

# Système multi-agent argumentatif pour la classification des connaissances cruciales

Imène Brigui-Chtioui \*, Inès Saad \*\*

\* Institut Supérieur de Gestion - IRSAM 147 Avenue Victor Hugo 75116 Paris  
imene.brigui-chtioui@isg.fr

\*\* LaRIA-Université de Picardie Jules Verne 33 Rue Saint Leu 80039 Amiens  
ines.saad@u-picardie.fr

**Résumé.** Dans cet article, nous proposons une approche multi-agent argumentative permettant d'automatiser la résolution des conflits entre décideurs dans un système d'aide à l'identification des connaissances cruciales nommé K-DSS. En effet, des divergences concernant la crucialité des connaissances peuvent apparaître entre les décideurs et aboutir ainsi à des incohérences dans la base commune de connaissances la rendant inexploitable. Notre objectif à travers ce travail est de proposer une approche argumentative permettant de résoudre les conflits entre décideurs. Afin de concevoir cette approche, nous nous appuyons sur la théorie multi-agents pour représenter les acteurs humains par des agents logiciels connaissant leurs préférences et leurs règles de décision et pouvant ainsi argumenter leurs choix ou mettre à jour leurs croyances en fonction des arguments qu'ils reçoivent des autres agents décideurs.

## 1 Introduction

L'objectif de la gestion des connaissances dans une entreprise est de favoriser la croissance, la transmission et la conservation des connaissances. Saad (2005) s'intéresse au repérage des connaissances cruciales pour justifier le choix d'investissement dans des opérations de capitalisation sur les connaissances. Dans la revue de la littérature, nous constatons qu'il existe peu de travaux, s'intéressant à la délimitation du champ des connaissances sur lesquelles il faut capitaliser. Les auteurs Dieng et al. (1998); Grundstein et al. (2003); B.Tseng et Huang (2005), précisent que le processus de détermination des connaissances cruciales est une action difficile à mener.

Dans cet article, nous proposons une approche multi-agents argumentative permettant de résoudre des conflits dans un système d'aide à l'identification des connaissances cruciales nommé K-DSS Saad (2005), Saad et Chakhar (pear). Les connaissances cruciales sont des savoirs et des savoir-faire nécessaires aux processus essentiels qui constituent le cœur des activités de l'entreprise. Le système proposé est basé sur une méthode composée de trois phases. La première phase consiste à déterminer l'ensemble d'apprentissage que nous appelons les "connaissances cruciales de référence". La deuxième phase consiste à évaluer les "connaissances cruciales de références" sur une famille de critères et à inférer des règles de décision.

La troisième phase consiste à exploiter l'ensemble des règles de décision inféré dans la phase précédente pour classifier des nouvelles connaissances que nous appelons "connaissances potentiellement cruciales".

Durant la deuxième phase, des divergences concernant la crucialité des connaissances peuvent apparaître entre les décideurs et aboutir ainsi à des incohérences dans la base commune de connaissances la rendant inexploitable. La construction d'un ensemble de règles de décision collectivement acceptées est basée sur une approche constructive qui s'appuie sur les travaux de Belton et Pictet (1997). Ces auteurs s'intéressent au problème de la prise en compte de l'information individuelle dans un modèle multicritère.

Notre objectif à travers ce travail est de proposer une approche multi-agent argumentative permettant d'automatiser la résolution des conflits entre décideurs. Afin de concevoir cette approche, nous nous appuyons sur la théorie multi-agents pour représenter les acteurs humains par des agents logiciels connaissant leurs préférences et leurs règles de décision et pouvant ainsi argumenter leurs choix ou mettre à jour leurs croyances en fonction des arguments qu'ils reçoivent des autres agents décideurs.

L'article est organisé comme suit. Dans la section 2, nous présentons des travaux qui traitent la problématique d'évaluation des connaissances cruciales. Dans la section 3, nous décrivons la procédure d'inférence des règles de décision collective. Dans la section 4, nous présentons le système multi-agent. Enfin, dans la section 5, nous décrivons les expérimentations et les résultats.

