



Open Archive Toulouse Archive Ouverte (OATAO)

OATAO is an open access repository that collects the work of Toulouse researchers and makes it freely available over the web where possible.

This is an author-deposited version published in: <http://oatao.univ-toulouse.fr/>
Eprints ID: 8383

To cite this document:

Potes Ruiz, Paula and Noyes, Daniel and Kamsu-Foguem, Bernard *Raisonnement collaboratif à partir de cas dans la résolution de problèmes en maintenance*. (2012)
In: 9th International Conference on Modeling, Optimization & SIMulation, 6-8 Juin 2012, Bordeaux, France

Any correspondence concerning this service should be sent to the repository administrator: staff-oatao@inp-toulouse.fr

RAISONNEMENT COLLABORATIF À PARTIR DE CAS DANS LA RÉSOLUTION DE PROBLÈMES EN MAINTENANCE

P. POTES RUIZ, D. NOYES, B. KAMSU-FOGUEM

Laboratoire Génie de Production / INP-ENIT - Université de Toulouse
47, Avenue d'Azereix, BP 1629
65016 Tarbes Cedex - France
paula.potesruiz@enit.fr, daniel.noyes@enit.fr, bernard.kamsu-foguem@enit.fr

RESUME : Nous nous intéressons dans cette étude à la réalisation de la fonction maintenance en contexte industriel et, plus particulièrement, à l'aide qui peut être apportée aux processus décisionnels sous-jacents par la réutilisation des connaissances. La résolution de problèmes complexes en maintenance nécessite souvent la collaboration d'experts pour prendre les décisions nécessaires, parfois en situation d'urgence. Nos travaux visent l'amélioration des performances des actions de maintenance par l'exploitation de système de retour d'expériences en contexte collaboratif. Plusieurs idées sont développées, dans le domaine de la maintenance industrielle, sur les processus de résolution de problèmes complexes et, plus particulièrement, une proposition de développement de Raisonement Collaboratif à Partir de Cas (RCàPC).

MOTS-CLES : Fonction Maintenance, Retour d'Expérience, Raisonement à Partir de Cas (RàPC), Décision collaborative, Modèle de Croyances Transférable (MCT).

1 INTRODUCTION

La recherche d'une meilleure disponibilité des équipements et des systèmes industriels fait de la maintenance une activité clé pour la réalisation de la performance des entreprises (Seguy, 2008). Les activités de maintenance concernent des actions techniques impliquant des ressources matérielles ainsi que des ressources immatérielles (désignées, par la suite, par connaissances) engagées notamment dans les prises de décision complexes.

Nous nous intéressons dans ce travail aux processus décisionnels engagés pour la résolution de problèmes complexes en maintenance et, plus particulièrement, aux mécanismes de collaboration d'experts, associés pour résoudre ces problèmes. Les principaux objectifs de ce travail sont : *i*) aider la résolution des problèmes complexes en maintenance par exploitation de l'expérience acquise dans des organisations multi-acteurs, *ii*) gérer les connaissances multi-expertes dans une approche d'agrégation pour faciliter la prise de décision collaborative, *iii*) poser les bases du RCàPC : Raisonement Collaboratif à Partir de Cas.

Le papier est organisé en trois sections principales. Nous résumons dans la section 2 les principes de maintenance qui forment le cadre de notre étude. Dans la section 3, nous présentons les éléments de base du retour d'expérience et de la résolution de problème par le Raisonement à Partir de Cas (RàPC). Nous développons plus particulièrement les étapes du RàPC dans la section 4, introduisant progressivement les éléments de la méthode qui construisent le Raisonement Collaboratif à Partir de Cas (RCàPC).

2 DOMAINE DE LA MAINTENANCE

La fonction maintenance est très souvent considérée comme une activité clé qui contribue de manière essentielle à la réalisation de performance des entreprises. La maintenance est définie comme « l'ensemble de toutes les actions techniques, administratives et de gestion durant le cycle de vie d'un bien, destinées à le maintenir ou à le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise » (Afnor, 2001).

Progressivement, la fonction maintenance est devenue « la réponse » au besoin de maîtriser techniquement et économiquement les systèmes de production dans un environnement de plus en plus automatisé (Rasovska, 2006).

La complexité croissante de ces systèmes et des technologies constitutives a rendu difficiles les activités de maintenance, nécessitant une assistance forte tant sur les plans décisionnels que d'exécution et l'adoption de stratégies d'actions adaptées.

2.1 Types de maintenance

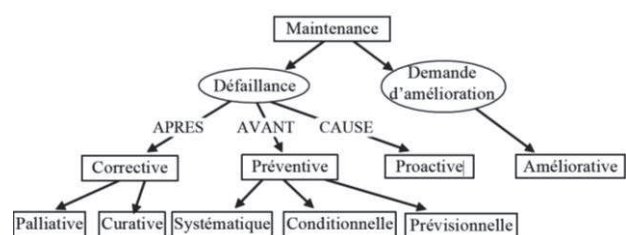


Figure 1 : Stratégies de maintenance (Rasovska, 2006)

Plusieurs formes de maintenance peuvent être déployées en entreprise, se distinguant selon la manière dont est géré ou anticipé le processus de défaillance du système maintenu. Ces stratégies de maintenance sont appelées sur le schéma de la figure 1 (Afnor, 2001).

- La maintenance corrective, exécutée après détection d'une défaillance, est destinée à remettre un bien dans un état dans lequel il peut accomplir une fonction requise. Cette intervention peut être à caractère provisoire (maintenance palliative) ou définitif (maintenance curative).

- La maintenance préventive, réalisée à des dates prédéterminées ou selon des critères prescrits, est destinée à réduire la probabilité de défaillance. Elle peut être effectuée à des intervalles de temps préétablis ou en fonction d'un nombre défini d'unités d'usage, indépendamment de l'état du bien (maintenance systématique) ; elle peut être aussi basée sur une surveillance du fonctionnement du bien et/ou des paramètres significatifs de ce fonctionnement, intégrant les actions qui en découlent (maintenance conditionnelle) ou, encore, être exécutée suivant les prévisions extrapolées de l'analyse et de l'évaluation de paramètres significatifs (maintenance prévisionnelle).

