intensity of the preference IGREK over IGREK on
{ c1, c3, c2, c6 } is significantly larger than the intensity of HIXE over IGREK on
{ c5, c4, c7 }, and all the criteria have more or less the same weights.

Problem solved in : 0 milliseconds
```

FIGURE 14: Résultat similaire à l'exemple 17

4.2 Approche Nunes

5 Travaux à venir

Dans un premier temps nous allons implémenter les deux approches retenues et les tester pour obtenir des résultats cohérents avec leur article respectif. Ensuite la prochaine étape est d'adapter indépendamment chacune de ces approches à l'article de [Cailloux and Meinard \[2018\]](#) dans le but de générer des arguments et contre arguments et dans le même temps établir le langage commun entre les deux approches et le décideur. Parallèlement nous réfléchissons à l'établissement d'un protocole de dialogue lors de la résolution du problème de décision. La finalité est de faire la convergence des deux approches dans un système unique, de tester sa robustesse, et en fonction du temps faire une étude utilisateur du résultat final.

Calendrier prévisionnel

Juin

- Implémentation et tests de l'approche Labreuche (2semaines)
- Implémentation et tests de l'approche Nunes (2semaines)

Juillet

- établir le langage commun entre les deux approches et le décideur (1/2 semaine)

```

Criteria    <-    Weight :

c1 <- w_1 = 0.12
c2 <- w_2 = 0.16
c3 <- w_3 = 0.15
c4 <- w_4 = 0.16
c5 <- w_5 = 0.15
c6 <- w_6 = 0.14
c7 <- w_7 = 0.12

Alternatives :
  HIxE : ( 0.5  0.87  0.95  0.95  0.03  0.06  0.2 )
  IGREK : ( 0.99  0.62  0.51  0.52  0.31  0.35  0.57 )

Top of alternatives :
  IGREK : 0.5381
  HIxE : 0.498600000000000004

Explanation why IGREK is better than HIxE :

IGREK is preferred to HIxE since IGREK is on average better than HIxE
and all the criteria have almost the same weights.