## 2 Travaux antérieurs

La notion de besoin en connaissances pertinentes, en amont de toute opération de capitalisation, a été définie par plusieurs chercheurs Dieng et al. (1998) ; Grundstein (2000) ; Noh et al. (2000) ; B.Tseng et Huang (2005). Les travaux théoriques et empiriques proposés dans la littérature sont peu nombreux. Nous distinguons des méthodes centrées sur les domaines de connaissances, d'autres centrées sur les processus. En analysant les démarches au niveau de la construction des critères et de l'évaluation des connaissances, nous constatons que les auteurs Ermine (2003) ; Grundstein (2000) proposent des critères construits d'une façon intuitive. En effet, ils n'expliquent pas comment ils ont construit et validé les critères, ni comment ils gèrent les multiples points de vue des acteurs de terrain impliqués dans le processus d'évaluation des connaissances. Or, il est déterminant de repérer les acteurs pertinents et s'assurer qu'ils adhèrent aux critères retenus.

Comme nous l'avons précédemment mentionné, la classification des connaissances se fait par plusieurs décideurs ne partageant pas forcément les mêmes points de vue. Ceci peut engendrer des problèmes lors de la classification des connaissances. En effet, dans un processus de prise de décision collective, des conflits peuvent être constatés principalement à cause de divergences de points de vue. Plusieurs travaux théoriques ont montré l'apport d'une approche argumentative dans plusieurs domaines tels que la négociation Kraus et al. (1998) et la résolution de conflits Sycara (1989). Plusieurs travaux traitent du problème de la résolution de conflits en ayant recours à l'argumentation Elvang-Goransson et al. (1992), Simari et Loui (1992) et particulièrement dans le domaine de la gestion de connaissances Chesñevar et al. (2006b), Chesñevar et al. (2006a).

A travers cet article, notre objectif est double. D'abord, démontrer l'apport de la théorie multi-agent dans notre contexte et évaluer l'impact d'une approche argumentative sur la qualité de classification et sur le nombre de conflits entre décideurs.

### **3 Inférence d'une base de règles de décision collective**

La méthode proposée est composée de trois phases Saad (2005) : une première phase pour construire l'ensemble d'apprentissage " connaissances cruciales de référence ". La deuxième phase consiste à construire un modèle de préférences des décideurs, puis une troisième phase de classification des nouvelles connaissances à évaluer. Durant la deuxième phase, des divergences concernant la crucialité des connaissances peuvent apparaître entre les décideurs et aboutir ainsi à des incohérences dans la base commune de connaissances la rendant inexploitable. Notre objectif à travers ce travail est de proposer une approche argumentative permettant d'automatiser la résolution des conflits entre décideurs. Afin de concevoir cette approche, nous nous appuyons sur la théorie multi-agents pour représenter les acteurs humains par des agents logiciels connaissant leurs préférences et leurs règles de décision et pouvant ainsi argumenter leurs choix ou mettre à jour leurs croyances en fonction des arguments qu'ils reçoivent des autres agents décideurs.

#### **3.1 Construction d'un modèle de préférences des décideurs**

Cette phase consiste à déterminer des règles de décision à partir des informations préférentielles des décideurs sur un ensemble de connaissances qui constituent des exemples d'apprentissage et que nous nommons " connaissances cruciales de référence ". Les informations préférentielles sont liées à la décision d'affecter ces connaissances soit à la classe de décision des " connaissances non cruciales ", c'est-à-dire des connaissances qui ne nécessitent pas une opération de capitalisation, soit dans la classe des " connaissances cruciales ", c'est-à-dire celles qui nécessitent une telle opération. Ce modèle de préférences du (des) décideur(s) se traduit sous forme de règles de décision de type " Si conditions, alors conclusion ". Cette phase est composée de trois étapes présentées ci-dessous.

Nous proposons une procédure itérative permettant d'inférer des règles de décision collectivement acceptées par les décideurs. Les différentes étapes de la procédure sont présentées dans la Figure 1. En s'appuyant sur l'ensemble des  $n$  " connaissances de référence " et les deux classes de décisions définies, la première étape consiste à déterminer avec chaque décideur des exemples d'affectation de ces " connaissances de référence " dans les deux classes de décision " connaissances non cruciales " et " connaissances cruciales ". La deuxième étape permet alors d'inférer un ensemble de règles pour chacun des exemples d'affectation déterminé dans l'étape précédente. La troisième étape consiste à modifier les exemples d'affectation ou bien les critères avec le décideur concerné, si des incohérences sont détectées dans l'ensemble des règles relatif à chaque décideur. La dernière étape consiste à déterminer, après concertation avec les décideurs, une base de règles collectivement acceptée. Nous présentons ci-dessous, la détermination des exemples d'affectation des " connaissances de référence " dans les deux classes de décision, puis l'inférence des règles de décision correspondant à chaque décideur. Nous déterminons enfin les règles collectivement acceptées par les différents décideurs.

