

Des interactions stratégiques argumentatives pour l'aide à la décision multicritère

S. BOUZAYANE^{1,2}

I. SAAD^{2,3}

¹ Laboratoire MIRACL, Institut Supérieur d'Informatique et de Multimédia- Sfax

² Laboratoire MIS, Université de Picardie Jules Verne- Amiens

³ France Business School- Amiens

Laboratoire MIS, 33 rue Saint Leu - 80039 Amiens Cedex 1 - France
bouzaiensarra@yahoo.fr

Résumé

Dans ce papier, nous proposons une approche argumentative visant à automatiser la résolution des conflits entre les décideurs qui ont des préférences contradictoires lors d'une classification multicritère collaborative pour le repérage des connaissances cruciales qui devraient faire l'objet d'une opération de capitalisation dans une entreprise. Cette approche repose sur la méthode DRSA (Dominance-based Rough Set Approach) et la théorie d'argumentation pour définir des interactions stratégiques basées sur un protocole de communication et des stratégies permettant aux décideurs d'échanger et d'évaluer des arguments et contre-arguments afin de réaliser un impact mutuel considérable sur leurs préférences et de parvenir, ainsi, à un accord. Notre étude expérimentale a prouvé la réussite de cette approche à résoudre jusqu'à 81% des conflits pour finir par l'unanimité souhaitée. En cas d'échec, elle améliore la qualité de classifications effectuées par ces décideurs d'un taux d'amélioration de 0.62 pour un décideur récepteur et de 0.15 pour un initiateur.

Mots Clef

Classification multicritère, connaissance cruciale, argumentation, processus d'évaluation, DRSA, décision collaborative, interaction stratégique, automatisation du raisonnement.

Abstract

In this paper, we propose an argumentative approach aiming at automating conflicts resolution between decision makers which have contradictory preferences while exploiting their multiple points of view to identify "crucial knowledge" that needs to be capitalized in a company. This approach relies on Dominance-based Rough Set Approach (DRSA) and Argumentation theory to define strategic interactions based on a communication protocol and strategies allowing decision makers to exchange and evaluate arguments and counter-arguments in order to realize a considerable mutual impact on their different preferences and

to come, thus, to an agreement. Experiments proved that our approach can solve until 81% of the detected conflicts. In case of failure, it improves the quality of classifications made by decision makers with an improvement rate of 0.62 for a receiving decision maker and 0.15 for an initiator.

Keywords

Multicriteria classification, crucial knowledge, argumentation, evaluation process, DRSA, collaborative decision, strategic interaction, automated reasoning.

1 Introduction

La théorie de l'argumentation est définie comme l'étude des techniques discursives permettant de provoquer ou d'accroître l'adhésion des esprits aux thèses que l'on présente à leur assentiment [7]. Dans ce papier, nous utilisons les techniques d'argumentation pour définir un processus d'aide à la décision multicritère collaborative dirigé par un groupe de décideurs qui communiquent dans un contexte d'identification des connaissances cruciales dans une entreprise. Ce processus constitue l'une des étapes essentielles dans le domaine de gestion des connaissances qui traite les opérations de l'acquisition, la préservation et le transfert de connaissances. Cependant, des telles opérations peuvent coûter cher à la société et nécessitent beaucoup d'investissement dans la mesure où il faut mobiliser plusieurs décideurs de divers secteurs, et ce afin d'acquérir toutes les connaissances nécessaires, les préserver, les valoriser, les rendre accessibles, et les actualiser. Ainsi, afin de réduire leur coût, ne capitaliser que sur les connaissances cruciales s'avère une solution intéressante. Nous devons, en effet, nous focaliser uniquement sur ce que nous appelons "connaissances cruciales", *i.e* leur contribution pour atteindre les objectifs du projet est très importante, le risque de leur perte et le coût de leur (re) création sont considérés importants et la durée de leur utilisation est longue. Toutefois, en exécutant le processus de classification des connaissances comme étant cruciales ou non, les décideurs intervenants peuvent avoir des préférences diffé-