- La maintenance proactive repose sur l'exploitation du retour d'expérience et sur l'analyse approfondie des phénomènes pathologiques à l'origine des défaillances (Monchy, 2000). Elle est basée sur la maintenance conditionnelle et prévisionnelle et s'enrichit du diagnostic des causes de pannes et défaillances (Rasovska, 2006).

- La maintenance améliorative vise, elle, à augmenter la fiabilité, la maintenabilité, la disponibilité et la sécurité du système. Ce type de maintenance fait partie des interventions de grande maintenance, avec les travaux de rénovation et de remise à neuf (Seguy, 2008).

Sans restriction, les développements que nous proposons dans ce papier sont applicables à chacun de ces types de maintenance. Cependant, nous nous intéressons plus particulièrement aux situations de maintenance corrective car le caractère d'urgence, souvent sous-jacent, met en exergue la criticité du processus décisionnel qui préside aux interventions et la nécessaire efficacité des collaborations qui peuvent être établies.

2.2 Processus de maintenance

Les activités de maintenance impliquent des processus de décision et d'actions collaboratifs dans lesquels des groupes d'acteurs travaillent en collaboration via un espace commun de recherche (Panzarasa et al., 2002). La conceptualisation des mécanismes engagés dans ces échanges facilite l'intégration de la gestion des connaissances dans les systèmes décisionnels collaboratifs.

D'une manière générale, nous pouvons associer aux interventions de maintenance trois catégories d'acteurs (Seguy, 2008) (figure 2) :

- les opérateurs qui conduisent l'équipement maintenu (la prise en compte de cette catégorie correspond à l'application de la méthode TPM (Total Productive Maintenance)),
- les mainteneurs disponibles ou non sur le site,
- les experts sollicités pour la résolution des problèmes complexes.

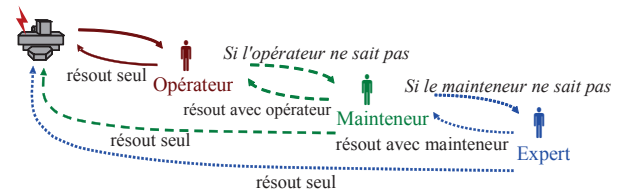


Figure 2 : Intervention de maintenance multi-acteur

Nous nous intéressons à la résolution de problèmes complexes en maintenance et nous allons étudier comment peuvent être gérées et sollicitées les connaissances des différents acteurs pour contribuer à l'amélioration de la prise de décisions collaboratives.

L'expérience des acteurs de maintenance représente un capital immatériel très important dans l'entreprise. La valorisation continue de ce capital est une préoccupation majeure qui peut être satisfaite par l'application des principes d'exploitation du retour d'expériences.

La gestion des connaissances acquises dans les expériences passées et la réutilisation de ces connaissances dans la résolution de nouveaux problèmes, parfois dans l'urgence de situations critiques, fera épargner du temps, de l'argent et améliorera la réactivité de la maintenance et les performances du système maintenu.

3 MANAGEMENT DES CONNAISSANCES

3.1 Retour d'Expériences

L'amélioration continue des processus et de la performance des produits constitue un enjeu majeur. L'intégration des principes de retour d'expérience au cycle de vie des produits et systèmes constitue une approche prometteuse pour atteindre ces objectifs industriels. En effet, dans l'objectif d'une amélioration continue, les entreprises cherchent à mieux gérer les connaissances des acteurs afin de faciliter les processus de résolution de problèmes ; les expériences passées, avec leur capitalisation et leur réutilisation, sont devenues la première source de connaissances.

Le retour d'expérience peut être défini comme une démarche structurée de capitalisation et d'exploitation des connaissances issues de l'analyse d'événements positifs et/ou négatifs. Cette démarche met en œuvre un ensemble de ressources humaines et technologiques qui doivent être organisées pour contribuer à réduire les répétitions d'erreurs et à favoriser certaines pratiques performantes (Rakoto, 2004).

L'application des principes du retour d'expérience au domaine de la maintenance s'inscrit dans cette dynamique d'amélioration continue, insistant sur la surveillance et la vérification continues des causes de défaillance du système surveillé pour éliminer les défaillances répétitives et les problèmes récurrents (Kamsu et Noyes, 2009).

Un processus de retour d'expériences correspond à un cycle d'actions comprenant deux phases principales (figure 3) : un processus de capitalisation (acquisition d'expérience et mémorisation), un processus d'exploitation (réutilisation et adaptation) (Armaghan, 2009).

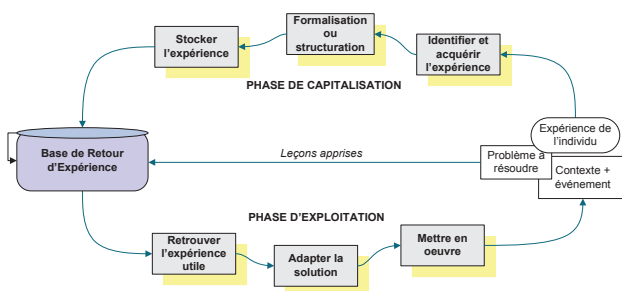


Figure 3 : Cycle du retour d'expérience (Armaghan, 2009)

La phase de capitalisation vise à identifier et extraire les connaissances ou pratiques « métier ». Il faut formaliser et structurer ces connaissances et les mettre en mémoire afin de les rendre facilement accessibles et disposer à tout moment de cette expérience acquise pour la réutiliser dans la résolution de nouveaux problèmes.

La phase d'exploitation consiste à retrouver l'expérience utile dans la base, l'adapter au problème à résoudre et mettre en œuvre la solution issue de la base d'expérience après son adaptation éventuelle.

Dans notre cas particulier de résolution de problèmes en maintenance, la création d'une base de cas pour représenter ces expériences impliquant mainteneurs et experts pourra s'effectuer à partir d'une modélisation du domaine suivie d'une représentation qui consiste à traduire la modélisation dans un formalisme (Matta *et al.*, 2001).

L'objectif d'un système de retour d'expérience efficace est de fournir la bonne connaissance au bon acteur, au bon moment et au bon niveau pour que cet acteur puisse prendre la bonne décision. Il s'agit donc d'un ensemble structuré des connaissances reliées à l'expérience.