### 3.2 Détermination des exemples d'affectation des " connaissances de référence " dans les deux classes de décision

Au cours de cette étape, en fonction des évaluations des connaissances sur les différents critères, l'homme d'étude demande à chaque décideur d'affecter les " connaissances de référence " à l'une des deux classes de décision ordonnées : - C11 : classe de décision " connaissances non cruciales " correspondant à des connaissances qui ne se révèlent pas nécessaires à capitaliser ; - C12 : classe de décision " connaissances cruciales " correspondant à des connaissances qui se révèlent nécessaires à capitaliser. - L'homme d'étude est celui qui aide à modéliser les préférences des acteurs impliqués dans un processus de décision, en faisant émerger les différents points de vue qu'il faut prendre en compte, sans pour autant influencer la décision prise par le décideur.

Chaque décideur affecte les " connaissances de référence " à l'une des deux classes de décision, classe des " connaissances non cruciales " ou classe des " connaissances cruciales ". Nous obtenons un nombre de tableaux de décision égal au nombre des décideurs. Chaque tableau de décision contient les valeurs  $f(k_i, g_j)$  correspondant à l'évaluation de chaque connaissance  $k_i$  sur chaque critère  $g_j$  ainsi que son affectation dans l'une des deux classes de décision .

### 3.3 Inférence des règles de décision correspondant à chaque décideur

A partir des tables de décision, l'homme d'étude utilise un des algorithmes d'inférence (DOMLEM, Explore) proposé dans la méthode DRSA Greco et al. (2000) afin d'inférer, pour chaque décideur, les règles de décision correspondant à ses exemples d'affectations. Le choix de l'algorithme est lié à la présence ou pas de données manquantes dans la table de décision, à la volonté de déterminer des règles non redondantes ou bien la liste de toutes les règles. L'homme d'étude analyse, avec chaque décideur, l'ensemble des règles inférées à partir des exemples d'affectation donnés par chacun d'entre eux. Il vérifie tout d'abord s'il existe des incohérences dans la base des règles. L'origine des incohérences peut provenir : - de l'hésitation du décideur au moment de l'affectation de la connaissance dans une classe de décision ; - du changement de point de vue du décideur au cours du processus de décision. Lors des expérimentations sur le terrain, nous avons constaté que le décideur pouvait changer d'avis concernant l'évaluation d'une connaissance sur un critère donné ; - de l'incohérence de la famille de critères : un critère manquant, un critère en trop.

Une fois l'origine de l'incohérence déterminée, l'homme d'étude la corrige avec le décideur. Il procède de manière itérative tant que des incohérences sont identifiées dans la base de règles, et tant que le décideur a l'intention de modifier les exemples d'affectation et/ou les critères. Ce processus itératif permet alors d'obtenir une meilleure compréhension des règles de décision choisies par chaque décideur. Pour chaque décideur, deux types de règles de décision sont déterminés, les règles couvrant les connaissances appartenant avec certitude à la classe de décision " connaissance cruciales " et les règles couvrant les connaissances qui peuvent appartenir à la classe " connaissances cruciales ". Parmi ces règles, l'homme d'étude ne doit retenir que celles couvrant les " connaissances de référence " appartenant avec certitude à la classe de décision " connaissances cruciales ". Après une analyse des différentes règles inférées, un ensemble de règles est retenu pour chaque décideur. Une règle de décision a la forme suivante :

$$\text{If } f(k, g_j) \geq r_{g_j} \forall j \in \{1, \dots, m\} \text{ Then } k \in C12,$$

Avec  $g_1, \dots, g_m$  est une famille de critères,  $(r_{g_1}, \dots, r_{g_m})$  Vgm sont les valeurs d'évaluation d'une connaissance sur les critères.