rentes qui finissent par des conflits. Certes, dans les entreprises multinationales étendues, les conversations directes entre les décideurs sont difficiles à appliquer surtout quand les contraintes de temps et de distance géographique sont ajoutées à une masse grandissante de connaissances et à un grand nombre de décideurs. Notre objectif est, ainsi, d'automatiser le processus de résolution des conflits pour favoriser une décision de groupe. Dans ce papier, nous proposons une approche argumentative multicritère basée sur la méthode DRSA pour la classification collaborative des connaissances. L'approche se caractérise par des interactions stratégiques basées sur un protocole de communication et des stratégies permettant au décideur de sélectionner les arguments ayant le pouvoir d'influencer les préférences du décideur en conflit. De même, nous définissons un processus d'évaluation fondé sur les expertises des décideurs qui permet d'évaluer, auparavant, les arguments pour étudier leurs décisions et satisfaire leurs préférences. Le document est structuré comme suit : la section 2 définit les préliminaires. La section 3 donne un aperçu sur les travaux connexes. La section 4 détaille l'approche argumentative. Dans la section 5 une étude expérimentale sera présentée et la section 6 résume notre contribution.

2 Préliminaires

2.1 DRSA

La méthode DRSA (Dominance-based Rough Set Approach), développée par [10], est dédiée au problème de tri en aide multicritère à la décision et basée sur la théorie des ensembles approximatifs [13]. Elle permet de comparer des actions à travers une relation de dominance, prenant compte des préférences d'un décideur, afin d'inférer les règles de décision. Dans la méthode DRSA, un tableau de données est un 4-uplet $S = \langle K, F, V, f \rangle$ où :

- K est un ensemble fini des actions de référence ;
- F est un ensemble fini des critères ;
- $V = \cup_{g \in F} V_g$ désigne l'ensemble des valeurs possibles des critères ;
- f dénote la fonction d'information $f : K \times F \rightarrow V$ telle que : $f(x, y) \in V_g, \forall x \in K, \forall y \in F$;

Chaque action $x \in K$ est classée dans une classe de décision unique notée, $Cl_{t \in T = \{1..n\}}$. Les classes de décision sont ordonnées, ie $\forall (r, s) \in T \times T$, tel que $r > s$, les actions de la classe Cl_r sont préférées à celles contenues dans Cl_s . L'ensemble de toutes les classes de décision est noté Cl . Dans ce travail nous considérons uniquement deux classes de décision : la classe Cl_1 des connaissances non cruciales et la classe Cl_2 celle des connaissances cruciales. Pour chacun des décideurs nous définissons : une borne, un noyau, une qualité d'approximation et un ensemble de règles de décision caractérisées, chacune, par une force.

Définition 1 (Borne) : La borne est l'ensemble des actions classées, par un décideur donné, d'une manière *incertaine* dans une classe donnée.

Définition 2 (Noyau) : Le noyau (Core) d'un décideur est l'intersection des ensembles de critères les plus importants

sur lesquels ce décideur s'est basé pour effectuer ses approximations des attributions.

Définition 3 (Qualité d'approximation) : La qualité d'approximation d'un décideur est déduite de la qualité de ses attributions effectuées. Elle représente le nombre des actions classées avec certitude dans une classe donnée par rapport au nombre total des actions contenus dans K .

Définition 4 (Règles de décision) : Elles sont générées à partir de l'ensemble des actions qui ont été classées d'une manière *certaine* dans une classe de décision donnée. Elles sont représentées sous la forme suivante :

$$\text{Si } f(x, g_1) \geq r_1 \wedge \dots \wedge f(x, g_n) \geq r_n \text{ alors } x \in Cl_t^{\geq} \text{ tel que } (r_1, \dots, r_n) \in (V_{g_1} \times \dots \times V_{g_n}).$$

Définition 5 (Force) : La force d'une règle de décision est le ratio de l'ensemble des connaissances qui supportent la règle, ie celles qui satisfont sa prémisse, par rapport au nombre des connaissances qui ont été classées d'une manière certaine dans une classe donnée.

2.2 Argumentation

Dans la littérature, plusieurs typologies d'arguments ont été proposées dont nous en distinguons cinq : les arguments explicatifs [6], les arguments de demande [11], les arguments de menace [11], les arguments de récompense [11] et les arguments de décision [7]. De même, trois structures ont été définies : Séquence de déductions [1], Triplet [6] et Paire [2]. Un argument est une paire $\langle H, h \rangle$ telle que h est la conclusion de l'argument et H est le support de la conclusion h . Dans ce travail, nous nous plaçons dans un contexte de prise de décision sous incertitude. Les décideurs doivent sélectionner une alternative parmi les deux décisions possibles : classer une connaissance K_i dans la classe Cl_1 des connaissances non cruciales ou dans Cl_2 celle des connaissances cruciales. Ainsi, le type d'argument retenu est celui de décision [7]. Aussi, nous retenons les arguments dont la structure est une paire $\langle H, h \rangle$ [2] tel que H représente les règles de décision que chacun de décideurs possède et les évaluations sur lesquelles les règles ont été construites. Le littéral h est la décision sélectionnée de l'ensemble H ; ie $\langle K_i \in Cl_1 \rangle$ ou bien $\langle K_i \in Cl_2 \rangle$.