Problem solved in : 1 milliseconds

```

FIGURE 15: Résultat similaire à l'exemple 18

- établir un protocole de dialogue lors de la résolution du problème de décision (1/2 semaine)
- adapter indépendamment les deux approches pour le débat dans le but de générer des arguments et contre arguments (1 semaines)
- Convergence des deux approches dans un système unique(2 semaines)

Août

- Convergence des deux approches dans un système unique (suite) (1semaine),
- Tester de robustesse (1semaine)
- Étude utilisateur (2semaine)

1er septembre - 15 septembre

- Fin de rapport (1 semaine)
- Slides de présentation et entraînement (1 semaine)

Références

- M. Balabanović and Y. Shoham. Fab : Content-based, collaborative recommendation. *Commun. ACM*, 40(3) :66–72, Mar. 1997. ISSN 0001-0782. doi : 10.1145/245108.245124. URL <http://doi.acm.org/10.1145/245108.245124>.
- K. Belahcene, C. Labreuche, N. Maudet, V. Mousseau, and W. Ouerdane. Explaining robust additive utility models by sequences of preference swaps. *Theory and Decision*, 82(2) :151–183, Feb 2017. ISSN 1573-7187. doi : 10.1007/s11238-016-9560-1. URL <https://doi.org/10.1007/s11238-016-9560-1>.
- C. Bielza, G. M, R.-I. S, and F. d. P. J, A. Structural, elicitation and computational issues faced when solving complex decision making problems with influence diagrams. *Computers & Operations Research*, 27(7) :725 – 740, 2000. ISSN 0305-0548. doi : [https://doi.org/10.1016/S0305-0548\(00\)00071-1](https://doi.org/10.1016/S0305-0548(00)00071-1).

- [//doi.org/10.1016/S0305-0548\(99\)00113-6](https://doi.org/10.1016/S0305-0548(99)00113-6). URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0305054899001136>.
- M. Bohanec, B. Zupan, and V. Rajkovič. Applications of qualitative multi-attribute decision models in health care. *International Journal of Medical Informatics*, 58-59 :191 – 205, 2000. ISSN 1386-5056. doi : [https://doi.org/10.1016/S1386-5056\(00\)00087-3](https://doi.org/10.1016/S1386-5056(00)00087-3). URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1386505600000873>.
- O. Cailloux and Y. Meinard. A formal framework for deliberated judgment. *CoRR*, abs/1801.05644, 2018. URL <http://arxiv.org/abs/1801.05644>.
- G. Carenini and J. D. Moore. Generating and evaluating evaluative arguments. *Artificial Intelligence*, 170(11) :925 – 952, 2006. ISSN 0004-3702. doi : <https://doi.org/10.1016/j.artint.2006.05.003>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S000437020600066X>.
- L. Chen and F. Wang. Sentiment-enhanced explanation of product recommendations. In *Proceedings of the 23rd International Conference on World Wide Web, WWW '14 Companion*, pages 239–240, New York, NY, USA, 2014. ACM. ISBN 978-1-4503-2745-9. doi : [10.1145/2567948.2577276](https://doi.org/10.1145/2567948.2577276). URL <http://doi.acm.org/10.1145/2567948.2577276>.
- P. Delle Site and F. Filippi. Weighting methods in multi-attribute assessment of transport projects. *European Transport Research Review*, 1(4) :199–206, Dec 2009. ISSN 1866-8887. doi : [10.1007/s12544-009-0018-1](https://doi.org/10.1007/s12544-009-0018-1). URL <https://doi.org/10.1007/s12544-009-0018-1>.
- P. M. Dung. On the acceptability of arguments and its fundamental role in nonmonotonic reasoning, logic programming and n-person games. *Artificial Intelligence*, 77(2) :321 – 357, 1995. ISSN 0004-3702. doi : [https://doi.org/10.1016/0004-3702\(94\)00041-X](https://doi.org/10.1016/0004-3702(94)00041-X). URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/000437029400041X>.
- J. Geldermann. Explanation systems. 5 :241–259, 08 2010. doi : [10.1007/978-90-481-9045-4_14](https://doi.org/10.1007/978-90-481-9045-4_14).
- M. A. Grando, L. Moss, D. Glasspool, D. Sleeman, M. Sim, C. Gilhooly, and J. Kinsella. Argumentation-logic for explaining anomalous patient responses to treatments. In M. Peleg, N. Lavrač, and C. Combi, editors, *Artificial Intelligence in Medicine*, pages 35–44, Berlin, Heidelberg, 2011. Springer Berlin Heidelberg. ISBN 978-3-642-22218-4.
- M. Kadziński, M. Ghaderi, J. Wąsikowski, and N. Agell. Expressiveness and robustness measures for the evaluation of an additive value function in multiple criteria preference disaggregation methods : An experimental analysis. *Computers & Operations Research*, 87 : 146 – 164, 2017. ISSN 0305-0548. doi : <https://doi.org/10.1016/j.cor.2017.05.011>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0305054817301235>.