### 3.4 Détermination des règles collectivement acceptées

L'homme d'étude définit un ensemble de règles unique correspondant à l'ensemble des règles collectivement acceptées par les décideurs à partir des règles de décision retenues pour chacun d'eux. Dans le système K-DSS Saad (2005) nous avons suggéré que l'homme d'étude utilise la technique de " comparaison " proposée par Belton et Pictet (1997). Ainsi, il aide les décideurs à se concerter pour déterminer un ensemble collectivement accepté, à partir des différentes règles retenues par chacun d'eux. La qualité de l'ensemble de ces règles doit être vérifiée en les testant sur des exemples d'affectation des nouvelles connaissances par les mêmes décideurs. Cette technique de concertation n'est pas efficace pour évaluer un nombre important de connaissances.

## 4 Le système multi-agent

Dans notre contexte, les systèmes multi-agents s'avèrent d'un grand intérêt. D'une part, grâce à leur caractère autonome, les agents sont capables de représenter fidèlement les acteurs humains. D'autre part, nous considérons qu'un processus automatisé est adéquat à notre problématique vu le nombre important de connaissances à analyser et la difficulté de rassembler les décideurs humains pour argumenter sur toutes les affectations qui sont sources de conflit. Notre système multi-agents se compose d'un agent médiateur et de  $N$  agents décideurs :

1. l'agent médiateur  $m$  responsable de la gestion de la base de connaissances. Son but consiste à aboutir à une base de connaissances cohérente, il a pour rôle de détecter les conflits d'opinion, de mettre en contact les agents décideurs qui sont à l'origine de ces conflits. Si un accord ne peut être atteint entre agents décideurs, l'agent médiateur se charge grâce à ses méta-règles de prendre une décision objective quant à la classification en question. L'agent médiateur repose sur deux modules : un module de communication et un module de décision. Le module de communication se charge de l'échange de messages avec les autres agents du système. Le module de décision a pour rôle la résolution de conflits entre agents décideurs en ayant recours à une base de méta-règles. Notons que seul l'agent médiateur a le droit d'accès en mise à jour à la base de connaissances collective. La notion de méta-règle sera approfondie dans la section 4.4.

2. les agents décideurs  $a_i$  qui sont responsables de l'affectation des connaissances en fonction de leurs croyances. Chaque agent décideur représente un décideur humain et détient une base de règles individuelle lui permettant de procéder à la classification et à l'argumentation. Les agents décideurs impliqués dans le processus de classification des connaissances ont un même objectif final : partager une base de connaissances cohérente. Les agents décideurs reposent chacun sur trois modules interdépendants : un module de communication permettant l'échange de messages avec les autres agents du système, un module d'inférence chargé d'inférer les règles de la base de règles individuelle et de déduire la classification à effectuer sur chaque connaissance et un module d'argumentation capable de construire les arguments en fonction des affectations conflictuelles. Le module de communication est en relation avec le module d'argumentation afin de construire les messages à envoyer aux autres agents décideurs.

## SMA argumentatif pour la classification des connaissances

Le module d'argumentation est en relation avec le module d'inférence capable de lui fournir les arguments qui appuient une affectation donnée.