3 Travaux antérieurs

Dans cette section, nous présentons quelques travaux de la littérature qui se sont focalisés sur la problématique de prise de décision dans un contexte collaboratif. Dans [5] les auteurs proposent un support de décisions de groupe basé sur une approche multi-agents et des topologies de réseaux sociaux. L'évaluation de chaque solution repose sur deux facteurs humains : la *personnalité* qui reflète l'esprit de coopération ou d'égoïsme de chaque décideur et la *confiance sociale* qui est la relation de confiance qui lie chaque agent à un autre sur les réseaux sociaux existants (Facebook, Twitter...). La décision de groupe résultante est considérée précise puisqu'elle dépend des facteurs humains. Cependant, le champ d'application de cette approche reste limité

et attaché à un groupe de décideurs ayant obligatoirement des relations sur les réseaux sociaux. Nous présentons, de même, la méthode proposée dans [4] qui est basée sur l'approche constructive de Belton et Pictet [12] et dépend des décideurs humains et d'un homme d'étude. Ce dernier, dès la détection d'un conflit, organise des réunions directes avec chacun des décideurs en conflit pour réviser leurs préférences. En général, ce processus se déroule itérativement jusqu'à la réalisation d'un compromis. De toute évidence, l'intervention directe des acteurs humains garantie la décision de groupe la plus sophistiquée. Cependant, dans un contexte organisationnel distribué, cette procédure est difficilement applicable quand des contraintes de temps et de distance géographique s'ajoutent à une masse de connaissances grandissante et à un nombre de décideurs important. Ainsi, pour surmonter ces contraintes géo-temporelles, les auteurs dans [9] proposent un modèle non compensatoire qui repose sur une procédure d'agrégation basée sur le principe de majorité appliqué sur la force de *concordance* et celle de *discordance*. La force de *concordance* (resp. *discordance*) est la somme des qualités d'approximation normalisées associées aux décideurs qui ont classé avec certitude (resp. d'une manière possible) la connaissance étudiée dans la classe Cl_2 des connaissances cruciales. Une connaissance K_i est classée, définitivement, dans Cl_2 si sa force de *concordance* est supérieure ou égale à un seuil, dit de majorité, et sa force de *discordance* est strictement inférieure à un seuil, dit de veto. Cette méthode, malgré sa simplicité, reste objective et non automatisée puisqu'elle dépend encore des décideurs humains. La plateforme Agent-KC, proposée dans [3], remplacent les décideurs humains par des agents décideurs. Elle repose également sur un agent médiateur chargé uniquement de la gestion de la base de connaissances collective. Les agents décideurs sont impliqués dans le processus d'évaluation et de classification des connaissances. En cas de désaccord, l'agent médiateur prend une décision objective en utilisant un modèle d'agrégation compensatoire basé sur ses métarègles. Par conséquent, notre objectif est d'automatiser le raisonnement des décideurs en leur permettant d'appliquer un processus argumentatif afin de résoudre automatiquement les conflits et de finir, donc, par une décision de groupe. En effet, nous adaptons les paramètres de la *force*, la *borne*, le *core* (noyau), la *qualité d'approximation* et les *règles de décision* caractérisés par l'approche DRSA, afin de définir des interactions stratégiques entre les différents décideurs.

4 Approche argumentative multicritère

Dans cet article, l'aide à la décision multicritère a été combinée avec une approche argumentative pour faire face à des incohérences dans les règles de décision établies. Notre approche argumentative est constituée des stratégies de construction d'arguments et de contre-arguments basées sur les notions de force, core et borne. Une fois transmis, l'argument fera l'objet d'une évaluation approfondie de la

part du décideur récepteur. Ces stratégies sont organisées par un protocole d'interaction.