Des outils et des méthodes spécifiques ont été proposés dans le cadre du retour d'expériences, comme par exemple, REX, MKSM, CYGMA, Atelier FX, Componential Framework, CommonKADS, KOD, et MEREX. Plusieurs ont été utilisés spécifiquement dans le domaine de la résolution de problèmes (Armaghan, 2009) comme :

- la méthode REX (retour d'expérience) (Malvache et Prieur, 1993) dont la finalité est la constitution d'une base de connaissances pour les futures équipes ; le principe réside dans la constitution des « éléments d'expériences » extraits d'une activité quelconque,

- l'approche Componential Framework (Steels, 1993), proposée dans le cadre de l'acquisition des connaissances pour développer des systèmes à base de connaissances et dans laquelle une activité est définie selon un cycle de trois perspectives : tâche, information et méthode,

- la méthodologie CommonKADS (Common Knowledge Acquisition and Design Support) (Schreiber *et al.*, 1994) dans laquelle le partage des connaissances est basé sur la communication et la re-création des connaissances (Dieng-Kuntz, 2001) et où les connaissances du domaine sont séparées de celles du raisonnement,

- la méthode KOD (Knowledge Oriented Design) qui est une contribution à la résolution de problème de la capture de l'expertise. Le processus de la modélisation de la connaissance repose sur trois modèles : le modèle pratique (identification des éléments de l'expertise), le modèle cognitif (validation des connaissances acquises) et le modèle informatique (mise en forme des connaissances dans un programme informatique) (Dieng-Kuntz, 2001).

Parmi les méthodes développées dans le cadre de l'ingénierie des connaissances pour la résolution de problèmes, nous retiendrons pour nos travaux le Raisonnement à Partir de Cas (RàPC) dans lequel les éléments d'expérience sont exprimés en forme de « cas ».

D'un large spectre d'utilisation, le RàPC est fréquemment utilisé par les experts de la maintenance industrielle dans différentes applications comme, par exemple, le diagnostic technique. L'objectif « standard » d'emploi de cette technique est de la résolution d'un problème de défaillance en identifiant les causes de celle-ci et en proposant une démarche efficace d'intervention.

3.2 Le Raisonnement à Partir de Cas

Le raisonnement à partir de cas (RàPC ou CBR (Case-Based Reasoning)) est issu de l'intelligence artificielle et de la psychologie cognitive orientée vers la résolution de problèmes (Armaghan, 2009). Le RàPC est basé sur l'exploitation d'expériences antérieures pour résoudre, par analogie, de nouveaux problèmes ou cas.

Fuchs (Fuchs *et al.*, 2006) définit un cas comme la description informatique d'un épisode de résolution de problèmes ; celui-ci est composé de deux espaces disjoints : le contexte et sa solution. De par l'importance fréquente de justifier une solution choisie, nous introduisons un troisième espace, l'espace d'analyse, qui servira de support au traitement et pourra être aussi

utilisé pour la remémoration du cas le plus adaptable au nouveau problème.

Ainsi, un Cas_i est représenté par un triplet $Cas_i = \langle Cx_i, A_i, S_i \rangle$ dans lequel Cx_i , A_i et S_i représentent respectivement le contexte (description du problème), l'analyse (recherche de la cause racine du problème) et la solution de l'expérience (ensemble d'actions pour résoudre le problème) (Jabrouni et al., 2011b).

La base de retour d'expérience correspond ainsi à un ensemble de cas désignés comme « cas sources » et est représentée par : $B_{cas} = \{Cas_i, i \in \{1 \dots n\}\}$.

L'organisation de la base de retour d'expérience sera établie par rapport au fonctionnement interne des systèmes maintenus, caractérisés par des processus et un ensemble de ressources (humaines et technologiques), liés à différents domaines (mécanique, électronique, informatique, pneumatique, ...). Il s'agit d'une classification basée sur les domaines des problèmes plus récurrents, liés à chacun des composants du système.

D'une manière générale, le cycle du raisonnement à partir de cas peut être défini par les étapes suivantes (figure 4) (Aamodt et Plaza, 1994) :

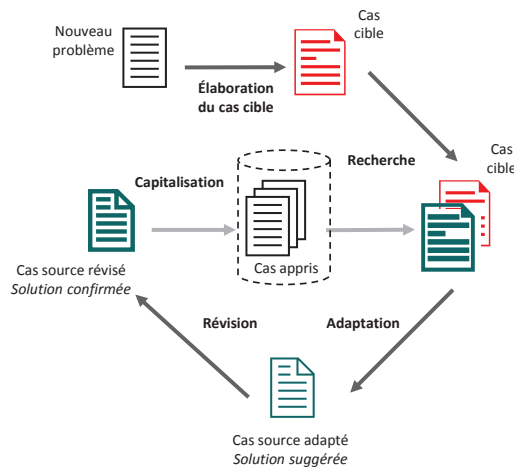


Figure 4 : Cycle classique du RàPC inspiré de (Aamodt et Plaza, 1994)

- l'élaboration du cas cible (désigné aussi comme « cas courant », « cas de référence » ou « nouveau cas ») qui implique la construction d'un nouveau cas,
- la recherche des cas sources (désignés aussi par « cas passés » ou « cas de la base ») proches ou similaires, à sélectionner pour en extraire le cas dont la solution sera réutilisée pour le nouveau problème,
- l'adaptation, si nécessaire, de la solution du cas source sélectionné au cas cible,
- la révision, consistant à évaluer la pertinence de la solution obtenue et à la modifier, si nécessaire, afin de la valider,
- la capitalisation des connaissances acquises, mémorisées via le stockage des cas adaptés et corrigés.

Nous allons reprendre ci-après les différentes étapes du RàPC et nous mettrons en exergue, pour chacune, les particularités d'emploi pour satisfaire les exigences d'exploitation dans le contexte particulier de la maintenance et des défis qui en découlent.

4 RAISONNEMENT COLLABORATIF À PARTIR DE CAS

4.1 Elaboration du cas cible

Selon (Fuchs et al., 2006), l'élaboration du cas cible consiste, à partir de l'entrée du système de RàPC, à décrire le problème cible.

Dans le cas de résolution de problèmes complexes, susceptibles d'impliquer un mode collaboratif entre plusieurs experts, cette étape revêt une importance particulière. C'est par le résultat de description du cas cible que pourront être trouvés les cas sources propres aux différents experts.