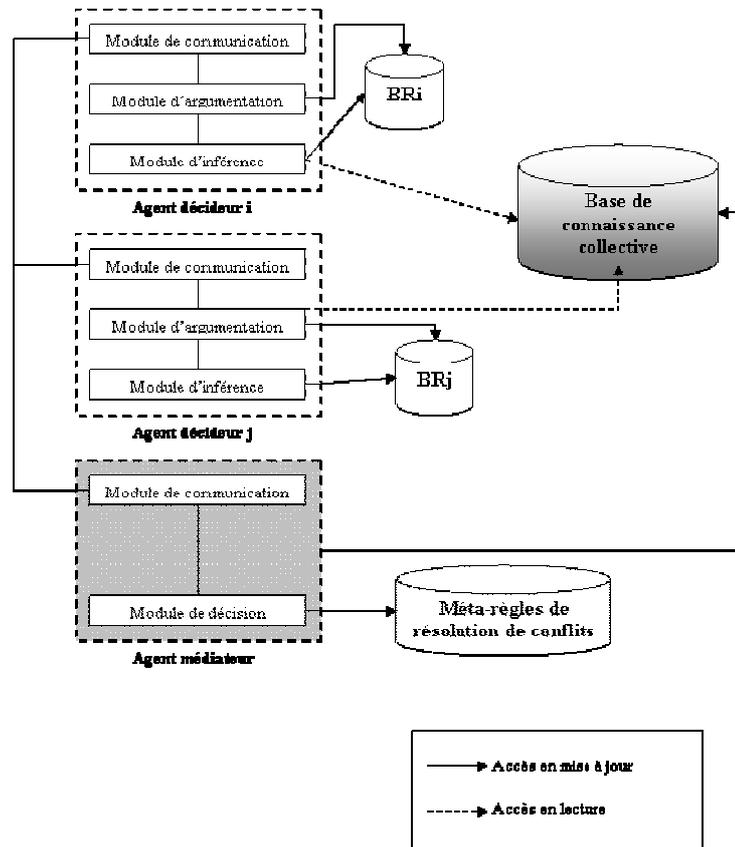


FIG. 1 – Architecture multi-Agent

### 4.1 Processus et Protocole de résolution de conflits

#### Notations préliminaires

- Notons  $a_1, a_2 \dots a_n$  les agents décideurs impliqués dans le processus de classification des connaissances.
- Notons  $k_1, k_2, \dots k_n$  les connaissances.
- Notons  $K$ , la base de connaissances collective Notons  $\alpha, \beta, \gamma \dots$  les affectations de connaissances.

**Définition 1 Affectation.** Une affectation  $\alpha$  est représentée par un triplet  $\langle a_i, k, c \rangle$  où  $a_i$  représente l'agent décideur ayant effectué la classification,  $k$  représente la connaissance classée dans la classe  $c$ .

**Définition 2 Conflit.** Un conflit est détecté ssi :  $\exists \alpha \langle a_i, k, c \rangle, \beta \langle a_j, k, c' \rangle / c \neq c'$  et  $\beta$  sont ainsi considérées contradictoires dans le sens où si  $\alpha$  est établie,  $\beta$  ne l'est pas et vice versa.

**Définition 3 Cohérence.**  $\exists$  cohérence ssi  $\forall \alpha \langle a_i, k, c \rangle, \beta \langle a_j, k, c' \rangle / c \neq c', \neg(\text{conflit})$

**Définition 4 Argument.** Un argument est représenté par une paire  $\langle \alpha, R_\alpha \rangle$  où  $R_\alpha$  représente l'ensemble des règles ayant conduit à établir l'affectation  $\alpha$ .

## 4.2 Protocole de communication

Le protocole de communication spécifie les actions que les agents sont autorisés à entreprendre, leur syntaxe et leur conditions. Les primitives de dialogue relatives au processus de classification des connaissances sont fournies dans la figure 2. Le processus d'argumentation est initié par l'agent médiateur qui, dès détection d'un conflit (cf. Définition 2), envoie un message *call – for – arguments* aux agents concernés les appelant à argumenter leurs décisions de classifications respectives. Après avoir reçu cet appel, les deux agents commencent le processus d'argumentation proprement dit qui peut être vu comme un échange de messages *justify* achevé par un message *accept* ou un message *reject*.

Un message d'acceptation établit qu'un accord a été atteint par les agents décideurs en question. Un message de rejet établit qu'un accord n'a pas pu être atteint, ce qui implique que l'agent médiateur doit prendre une décision objective en tenant en compte sa propre base de méta-règles.

## 4.3 Algorithme de l'agent médiateur

L'agent médiateur a pour rôle de résoudre les conflits entre classifications en se basant sur les méta-règles qu'il détient et qui permettent d'établir des classifications objectives.

La figure 3 montre le graphe d'états de l'agent médiateur. A la détection d'un conflit, l'agent médiateur envoie un message *call-for-arguments* aux agents concernés et reste en attente. A l'issue du processus argumentatif, les agents décideurs concernés informent l'agent médiateur de leur décision. S'il reçoit un message *accept* alors le processus est terminé et l'affectation convenue est établie par l'agent médiateur. En revanche, si un message *reject* est envoyé, l'agent médiateur est appelé à prendre une décision objective quant à l'affectation de la connaissance et ce en se référant à ses méta-règles tel que détaillé dans la section suivante.