4.1 Protocole d'interaction

Dans notre contexte, deux décideurs ayant classé une même connaissance K_i dans deux classes de décision différentes sont dits en conflit. De même, les règles de décision adaptées pour l'affectation de cette connaissance sont en conflit au niveau de la conclusion. Ainsi, le protocole d'interaction que nous définissons est exécuté comme suit :

- **Détecter un conflit** : une fois que les classifications annoncées par tous les décideurs sont enregistrées dans la base de connaissances collective, un homme d'étude y accède afin de vérifier la cohérence. En cas d'absence d'une unanimité, ce dernier déclare un état de conflit.
- **Organiser les processus argumentatifs** : en appliquant l'ordre chronologique d'accès à la base de connaissances collective, l'homme d'étude identifie pour chaque connaissance un seul initiateur et plusieurs récepteurs. Un initiateur est un décideur identifié pour déclencher séquentiellement des processus argumentatifs avec chacun des décideurs qui ont des classifications contradictoires à la sienne, appelés décideurs récepteurs. L'initiateur est le dernier décideur ayant classé la connaissance objet du conflit dans la base de connaissances collective.
- **Mettre à jour la base des connaissances collective** : si, le processus argumentatif atteint un accord, l'homme d'étude met à jour la base des connaissances collective avec la nouvelle classification de groupe. Sinon, il adapte une solution objective basée sur ses métarègles.

Processus argumentatif du décideur initiateur. Le processus argumentatif exécuté par un initiateur est déclenché par la réception du message *call_for_argument* de la part de l'homme d'étude, suite auquel l'initiateur construit son premier argument envoyé au décideur récepteur. Il reste en attente d'une réponse. Il peut recevoir un *accept*, un *reject* ou un *justify* (un contre-argument). S'il s'agit d'un contre-argument, l'initiateur procède à une phase d'évaluation pour raisonner sur l'action à effectuer (cf. Figure 1).

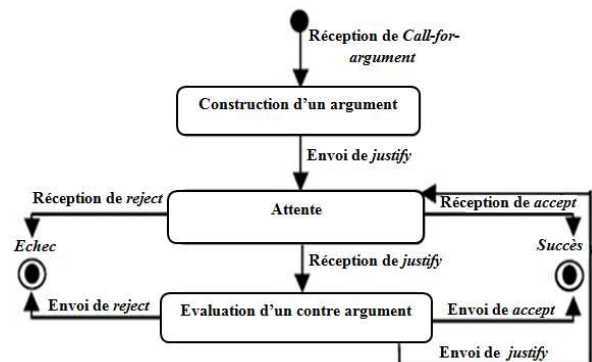


FIGURE 1 – Graphe d'états [8]

Processus argumentatif du décideur récepteur. Ce processus argumentatif est déclenché dès la réception d'un

message *justify* de la part de l'initiateur. Le récepteur s'engage dans une phase d'évaluation de l'argument reçu afin de décider s'il le rejette, l'accepte ou le contre-argumente.

4.2 Les arguments

L'approche argumentative est basée sur l'échange d'arguments et de contre-arguments. Un argument est basé sur une règle de décision ainsi que des évaluations. Pour présenter nos arguments, nous avons choisi la structure paire (Support, Conclusion) [2]. Un argument Arg_p avancé par un décideur Dm_j est représenté comme suit :

$Arg_p^{Dm_j} = \langle \{f(x, g_i) = u_i \wedge \dots \wedge f(x, g_n) = u_n ;$
Si $f(x, g_i) \geq v_i \wedge \dots \wedge f(x, g_n) \geq v_n$ **alors**
 $x \in Cl_2, x \in Cl_2 \rangle$. tels que $(u_i..u_n) \geq (v_i..v_n) \forall$
 $k \in i..n$

Nous appelons stratégie, l'ensemble des tactiques utilisées par un décideur pour choisir une règle pertinente, parmi l'ensemble de ses règles, pour faire l'objet de l'argument à avancer. La stratégie de construction d'un argument que nous proposons est composée de trois étapes successives, soumises à un pré ordre croissant [8]. On désigne par :

- ∂_i : une étape i de la stratégie tel que $i \in \{1..3\}$;
- R^{Dm_s} : la base des règles du décideur Dm_s ;
- $r_t^{Dm_s}$: la règle t appartenant à la base des règles individuelle, R^{Dm_s} , du décideur Dm_s ;
- $\alpha(Dm_s, K_i, Cl_t)$: la classification de la connaissance K_i par le décideur Dm_s dans la classe Cl_t ;