Afin d'assurer une efficacité maximale à cette confrontation de connaissances d'experts par une pleine compréhension des situations, nous préconisons l'emploi d'un formalisme adapté qui s'appuie sur une ontologie du domaine.

Nous considérons ainsi les technologies sémantiques comme très utiles pour garantir que l'information échangée par les différents experts dans le système est significative et interprétée par tous de la même manière (Jabrouni et al., 2011a). Les ontologies sont à la base des technologies sémantiques.

L'ontologie a pour finalité de modéliser les connaissances dans un domaine donné afin de les rendre partageables (Smith, 2001). Elle correspond à un ensemble structuré de termes ou de définitions de concepts et de relations entre ces concepts, employés afin de décrire la structure de l'information pour ce domaine et raisonner à propos des objets du domaine.

En prolongement de ce choix, nous préconisons aussi l'emploi, parmi les langages de représentation des connaissances, des Graphes Conceptuels (GC), proposés par John Sowa (Sowa, 2000).

Les GC permettent de définir rigoureusement un vocabulaire de domaine et d'utiliser ce vocabulaire pour décrire et raisonner sur des situations. Par ailleurs, le formalisme des GC marque une séparation nette entre les connaissances ontologiques (concepts et relations constituant le vocabulaire du domaine) et les connaissances factuelles représentées par les graphes. Enfin, les GC possèdent une sémantique formelle en logique des prédicats et sont, en même temps, proches de l'expression en langage naturel (Kamsu, 2004). Ainsi, ils sont facilement manipulables et compréhensibles par les différents acteurs en maintenance.

Le cas cible sera donc défini en prenant comme base les connaissances du domaine (via l'ontologie) et en renseignant les différents descripteurs significatifs D_j . Un descripteur est généralement considéré comme un doublet $\langle Co_j, Valeur(Co_j) \rangle$ comportant un concept Co_j et sa valeur.

4.2 Recherche

L'objectif ici est de retrouver dans la base de cas le(s) cas source(s) le(s) plus proche(s) du cas cible. Cette recherche est essentiellement basée sur la comparaison des contextes des cas sources à celui du cas cible.

Dans certaines situations, comme par exemple les processus de maintenance, une extension à l'espace analyse peut être requise ; il est en effet possible qu'on recherche des cas ayant été résolus d'une certaine manière.

Une mesure doit être définie pour sélectionner, parmi tous les cas sources de la base de cas, les cas les plus similaires. Appelée « mesure de similarité », cette mesure est nécessaire afin de représenter numériquement les informations de ressemblance entre les différents cas (Ruet, 2002).

De nombreuses mesures de similarité ont été proposées dans la littérature, du fait, en particulier, de l'intérêt croissant pour le web sémantique. La sélection d'une mesure de similarité particulière dépend, bien sûr, des exigences mais aussi de la structuration des informations à comparer. Il pourra s'agir d'une mesure existante, d'une adaptation ou d'une combinaison de mesures déjà existantes (Béler, 2008).

Pour notre part, notre représentation des connaissances s'appuie sur les ontologies et nous proposons d'utiliser une mesure de similarité sémantique basée sur une ontologie établie. Cette mesure combinera les connaissances fournies par l'ontologie et le contenu d'information des concepts qui sont comparés (Batet, 2010).

L'objectif est de fournir une valeur numérique comparant une paire de concepts en fonction du support sémantique que constitue l'ontologie.

Nous retenons une mesure particulière, basée sur la notion de super-concept (Batet, 2010), qui minimise l'ambiguïté du langage et améliore la précision des calculs en exploitant les connaissances taxonomiques disponibles dans l'ontologie.

Nous désignons par super-concept d'un concept Co_i appartenant à l'ensemble C des concepts de l'ontologie, tout concept de C dont Co_i est un descendant. Par exemple, dans l'ontologie représentée sur la figure 5, les super-concepts de « engrenage » sont « élément de transmission » et « système mécanique ».

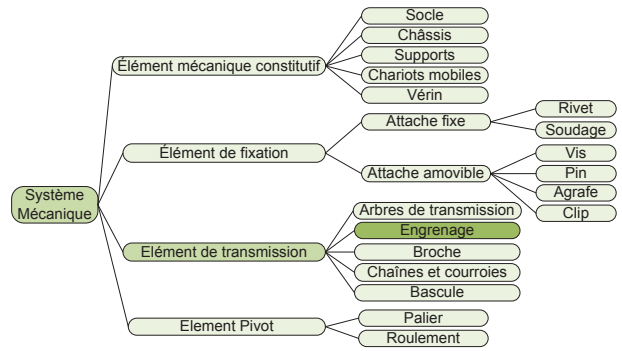


Figure 5 : Les super-concepts

De même, nous désignons par $T(Co_i)$ l'ensemble des concepts de C contenant tous les super-concepts (i.e., ancêtres) du concept Co_i dans l'ontologie :

$$T(Co_i) = \{Co_j \in C / Co_j \text{ est un superconcept de } Co_i\} \cup \{Co_i\}$$

Le principe de la théorie de l'information stipule que plus un concept est probable, moins le fait qu'il soit présent donne de l'information. Il a été établi ainsi que la quantité d'information dépend logarithmiquement de la probabilité d'apparition (Shannon et Weaver, 1948). Afin de tenir compte de la quantité d'information commune entre les éléments d'une paire de concepts, une mesure de similarité basée sur le logarithme sera la plus appropriée à notre travail. En effet, elle tient compte de la quantité de super-concepts partagés et non partagés entre les concepts à comparer et est une approche non linéaire considérée comme optimale dans l'évaluation des éléments sémantiques (Al-Mubaid et Nguyen, 2006).

Nous utilisons donc la fonction logarithme inverse pour la transformation des mesures de similitude (Batet *et al.*, 2010) de la manière suivante :

$$Sim(Co', Co_i) = -\log_2 \frac{|T(Co') \cup T(Co_i)| - |T(Co') \cap T(Co_i)|}{|T(Co') \cup T(Co_i)|}$$

où Co' est le concept à comparer du cas cible, Co_i le concept appartenant au cas source, $|T(Co') \cup T(Co_i)|$ le nombre total de super-concepts nécessaires pour caractériser les deux concepts comparés et $|T(Co') \cap T(Co_i)|$ le nombre de super-concepts communs.