## 4.4 Méta-règles

La figure 4 représente les critères de classification des connaissances ainsi que les règles qui leur sont associées. Une méta-règle consiste ainsi à déterminer un poids  $\omega_i$  associé à chaque

SMA argumentatif pour la classification des connaissances

<b>Primitive</b>	<b>Sémantique</b>	<b>Contexte</b>
<i>Affect</i> ( $a_i, m, k_m, c_n$ )	L'agent $a_i$ demande à l'agent médiateur $m$ de classer la connaissance $k_m$ dans la classe $c_n$	
<i>Call_for_arguments</i> ( $a_i, a_j, k_m$ )	Les agents $a_i$ et $a_j$ sont appelés à argumenter leurs affectations de la connaissance $k_m$ . Ils doivent se mettre en contact	Un conflit est détecté par le médiateur concernant la classification de la connaissance $k_m$
<i>Justify</i> ( $a_i, a_j, k_m, c_n, Arg$ )	L'agent $a_i$ justifie son affectation de la connaissance $k_m$ à la classe $c_n$ en fournissant l'argument $Arg$	En réponse à un <i>call_for_arguments</i>
<i>Accept</i> ( $a_i, a_j, k_m, c_n, m$ )	L'agent $a_i$ informe l'agent $a_j$ qu'il accepte l'affectation de la connaissance $k_m$ à la classe $c_n$ . Il en informe le médiateur.	En réponse à un <i>justify</i>
<i>Reject</i> ( $a_i, a_j, k_m, c_n, m$ )	L'agent $a_i$ informe l'agent $a_j$ qu'il refuse l'affectation de la connaissance $k_m$ à la classe $c_n$ . Il en informe le médiateur.	En réponse à un <i>justify</i>
<i>Affect</i> ( $m, a_i, a_j, k_m, c_n$ )	Après un désaccord entre les agents $a_i$ et $a_j$ , l'agent médiateur $m$ les informe de son affectation de la connaissance $k_m$ à la classe $c_n$	En réponse à un <i>reject</i>

FIG. 2 – *Protocole de communication*

critère  $i$ . Nous retenons comme modèle d'agrégation une fonction linéaire additive communément appelée somme pondérée. Notre choix s'est porté sur ce modèle d'agrégation compensatoire car nous estimons que dans notre contexte les critères peuvent se compenser entre eux en vue de donner une appréciation globale d'une affectation donnée. L'évaluation d'une affectation  $\alpha$  notée  $U_\alpha$  est déterminée suivant l'équation suivante :

$$U_\alpha = \sum \omega_i U_i(x_\alpha^i) \quad (1)$$

$U_i$  étant une fonction de scores qui réduit les critères à une même échelle [0,100].

$x_\alpha^i$  étant la valeur de l'affectation  $\alpha$  sur le critère  $i$ .

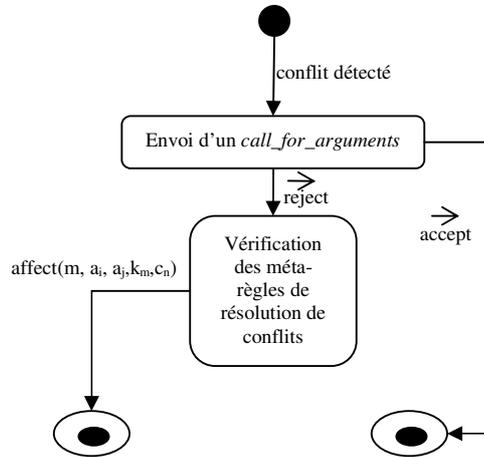


FIG. 3 – *Modèle comportemental de l'agent médiateur*

Critère	Domaine	Description	Règle associée
$NAg(\alpha)$	$[0, N]$	Le nombre des agents ayant effectué l'affectation $\alpha$	Si $NAg(\alpha) < NAg(\beta)$ Alors $\alpha \prec \beta$
$\gamma(A(\alpha))$	$[0, 1]$	La qualité d'approximation de l'agent ayant établi $\alpha$ .	Si $\gamma(A(\alpha)) < \gamma(A(\beta))$ Alors $\alpha \prec \beta$
$ R_\alpha $	$[0, \infty]$	Le nombre de règles ayant conduit à établir $\alpha$	Si $ R_\alpha  <  R_\beta $ Alors $\alpha \prec \beta$
$\partial(R_\alpha)$	$[0, 1]$	La moyenne des forces des règles composant $R_\alpha$ .	Si $\partial(R_\alpha) < \partial(R_\beta)$ Alors $\alpha \prec \beta$