Définition 6– Soient R^{Dm_s} la base des règles individuelle du décideur Dm_s et $K_i \in K$ une connaissance donnée de la base des connaissances K . Nous appelons rs la fonction qui renvoie l'ensemble des règles de R^{Dm_s} supportant la classification de K_i dans la classe Cl_t .

$$rs : R^{Dm_s} \times K \rightarrow R^{Dm_s}$$

$$R^{Dm_s} \times K_i \rightarrow \{r_t^{Dm_s}, t \in \{1..n\}\}$$

tel que n est le nombre des règles qui impliquent la classification $\alpha(Dm_s, K_i, Cl_t)$.

Définition 7– Soient $r_t^{Dm_s}$ une règle t de la base des règles individuelle R^{Dm_s} du décideur Dm_s et F un ensemble de critères. Nous appelons *crit* la fonction qui renvoie l'ensemble des critères contenus dans la prémisse de la règle $r_t^{Dm_s}$.

$$crit : R^{Dm_s} \rightarrow F$$

$$r_t^{Dm_s} \rightarrow \{g_i, i \in \{1..p\}\}$$

tel que p est le nombre de critères formant la prémisse de la règle $r_t^{Dm_s}$.

Nous désignons par Dm_{init} le décideur initiateur. La stratégie s'exécute, alors, comme suit :

- **Étape** ∂_1 : le décideur initiateur, Dm_{init} , cherche, parmi les règles supportant la classification de K_i , à sélectionner la ou les règles de force maximale. L'ensemble des règles sélectionnées est noté Φ . Autrement dit :

$-\forall r_t^{Dm_{init}} \in \Phi, \nexists r_{t'}^{Dm_{init}} \in rs(R^{Dm_{init}}, K_i) \setminus \Phi$
tel que $force(r_{t'}^{Dm_{init}}) \geq force(r_t^{Dm_{init}})$; et
 $-\forall r_t^{Dm_{init}}, r_{t'}^{Dm_{init}} \in \Phi, force(r_{t'}^{Dm_{init}}) = force(r_t^{Dm_{init}})$.

Si $|\Phi|=1$, la règle est retenue pour faire l'objet d'un argument. Sinon, passer à l'étape ∂_2 .

- **Étape** ∂_2 : L'initiateur choisit parmi les règles de l'ensemble Φ , la ou les règles qui ont le plus de critères en commun avec son noyau. L'ensemble des règles construit est nommé Φ' . Autrement dit :

$-\forall r_t^{Dm_{init}} \in \Phi', \nexists r_{t'}^{Dm_{init}} \in \Phi \setminus \Phi'$,
tel que $|CORE(Dm_{init}) \cap crit(r_{t'}^{Dm_{init}})| \geq |CORE(Dm_{init}) \cap crit(r_t^{Dm_{init}})|$; et
 $-\forall r_t^{Dm_{init}}, r_{t'}^{Dm_{init}} \in \Phi', |CORE(Dm_{init}) \cap crit(r_t^{Dm_{init}})| = |CORE(Dm_{init}) \cap crit(r_{t'}^{Dm_{init}})|$.

Si $|\Phi'|=1$, la règle est retenue pour faire l'objet d'un argument. Sinon, passer à l'étape ∂_3 .

- **Étape** ∂_3 : Une règle $r_t^{Dm_{init}}$ est sélectionnée si et seulement si elle contient un nombre maximal de critères dans sa prémisse. L'ensemble de règles construit est noté Φ'' :

$-\forall r_t^{Dm_{init}} \in \Phi'', \nexists r_{t'}^{Dm_{init}} \in \Phi' \setminus \Phi''$, tel que
 $|crit(r_{t'}^{Dm_{init}})| \geq |crit(r_t^{Dm_{init}})|$; et
 $-\forall r_t^{Dm_{init}}, r_{t'}^{Dm_{init}} \in \Phi'', |crit(r_t^{Dm_{init}})| = |crit(r_{t'}^{Dm_{init}})|$.

Si $|\Phi''|=1$, la règle est retenue pour faire l'objet d'un argument. Sinon l'initiateur sélectionne aléatoirement une règle de l'ensemble le plus sélectif Φ'' .

Notons bien, qu'une étape ∂_{i+1} ne peut être appliquée que si la cardinalité de l'ensemble résultant de l'étape ∂_i est supérieure à 1, sinon la stratégie s'arrête à l'étape ∂_i .