Cette mesure de similarité respecte des axiomes mathématiques définis dans (Lin, 1998) et repose sur une base mathématique démontrable, d'où ses bonnes performances sur des benchmarks de la littérature.

Enfin, pour normaliser cette mesure en ramenant sa valeur dans l'espace $[0, 1]$, nous utilisons le principe de normalisation ci-après (Jabrouni *et al.*, 2011b) :

$$Sim_{norm}(Co', Co_i) = 1 \quad \text{si } Co' = Co_i$$

$$Sim_{norm}(Co', Co_i) = \frac{Sim(Co', Co_i)}{\log_2(H + 2)} \quad \text{si } Co' \neq Co_i$$

où H désigne la hauteur de l'ontologie.

Ainsi, par Sim_{norm} , nous pouvons associer à chaque descripteur des cas sources dans la base de cas une mesure de similarité avec les descripteurs respectifs du problème à résoudre, permettant une analyse par descripteur.

Cette mesure est à compléter par le résultat de la comparaison des valeurs prises par chaque concept dans le problème associé. Au final, nous proposons une mesure de similarité inspirée des travaux de (Haouchine, 2009).

La mesure de similarité locale (Sim_{ij}) du cas source i avec le cas cible peut être définie, pour le descripteur D_j , comme suit :

$$Sim_{ij} = \varphi_{ij}^{Concept} \times \varphi_{ij}^{Valeur}$$

où i fait référence au cas source et j fait référence au descripteur D_j , avec :

$$\begin{aligned} - \varphi_{ij}^{Concept} &= 1 && \text{si } Co' = Co_i \\ \varphi_{ij}^{Concept} &= \frac{-\log_2 \frac{|T(Co') \cup T(Co_i)| - |T(Co') \cap T(Co_i)|}{|T(Co') \cup T(Co_i)|}}{\log_2(H+2)} && \text{si } Co' \neq Co_i \\ - \varphi_{ij}^{Valeur} &= 1 && \text{si } Valeur(Co') = Valeur(Co_i) \\ \varphi_{ij}^{Valeur} &\in [0,1] && \text{si } Valeur(Co') \neq Valeur(Co_i) \end{aligned}$$

La détermination de φ_{ij}^{Valeur} nécessite la définition d'une fonction spécifique qui permet de comparer les valeurs qui peut prendre chaque concept. Cette fonction sera donc adaptée aux types de concept à comparer et aux valeurs possibles de ces concepts.

Nous obtenons ainsi la similarité locale pour chacun des descripteurs communs des cas sources et cible. Il faut encore établir une similarité globale par agrégation de toutes les mesures de similarité locales des descripteurs des cas.

Comme certains descripteurs peuvent être jugés plus importants que d'autres, la similarité globale sera basée sur la méthode de la moyenne pondérée car celle-ci permet d'agréger les mesures de similarité locales en tenant compte du poids qui peut être assigné à chaque descripteur. Ainsi, la mesure de similarité globale ($Sim_{(cible,source_i)}$) sera définie comme suit :

$$Sim_{(cible,source_i)} = \sum_{j=1}^m Sim_{ij} \times w_j$$

avec m = nombre de descripteurs communs entre le cas source i et le cas cible, Sim_{ij} = similarité locale du cas i dans le descripteur D_j , w_j poids associé au descripteur j ($0 \leq w_j \leq 1$, $\sum_{j=1}^m w_j = 1$).

Remarque : Nous proposons de prolonger cette étude de similarité entre les cas sources et le cas cible par l'adjonction d'une mesure complémentaire qui exploitera la manière avec laquelle ont été écrits les cas sources et

cible et qui sera établie comme suit. À notre connaissance, cette proposition, exposée ci-après, n'a jamais été abordée dans la littérature.

Chaque cas est décrit par plusieurs descripteurs D_j ; on vient de montrer comment comparer les descripteurs communs. On peut adosser à cette mesure l'information que représente la part de descripteurs communs parmi l'ensemble des descripteurs décrivant les cas source et cible.

Pour ce faire, nous pouvons utiliser le même principe de mesure que (Batet *et al.*, 2010) en adaptant l'expression de $Sim(Co, Co_i)$ comme suit :

$$D_{(cible,source_i)} = -\log_2 \frac{|D(C) \cup D(C_i)| - |D(C) \cap D(C_i)|}{|D(C) \cup D(C_i)|}$$

où $D(C)$ est l'ensemble de descripteurs du cas cible, $D(C_i)$ l'ensemble de descripteurs appartenant au cas source, $|D(C) \cup D(C_i)|$ le nombre total de descripteurs nécessaires pour caractériser les cas source et cible et $|D(C) \cap D(C_i)|$, le nombre de descripteurs communs.

Cette mesure $D_{(cible,source_i)}$ peut être intégrée à la mesure de similarité du cas source i avec le cas cible dans une forme de similarité globale :

$$Sim_{globale i} = Sim_{(cible,source_i)} \times D_{(cible,source_i)}$$

où $Sim_{(cible,source_i)}$ fait référence à la similarité globale des descripteurs communs et $D_{(cible,source_i)}$ aux descripteurs communs par rapport à l'ensemble de tous les autres descripteurs.

Cette mesure $D_{(cible,source_i)}$ peut être aussi utilisée de façon discriminante pour présélectionner des cas sources en fonction d'un seuil fixé selon le contexte.

4.3 Nouvelles phases « Elaboration du cas cible » et « Recherche » dans le cadre collaboratif

Comme nous l'avons déjà indiqué, un point essentiel dans la résolution de problèmes complexes nécessitant la collaboration d'experts est la manière avec laquelle les cas sont organisés dans la base de cas.

Parmi les deux types d'organisation des cas classiquement envisageables, simple ou hiérarchisée (Fuchs, 2008), nous nous intéressons plus particulièrement à celle hiérarchisée qui permet une mémorisation plus performante dans la résolution des problèmes ; nous nous plaçons dans le contexte d'une architecture distribuée de raisonnement à partir de cas. Un RàPC distribué peut être utilisé dans deux types de situations (McGinty et Smyth, 2001) :

- un seul agent ayant accès à différentes bases de cas entre lesquelles sont répartis les cas appris,
- plusieurs agents ayant chacun sa propre base, collaborant pour résoudre le problème ; chaque agent mène localement un raisonnement.