FIG. 4 – *Critères de classification et règles associées*

## 5 Expérimentations et résultats

Dans cette section, nous évaluons l'apport d'un système multi-agents automatisé dans un processus de classification collaborative des connaissances. Pour ce faire, nous avons implémenté une plateforme sous Java composée de cinq modules :

- un module de représentation des connaissances : responsable de la représentation des connaissances par leur nom, leur type ainsi que leur contenu ;
- un module agents : responsable de la représentation des agents par plusieurs informations : le nom, la force, la base de règles associée, les affectations qu'il a faites, ...

## SMA argumentatif pour la classification des connaissances

- un module d'argumentation : responsable de la représentation, de l'évaluation et de la construction des arguments ;
- un module de génération aléatoire : offre des outils de génération de données aléatoires avec respect aux domaines de définition (discret ou continu) ;
- un module de test : permet le paramétrage et la conduite des expérimentations.

Nous avons conduit des expérimentations basées sur des données générées aléatoirement afin d'évaluer l'impact d'un nombre croissant de connaissances à classer sur le nombre de conflits. Notre approche expérimentale a pour objectif de comparer une approche multi-agent argumentative à une approche non argumentative. Les entrées de nos simulations peuvent être résumées en ce qui suit :

- 10 agents décideurs représentés par une qualité d'approximation générée aléatoirement ;
- 100 connaissances à classer ;
- 1000 affectations de connaissances en deux classes de décision.

Afin de collecter les résultats préliminaires issus de nos premières expérimentations, nous avons basé le processus argumentatif sur la base unique de la qualité d'approximation des agents décideurs. Ainsi, un agent accepte un argument uniquement lorsque l'agent émetteur a une qualité d'approximation meilleure que la sienne. Cette approche, bien que réductrice, nous permet d'avoir une première appréciation de l'apport d'une approche multi-agents dans notre contexte d'étude. Les premiers résultats montrent que pour tous les tests conduits, le nombre de conflits décroît en utilisant une approche argumentative. La figure 5 montre une comparaison entre une approche argumentative et une approche non argumentative. Nous avons noté que, dans la majorité des cas, le nombre de conflits a significativement baissé. Par exemple, nous pouvons baisser le nombre de conflits, en utilisant une approche argumentative, de 162 à 17. Par ailleurs, il convient de signaler que le nombre de conflits n'a pas baissé dans tous les cas, ce qui est dû à une égalité des qualités d'approximation des agents concernés.

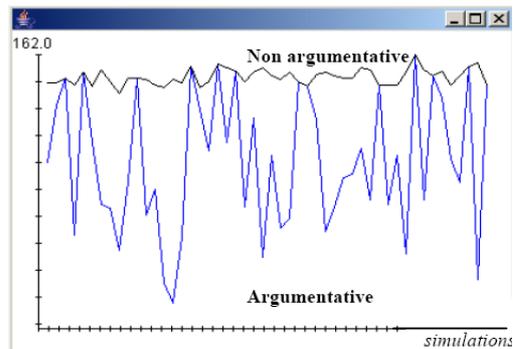


FIG. 5 – Comparaison entre une approche argumentative et une approche non argumentative

Pour évaluer l'impact d'un nombre croissant de connaissances sur le nombre de conflits, nous avons conduit des séries d'expérimentations en faisant varier le nombre de connaissances à classer. nous observons sur la figure 6, au delà du fait que le nombre de conflits est nettement inférieur en utilisant une approche argumentative, qu'une approche non argumentative est plus sensible à une variation du nombre de connaissances à classer qu'une approche argumentative.

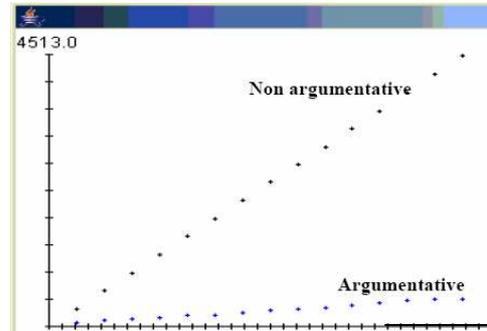


FIG. 6 – Impact du nombre de connaissances sur le nombre de conflits

## 6 Conclusion

Nous avons présenté dans cet article une approche multi-agent argumentative pour la classification collaborative des connaissances cruciales. Après avoir présenté le système multi-agents ainsi que l'approche de classification des connaissances, nous avons conduit une approche expérimentale qui a permis de mettre en lumière l'apport d'une approche multi-agent argumentative dans un contexte de classification collaborative des connaissances cruciales.