4.3 Evaluation d'un argument ou d'un contre-argument

L'évaluation d'un argument ou d'un contre-argument dépend, surtout, de l'impact de l'argument reçu sur la qualité d'approximation du récepteur. Elle porte, également, sur le niveau de certitude selon lequel la connaissance, objet du conflit, a été classée, *i.e.* son appartenance à la borne. En acceptant un nouvel argument de la part d'un décideur ayant des opinions contradictoires, le récepteur accepte, indirectement, de changer certaines classifications ainsi qu'une partie de ses règles. Le récepteur doit raisonner sur les actions à entreprendre en calculant la nouvelle qualité d'approximation résultante suite à l'acceptation d'un argument p avancé par un décideur Dm_t , notée $Arg_p^{Dm_t}$. On note OAQ, la qualité d'approximation initiale que le récepteur avait juste avant la réception de l'argument. Avant d'accepter l'argument, le décideur récepteur doit tester son impact sur son ancienne qualité d'approximation. Ainsi, il calcule ce que nous appelons la nouvelle qualité d'approximation, notée NAQ. Le récepteur raisonne, donc, comme suit (cf. Figure 2) :

- Si la qualité d'approximation initiale du récepteur est maximale (OAQ=1), ainsi si la nouvelle qualité d'approximation reste aussi maximale (NAQ=1), le récepteur

accepte, sinon il rejette.

- Si la qualité d'approximation initiale du récepteur D_m est inférieure à 1 ($OAQ < 1$), ainsi :
 - Si ($NAQ < OAO$) : Il rejette. En effet, l'acceptation de la nouvelle classification augmentera le nombre des connaissances dans la borne et influe négativement la qualité d'approximation du récepteur en dégradant la qualité de ses classifications.
 - Si ($NAQ > OAO$) : Il accepte. En effet, la nouvelle classification aidera à améliorer sa qualité d'approximation en corrigeant quelques classifications incertaines.
 - Si ($NAQ = OAO$) : Le décideur récepteur doit raisonner sur sa borne. Si la connaissance objet du conflit fait partie de sa borne, *ie* elle a été classée avec incertitude, il contre argumente. Sinon, il rejette.

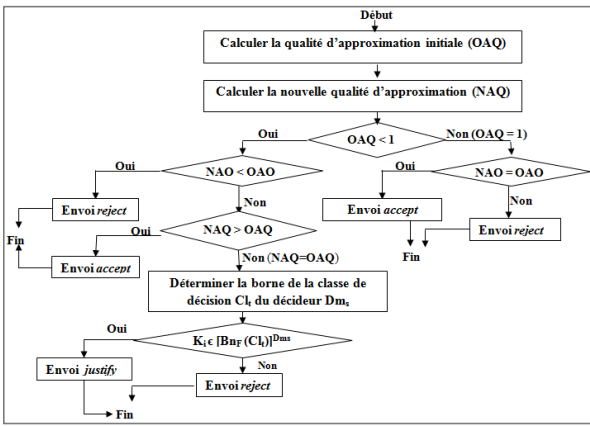


FIGURE 2 – Processus d'évaluation

4.4 Construction d'un contre-argument

Pour construire un contre-argument, le décideur raisonne non seulement sur ses informations locales mais également sur l'argument reçu de la part de l'initiateur, $Arg_t^{D_{m_{init}}}$. La stratégie est composée de trois étapes successives [8] :

- **Étape ∂_1** : le décideur récepteur sélectionne, parmi les règles qui supportent la classification visée, la ou les règles qui contiennent un nombre maximal de critères en commun avec la règle $r_t^{D_{m_{init}}}$ contenue dans l'argument $Arg_t^{D_{m_{init}}}$ reçu. L'ensemble des règles résultantes est nommé Φ . Si $|\Phi|=1$, cette règle unique est retenue. Sinon, passer à l'étape ∂_2 .
- **Étape ∂_2** : le récepteur cherche, parmi les règles contenues dans l'ensemble Φ celle ou celles de force maximale. L'ensemble construit est noté Φ' . Si $|\Phi'|=1$, cette règle est retenue. Sinon, passer à l'étape ∂_3 .
- **Étape ∂_3** : le récepteur construit à partir de l'ensemble Φ' un ensemble Φ'' des règles qui ont plus de critères en commun avec son noyau. Si plusieurs règles sont identifiées ($|\Phi''| > 1$), le décideur sélectionne une règle aléatoirement parmi les règles de Φ'' , sinon cette règle unique est choisie.