Ce sont deux situations classiques des activités de maintenance et la résolution de problèmes complexes (figure 6).

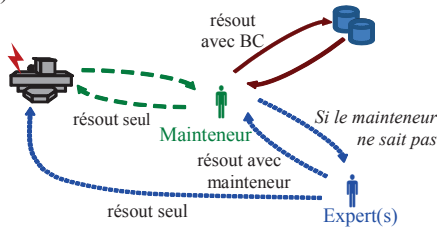


Figure 6 : Engagement d'expert(s)

Le RàPC distribué est présenté comme une solution d'amélioration des performances des systèmes de RàPC (Plaza et McGinty, 2005). Les travaux de McGinty et Smyth (McGinty et Smyth, 2001) décrivent un RàPC distribué qui utilise un mode simple de collaboration pour résoudre les problèmes dans le contexte de la planification de routes.

La collaboration est menée comme suit : un agent A_i essaie de résoudre le problème dans sa propre base de cas. En cas d'échec, il diffuse le problème aux autres experts qui retournent leur solution à A_i . L'agent A_i sélectionne l' A_j le plus indiqué pour la résolution, selon un score établi par rapport à l'expertise et les compétences des agents. Ainsi, A_i obtient la solution proposée pour un A_j et résout le cas localement.

Notre proposition est basée sur ce principe d'architecture « distribuée » de RàPC.

L'objectif est de réutiliser et de combiner différents cas associés à des raisonnements à partir de cas locaux pour générer de nouvelles solutions aux problèmes complexes abordés par un processus décisionnel collaboratif.

Plusieurs avantages en découlent : renforcement des connaissances acquises, plus grande efficacité du processus (et extension du spectre d'action) et meilleure efficacité.

La plateforme de Raisonnement Collaboratif à Partir de Cas (RCàPC) induite aura la particularité d'associer différentes bases de cas BC_i ($i=1, \dots, n$, n : nombre d'experts) dans une base commune $\langle BC \rangle$, illustrant un ensemble d'experts, caractérisés par leur domaine de spécialité et associés pour résoudre un problème (par négociation, coopération ou collaboration) et établir une solution globale à ce problème.

L'engagement des experts peut être envisagé entre deux scénarios extrêmes :

- partition du problème en sous-ensembles disjoints ; chaque expert est responsable d'une partie de la résolution du problème ; la solution intègre les réponses partielles,
- soumission du problème complet à chacun des experts ; la solution agrège les réponses concurrentes (ou résulte d'une sélection entre ces solutions).

Il s'agira, le plus souvent, d'un travail collaboratif impliquant un engagement mutuel des experts dans un effort coordonné pour résoudre ensemble un problème mettant en commun des informations, des expériences et des compétences (Armaghan, 2009).

Au niveau de l'architecture, deux orientations principales se dégagent.

La première, présentée sur la figure 7, associe les différentes BC_i dans une organisation « classique » du RàPC centré sur la base commune $\langle BC \rangle$, introduisant seulement une nouvelle étape dans le cycle de traitement : l'agrégation d'avis d'experts. Cette étape, qui sera décrite dans le paragraphe suivant, permet d'élaborer une solution générale à partir des différents points de vue fournis par les experts intervenants.

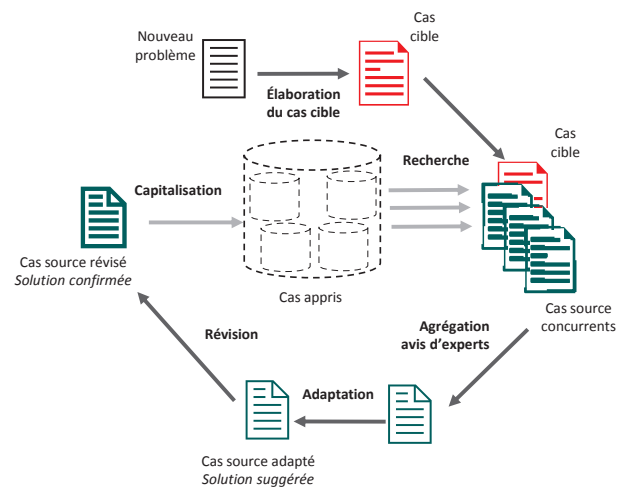


Figure 7 : Architecture classique intégrant les différentes bases BC_i

Il importe de souligner deux points influents :

- comment seront représentées les connaissances dans $\langle BC \rangle$, chaque expert ayant son propre mode de raisonnement selon ses expériences et son domaine ; on retrouve ici tout l'intérêt de s'appuyer sur une ontologie et un langage dédié comme les GC. Un effet induit sera au niveau de la formalisation du cas cible déjà évoqué au §4.1,
- comment sera réactualisée la base $\langle BC \rangle$ par les connaissances apprises dans le traitement du nouveau cas.

La deuxième architecture (figure 8) externalise la base $\langle BC \rangle$ qui intervient ici en complément des connaissances locales incluses dans un RàPC classique.

Dans cette organisation, la connaissance experte est « délocalisée » et n'est impliquée dans la résolution du problème qu'en cas d'insuccès en mode local.

En cas de sollicitation de $\langle BC \rangle$, on retrouve, comme sur la figure 7, l'étape d'agrégation des avis d'experts, la solution globale étant construite à partir des solutions concurrentes ou complémentaires fournies par les experts.

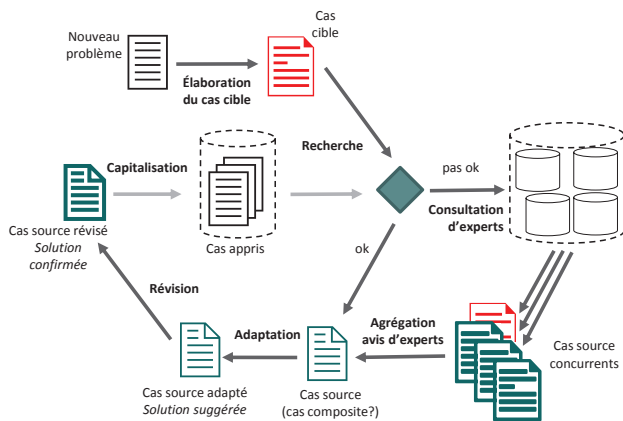


Figure 8 : Architecture externalisant les bases BCi

Remarque : Une évolution importante de cette dernière architecture consisterait à systématiser la sollicitation des experts de <BC> (qui peuvent engager chacun un RàPC dédié, en mode local) et à spécialiser le RCàPC sur la conduite même du travail collaboratif entre experts. Les cas appris au niveau du RCàPC concerneraient l'expérience de conduite des collaborations. Il s'agit là d'une de nos perspectives d'étude.