Dans de travaux futurs, nous visons à proposer des expérimentations plus approfondies qui visent à valider l'approche proposée sur des données issues d'un contexte réel et s'appuyant sur plusieurs critères.

## Références

- Belton, V. et J. Pictet (1997). A framework for group decision using a mcda model : sharing, aggregation or comparing individual information. *Revue des Systèmes de Décision* 6(3), 283–303.
- B.Tseng et C. Huang (2005). Capitalizing on knowledge : A novel approach to crucial knowledge determination. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part A : Systems and Humans*.
- Chesñevar, C., R. Brena, et J. Aguirre (2006a). Solving power and trust conflicts through argumentation in agentmediated knowledge distribution. In *International Journal of Knowledge-based and Intelligent Engineering Systems (KES)*.
- Chesñevar, C., P. Maguitman, et G.Simari (2006b). Argument-based user support systems using defeasible logic programming. In K. K. B. M. B. S. V. Eds. Maglogiannis, I. (Ed.), *Artificial Intelligence Applications Innovations In (IFIP International Federation for Information Processing, Vol. 204)*, pp. 61–69.
- Dieng, R., O.Corby, A.Giboin, et M. Rybière (1998). Methods and tools for corporate knowledge management. Technical report, INRIA.

- Elvang-Goransson, M., P. Krause, et J. Fox (1992). Dialectic reasoning with inconsistent information. In *Ninth annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*.
- Ermine, J. (2003). *La gestion des connaissances*. Hermes science.
- Greco, S., B. Matarazzo, et R. Slowinski (2000). Dealing with missing data in rough set analysis of multi-attribute and multi-criteria decision problems. In G. D. S. Zanakakis et C. Zopounidis (Eds.), *Decision making : Recent development and worldwide applications*, Dordrecht, pp. 295–316. Kluwer Academic.
- Grundstein, M. (2000). *From capitalizing on company knowledge to knowledge management*, Chapter 12, pp. 261–287. The MIT Press.
- Grundstein, M., C. Rosenthal-Sabroux, et A. Pachulski (2003). Reinforcing decision aid by capitalizing on company's knowledge. *European Journal of Operational Research* 145(2), 256–272.
- Kraus, S., K. Sycara, et E. Evanchik (1998). Argumentation in negotiation : A formal model and implementation. *Artificial Intelligence* 104(1-2), 1–69.
- Noh, J., K. Lee, J. Kim, J. Lee, et S. Kim (2000). A case-based reasoning approach to cognitive map-driven tacit knowledge management. *Expert Systems with application*, 249–259.
- Saad, I. (2005). *Une contribution méthodologique pour l'aide à l'identification et l'évaluation des connaissances nécessitant une opération de capitalisation*. Ph. D. thesis, Université Paris-Dauphine, Paris, France.
- Saad, I. et S. Chakhar (To appear). A decision support for identifying crucial knowledge requiring capitalizing operation. *European Journal of Operational Research*.
- Simari, G. et R. Loui (1992). A mathematical treatment of defeasible reasoning and its implementation. *Artificial Intelligence* 53(2-3), 125–157.
- Sycara, K. (1989). Arguments of persuasion in labour mediation. In *Ninth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 294–296.

## Summary

Determining crucial Knowledge is an important challenge when organization resources are limited and huge quantity of knowledge is difficult to exploit by end users. In this paper we present an agent-based argumentative approach to provide a conflict resolution in the K-DSS which is a decision support system for identifying and evaluating crucial knowledge.

In the knowledge base of K-DSS, inconstancies can appear because of conflicts between decision makers evolved in the process of identification of crucial knowledge. Our aim is to solve conflicts by the mean of argumentative agents representing decision makers. Multiagent theory is suitable to our context due to the autonomous character of agents able to represent faithfully each human actor evolved in the process of identification of crucial knowledge.