5 Etude expérimentale

Dans cette section nous évaluons notre approche argumentative dans un contexte de classification collaborative multicritère. Nous avons utilisé le langage JAVA pour implémenter les interfaces de l'argumentation basée sur l'approche DRSA. Notre programme repose sur les classifications annoncées par un décideur donné pour lui générer, en sortie, le noyau, la borne, et la qualité de l'approximation. En outre, en appliquant l'algorithme DOMLEM [10], des règles de décision lui seront inférées (cf. Figure 3).

Rule ID	Condition	Decision	Strength
Rule 1	$g6 \geq 3$	At most CI2	0.52 %
Rule 2	$g11 \geq 5$ and $g4 \geq 3$	At most CI2	0.08 %
Rule 3	$g11 \geq 5$ and $g2 \geq 2$	At most CI2	0.48 %
Rule 4	$g4 \geq 3$ and $g14 \geq 5$	At most CI2	0.36 %
Rule 5	$g9 \geq 5$ and $g7 \geq 2$ and $g2 \geq 2$	At most CI2	0.92 %

FIGURE 3 – Règles de décision individuelles

5.1 Approche expérimentale

Notre approche expérimentale est basée sur deux types de données. Des données réelles, déjà validées dans [4], qui représentent un ensemble de quinze critères et de trente-deux connaissances et aussi les évaluations de ces connaissances sur l'ensemble des critères. Les données aléatoires concernent les classifications générées par deux décideurs impliqués dans le processus argumentatif. Notre étude a pu extraire trois courbes qui traitent, respectivement, le taux de réussite de notre application, exprimé par le nombre des conflits résolus en appliquant notre approche argumentative sur chaque processus et le taux d'amélioration de la qualité d'approximation de l'initiateur et du récepteur.

5.2 Résultats

Dans toutes les courbes ci-dessous, nous traitons deux cas. Le cas où plus de la moitié des connaissances objets de conflits appartiennent à la borne et celui où la majorité de ces connaissances ont été classées avec certitude. La

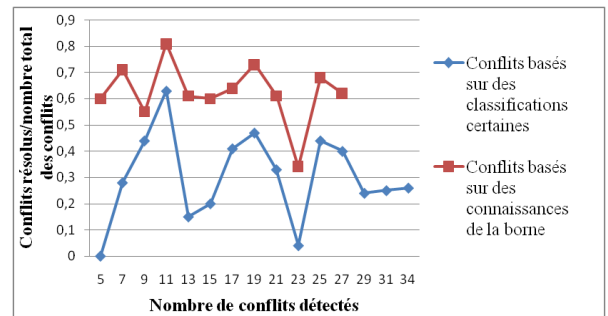


FIGURE 4 – Taux de résolution des conflits détectés

courbe de la Figure 4, montre que dans le premier cas jus-

qu'à 81% des conflits détectés ont été résolus face à 63% dans le deuxième cas. Notre approche est, ainsi, sensible à la borne des décideurs. Plus les connaissances objets de conflits appartiennent à la borne, plus la chance de conclure le processus argumentatif avec succès augmente. Dans les courbes tracées ci-dessous nous traitons le taux d'amélioration de la qualité d'approximation (QA) qui représente la différence entre la QA initiale d'un décideur et sa QA finale obtenue après avoir discuté tous les conflits.

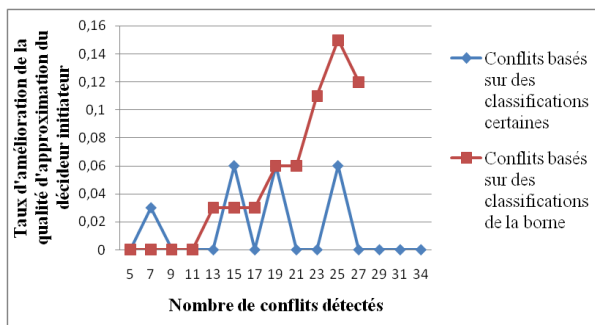


FIGURE 5 – Taux d'amélioration de la qualité d'approximation du décideur initiateur

Nous avons obtenu un taux d'amélioration qui atteint 0.15 pour un initiateur (cf. Figure 5) et 0.62 pour un récepteur (cf. Figure 6). Les résultats montrent que les décideurs ayant une QA moins élevée sont plus flexibles à changer leurs préférences, puisque cela mène à corriger leurs classifications incertaines. En cas d'échec, ce taux d'amélioration influe sur la solution objective.