4.4 Agrégation d'avis d'experts

Lorsque les expériences les plus similaires ont été sélectionnées, l'étape suivante va consister à agréger et exploiter ces cas identifiés.

Pour traiter les avis d'experts, nous proposons de nous appuyer sur la « crédibilité » de ces avis et d'utiliser une adaptation du modèle des croyances transférables pour la modélisation et la quantification de cette crédibilité attribuée à chacun des experts.

Pour chacune des hypothèses associées aux cas sources, nous disposons d'un avis subjectif des experts (probabilité pignistique qui est basé sur les croyances des experts) et d'un résultat objectif (quelle hypothèse a été validée).

Nous allons associer à chaque hypothèse, deux scores en tenant toujours compte de la mesure de similarité obtenue comme nous l'avons présenté dans le §4.2.

Le premier score, appelé « score subjectif », est calculé à partir de la similarité des contextes et des avis subjectifs des experts (Jabrouni et al., 2011b). Le deuxième score, appelé « score objectif », est calculé de son côté à partir de la similarité de contextes et de la validation effective des hypothèses associées aux cas sources.

Ces scores seront ensuite agréés pour aider la prise de décision selon l'hypothèse qui sera réellement proposée pour la résolution du nouveau problème.

Les fonctions d'agrégation classiques sont établies à partir des fonctions du minimum, du maximum, de la moyenne, de la moyenne pondérée, du produit ainsi que de la fonction de Minkowski.

Il est important d'utiliser une mesure d'agrégation de type conjonctif prenant en compte tant la valeur de similarité des contextes que les scores subjectif et objectif des hypothèses.

Pour illustrer une agrégation de type conjonctif, nous considérons la fonction d'agrégation utilisant le produit. Le score subjectif est calculé en appliquant la fonction d'agrégation produit entre la probabilité pignistique de chaque hypothèse et la similarité obtenue à partir des contextes. Le score objectif résulte de l'agrégation entre la similarité des contextes et les résultats de la validation des hypothèses de résolution du cas déjà stocké. De cette manière, les mesures de similarité et les scores assignés sont pris en compte et influent sur le résultat final.

Après avoir agréé la similarité aux scores des hypothèses, nous déterminons l'intérêt de chacune des hypothèses en appliquant une fonction d'agrégation de type max pour retenir les scores subjectifs et objectifs maximum pour chaque hypothèse. Finalement, nous proposons de faire la moyenne entre ces deux nouveaux scores car chacun contribue au résultat final.

L'agrégation d'avis d'experts devient donc l'étape qui détermine comment les solutions de l'ensemble des cas sélectionnés seront combinées dans la solution finale (Leake et Sooriamurthi, 2002).

4.5 Phase d'adaptation

L'adaptation du cas source est une phase importante du RàPC. Il faut définir un algorithme d'adaptation en accord avec les nécessités de notre étude. L'objectif de l'adaptation est de réutiliser l'information du cas source retrouvé pour adapter sa solution au nouveau problème survenu.

Parmi les approches proposées dans la littérature, celle fondée sur les relations de dépendance existant entre l'espace contexte et l'espace solution d'une expérience donnée nous paraît parfaitement appropriée à notre problème de réutilisation des expériences passées en maintenance. Haouchine (2009) propose un algorithme d'adaptation qui s'appuie sur les contextes, l'ontologie et les relations de dépendance. Cet algorithme est dédié aux problèmes de diagnostic technique. Cette option, fondée sur les relations de dépendance dans le modèle de cause à effet entre les différentes défaillances pouvant apparaître dans l'équipement industriel, est privilégiée dans ce travail (Haouchine, 2009).

Nous avons choisi de retenir également cette approche d'adaptation puisque nous disposons d'un modèle de défaillance issu d'une expertise dans le domaine de la maintenance.

Dans le cas du diagnostic technique, le modèle de contexte concerne les relations de cause à effet entre les éléments susceptibles d'être défaillants. De ce fait, des

relations de dépendance (RD) entre les descripteurs « Contexte » et « Solution » peuvent être déduites mais non calculées comme dans les travaux de (Fuchs *et al.*, 2000). Ces relations RD peuvent être exprimées selon l'influence des descripteurs du contexte sur la solution. Nous illustrons sur la figure 9 le principe d'adaptation mettant en évidence : 1) le lien existant entre la description d'un problème (désigné par contexte) et sa solution, 2) les liens qu'il y a entre les contextes et les solutions des cas sources et du cas cible.

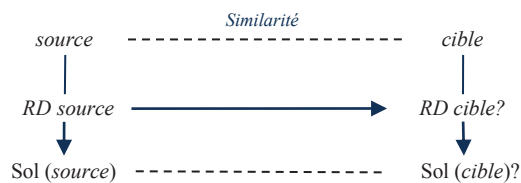


Figure 9 : Adaptation et dépendances

Finalement, la fin de cette phase est une solution suggérée pour la base mais cette solution doit être révisée avant d'être appliquée et capitalisée.

En définitive, la phase d'adaptation consiste à construire la solution au problème du cas cible à partir de la solution trouvée sur les cas sources.

4.6 Révision

La phase de révision est appelée également « étape de réparation » (Ruet, 2002). Issue de la phase d'adaptation, une solution est proposée pour le cas cible. Au cours de cette phase, la solution suggérée sera évaluée et, éventuellement modifiée avant d'être enregistrée. Le cas, révisé et validé, peut être appliqué et il devient une nouvelle expérience qui doit être capitalisée dans la base de connaissances.