- R. Keeney and H. Raiffa. *Decisions with Multiple Objectives : Preferences and Value Tradeoffs*. Cambridge University Press, 1993.
- D. A. Klein and E. H. Shortliffe. A framework for explaining decision-theoretic advice. *Artificial Intelligence*, 67(2) :201 – 243, 1994. ISSN 0004-3702. doi : [https://doi.org/10.1016/0004-3702\(94\)90053-1](https://doi.org/10.1016/0004-3702(94)90053-1). URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0004370294900531>.
- C. Labreuche. A general framework for explaining the results of a multi-attribute preference model. *Artificial Intelligence*, 175(7) :1410 – 1448, 2011. ISSN 0004-3702. doi : <https://doi.org/10.1016/j.artint.2010.11.008>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0004370210001979>. Representing, Processing, and Learning Preferences : Theoretical and Practical Challenges.

- C. Labreuche, N. Maudet, W. Ouerdane, and S. Parsons. A dialogue game for recommendation with adaptive preference models. pages 959–967, 2015. URL <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=2772879.2773275>.
- D. Mcsherry. Explanation in recommender systems. *Artificial Intelligence Review*, 24(2) :179–197, Oct 2005. ISSN 1573-7462. doi : 10.1007/s10462-005-4612-x. URL <https://doi.org/10.1007/s10462-005-4612-x>.
- T. Narayanan and D. L. McGuinness. Towards leveraging inference web to support intuitive explanations in recommender systems for automated career counseling. In *First International Conference on Advances in Computer-Human Interaction, ACHI 2008, February 10-15, 2008, Sainte Luce, Martinique, France*, pages 164–169, 2008. doi : 10.1109/ACHI.2008.36. URL <https://doi.org/10.1109/ACHI.2008.36>.
- I. Nunes and D. Jannach. A systematic review and taxonomy of explanations in decision support and recommender systems. *User-Modeling and User-Adapted Interaction*, 27(3–5) :393–444, 2017.
- I. Nunes, S. Miles, M. Luck, S. Barbosa, and C. Lucena. Pattern-based explanation for automated decisions. *Artificial Intelligence*, 170(11) :669 – 674, 2014. ISSN 0004-3702. doi : <https://doi.org/10.1016/j.artint.2006.05.003>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S000437020600066X>.
- K. Papamichail and S. French. Explaining and justifying the advice of a decision support system : a natural language generation approach. *Expert Systems with Applications*, 24(1) :35 – 48, 2003. ISSN 0957-4174. doi : [https://doi.org/10.1016/S0957-4174\(02\)00081-7](https://doi.org/10.1016/S0957-4174(02)00081-7). URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417402000817>.
- P. Pu and L. Chen. Trust-inspiring explanation interfaces for recommender systems. *Knowledge-Based Systems*, 20(6) :542 – 556, 2007. ISSN 0950-7051. doi : <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2007.04.004>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0950705107000445>. Special Issue On Intelligent User Interfaces.
- C. K. Riesbeck and R. C. Schank. *Inside Case-Based Reasoning*. L. Erlbaum Associates Inc., Hillsdale, NJ, USA, 1989. ISBN 0898597676.
- T. L. Saaty. Decision making with the analytic hierarchy process. *International Journal of Services Sciences*, 1(1) :83–98, 2008. doi : 10.1504/IJSSci.2008.01759. URL <https://www.inderscienceonline.com/doi/abs/10.1504/IJSSci.2008.01759>.
- N. Tintarev and J. Masthoff. A survey of explanations in recommender systems. In *Proceedings of the 2007 IEEE 23rd International Conference on Data Engineering Workshop, ICDEW '07*, pages 801–810, Washington, DC, USA, 2007. IEEE Computer Society. ISBN 978-1-4244-0831-3. doi : 10.1109/ICDEW.2007.4401070. URL <http://dx.doi.org/10.1109/ICDEW.2007.4401070>.
- S. E. Toulmin. *The uses of argument*. Cambridge University Press, 2003.
- E. Triantaphyllou. *Multi-Criteria Decision Making Methods*, pages 5–21. Springer US, Boston, MA, 2000. ISBN 978-1-4757-3157-6. doi : 10.1007/978-1-4757-3157-6_2. URL https://doi.org/10.1007/978-1-4757-3157-6_2.
- M. R. Wick and J. R. Slagle. An explanation facility for today’s expert systems. *IEEE Expert : Intelligent Systems and Their Applications*, 4(1) :26–36, Mar. 1989. ISSN 0885-9000. doi : 10.1109/64.21897. URL <https://doi.org/10.1109/64.21897>.

I. Yevseyeva, C. Morisset, and A. van Moorsel. Modeling and analysis of influence power for information security decisions. *Performance Evaluation*, 98 :36 – 51, 2016. ISSN 0166-5316. doi : <https://doi.org/10.1016/j.peva.2016.01.003>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0166531616000043>.

L. A. Zadeh. Fuzzy sets. *Information and Control*, 8 :338–353, 1965.