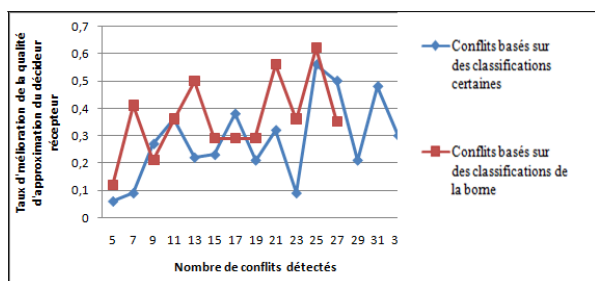


FIGURE 6 – Taux d'amélioration de la qualité d'approximation du décideur récepteur

6 Conclusion

Dans ce papier, nous avons proposé une approche argumentative basée sur des interactions stratégiques permettant aux décideurs d'échanger des arguments et des contre-arguments afin de parvenir à un accord. Notre contribution réside dans l'automatisation de la phase de résolution de conflits en favorisant une décision de groupe. Cette approche a amélioré la qualité des affectations des décideurs et, aussi, la solution objective qui sera adaptée en cas d'échec. Notre étude expérimentale a montré que l'approche a résolu jusqu'à 81% des conflits pour finir par

l'unanimité souhaitée. En cas d'échec, elle améliore la qualité des décisions d'un taux d'amélioration de 0.62 pour un récepteur et de 0.15 pour un initiateur. Le résultat dépend de niveau de certitude des classifications.

Références

- [1] B. Verheij, Rules, Reasons, Arguments : formal studies of argumentation and defeat, *PhD.Thesis, Maastricht University, Holland*, 1996.
- [2] C. Chesnevar, I. Maguitman, A.G. Arguenet, An argument-based recommender system for solving web search queries, *AAMAS 2004, editor, Proceedings of the First International Workshop on Argumentation in Multiagent Systems*, Vol. 3366, pp. 95-110, 2004.
- [3] I. Brigui-Chtioui, I. Saad, A multi-agent approach for collective decision making in knowledge management, *Group Decision and Negotiation*, Vol. 20, pp. 19-37, 2011.
- [4] I. Saad, C. Rosenthal-Sabroux, M. Grundstein, Improving the decision making process in the design project by capitalizing on company s crucial knowledge, *Group Decision and Negotiation*, Vol. 14, pp. 131-145, 2005.
- [5] J.A. Recio-Garci, L. Quijano, B. Diaz-Agudo, Including social factors in an argumentative model for Group Decision Support Systems, *Decision Support Systems*, Vol. 56, pp. 48-55, 2013.
- [6] L. Amgoud, H. Prade, Using Arguments for Making Decisions, *In proceedings of the 20th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, pp. 10-17, 2004.
- [7] L. Amgoud, H. Prade, Explaining qualitative decision under uncertainty by argumentation, *In 21 st National Conf. on Artificial Intelligence*, pp. 219-224, 2006.
- [8] S. Bouzayane, I. Saad, Rough set based argumentative approach to support collaborative multicriteria knowledge classification, *Journal of Decision Systems*, DOI : 10.1080/12460125.2014.888836, Vol. 23(2), pp. 167-189, 2014.
- [9] S. Chakhar, I. Saad, DRSA-Based Methodology for Group Multicriteria Classification Problems, *Decision Support Systems*, Vol. 54(1), pp. 372-380, 2012.
- [10] S. Greco, S. Matarazzo, R. Slowinski, Rough sets theory for multicriteria decision analysis, *European Journal of Operational Research*, pp. 1-47, 2001.
- [11] S. Kraus, K. Sycara, A. Evenchik, Reaching agreements through argumentation : a logical model and implementation, *Artificial Intelligence*, Vol. 104, pp. 1-69, 1998.
- [12] V. Belton, J. Pictet, A framework for group decision using a MCDA model : sharing, aggregation or comparing individual information, *Revue des Systemes de Decision*, Vol. 6, pp. 283-303, 1997.
- [13] Z. Pawlak, Rough sets, *International Journal & Computer Sciences11*, pp. 341-356, 1992.