4.7 Capitalisation

La capitalisation est la dernière étape du mécanisme dans laquelle le nouveau cas est mémorisé. Le nouveau cas obtenu est incorporé à la base de cas pour une réutilisation future. « Le stockage d'un nouveau cas permet donc d'enrichir la base de cas permettant l'augmentation de l'expérience du système » (Haouchine, 2009). Ainsi, la base de cas évolue au fur et à mesure que sont ajoutés de nouveaux cas avec pour finalité de prendre en compte les nouvelles solutions trouvées et la manière comme les cas ont été résolus lors la consultation des différents experts dans les situations complexes en maintenance.

CONCLUSIONS

Dans ce papier, nous avons proposé une nouvelle approche d'exploitation des connaissances dans un RàPC collaboratif pour la résolution de problèmes en maintenance. Cette approche introduit deux idées majeures : *i*) une extension de la mesure de similarité s'appuyant sur la part des descripteurs utilisés pour décrire le cas, parmi

l'ensemble total des descripteurs identifiés, *ii*) la description d'un moyen de capitalisation de la trace de raisonnement issue d'une résolution collaborative de problèmes.

Dans ce type d'architecture, plus que la capitalisation d'un résultat d'expertise, nous visons une méthode de capitalisation qui permette d'appréhender la manière avec laquelle un raisonnement collaboratif est mené efficacement. A moyen terme, cette réflexion sera l'objet d'approfondissements, notamment, par la confrontation à des exemples industriels.

REFERENCES

- Aamodt, A., et E. Plaza, 1994. Case-based reasoning: foundational issues, methodological variations, and system approaches. *Artificial Intelligence Communications*, 7 (1), p. 39-52.
- Afnor, 2001. Norme AFNOR NF EN 13306, *Terminologie de la maintenance*, Ed. Afnor, Paris.
- Al-Mubaid H., et H.A. Nguyen, 2006. A Cluster-Based Approach for Semantic Similarity in the Biomedical Domain. *Proceedings of the 28th IEEE, EMBS Annual International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society*, New York, USA, p. 2713-2717.
- Armaghan, N., 2009. *Contribution à un système de retour d'expérience basé sur le raisonnement à partir de cas conversationnel : application à la gestion des pannes de machines industrielles*. Thèse doctorat, Institut Polytechnique de Lorraine, France.
- Batet, M., 2010. *Ontology-Based Semantic Clustering*. Ph.D. Thesis. Department of Computer Science and Mathematics, Universitat Rovira I Virgili, Tarragona.
- Batet, M., D. Sánchez, et A. Valls, 2010. An ontology-based measure to compute semantic similarity in biomedicine. *Journal of Biomedical Informatics*, 44 (1), p. 118-125.
- Béler, C., 2008. *Modélisation générique d'un retour d'expérience cognitif: Application à la prévention des risques*. Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, France.
- Dieng-Kuntz, R., O. Corby, F. Gandon, A. Giboin, J. Golebiowska, N. Matta, et M. Ribière, 2001. *Méthode et outils pour la gestion des connaissances : une approche pluridisciplinaire du Knowledge Management*, Dunod, Paris, 2^e édition.
- Fuchs B., J. Lieber, A. Mille, et A. Napoli, 2000. An algorithm for adaptation in case-based reasoning. *In Proceedings of the 14th European Conference on Artificial Intelligence (ECAI-2000)*, Berlin, Germany, p. 45-49.
- Fuchs, B., J. Lieber, A. Mille, et A. Napoli, 2006. Une première formalisation de la phase d'élaboration du raisonnement à partir de cas. *Actes du 14ième atelier du raisonnement à partir de cas*, Besançon.
- Fuchs, B., 2008. *Raisonnement à Partir de Cas*. In Renaud, J., E. Bonjour, B. Chabel-Morello, et N. Matta,

- (éd.), Retour et capitalisation d'expérience, outils et démarche. La Plaine Saint-Denis : AFNOR, p. 184.
- Haouchine, K., 2009. *Remémoration guidée par l'adaptation et maintenance des systèmes de diagnostic industriel par l'approche du raisonnement à partir de cas*. Thèse de doctorat, Université de Franche-Comté.
- Jabrouni, H., B. Kamsu Foguem, L. Geneste, et C. Vaysse, 2011a. Continuous Improvement Through Knowledge-Guided Analysis in Experience Feedback. *Engineering Applications of Artificial Intelligence (EAAI)*, 24(8), p. 1419-1431.
- Jabrouni, H., B. Kamsu Foguem, L. Geneste, et C. Vaysse, 2011b. Réutilisation de l'analyse effectuée en résolution de problèmes industriels. *9 Congrès international de génie industriel : Pour un développement sociétal harmonieux*, St-Sauveur, Québec, Canada.
- Kamsu Foguem, B., 2004. *Modélisation et Vérification des propriétés de systèmes complexes: application aux processus d'entreprise*. Ph.D. Thesis University Montpellier II, France.
- Kamsu Foguem, B., et D. Noyes, 2009. Les graphes conceptuels pour gestion de la maintenance dans les systèmes décisionnels collaboratifs. *Congrès PENTOM 2009 - Performances et Nouvelles Technologies en Maintenance*, Autrans, France.
- Leake, D., et R. Sooriamurthi, 2002. Managing Multiple Case Bases: Dimensions and Issues. In Proceedings of the 15th International Florida Artificial Intelligence Research Society (FLAIRS) Conference. AAAI Press, Menlo Park, p. 106-110.
- Lin, D., 1998. An information-theoretic definition of similarity. In *Proc. 15th International Conference on Machine Learning (ICML)*, Morgan Kaufmann, San Francisco, p. 296-304.
- Mc Ginty, L., et B. Smyth, 2001. Collaborative case-based reasoning: Applications in personalized route planning. *Proceedings of the Fourth International Conference on Case-Based Reasoning*, Berlin, Springer, p. 362-376.
- Malvache P., et P. Prieur, 1993. Mastering corporate experience with the Rex method. *Proceedings of ISMICK'93*, Compiègne, p. 33-41.
- Matta, N., J.L. Ermine, G. Aubertin, et J.Y. Trivin, 2001. Knowledge capitalization with a knowledge engineering approach: the MASK method. *Proc. of IJCAI'2001 workshop on Knowledge Management and Organizational Memory*.
- Monchy, F., 2000. *Maintenance. Méthodes and organization*. Dunod, Paris, 2000.
- Panzarasa, P., N.R. Jennings, et T.J. Norman, 2002. Formalizing Collaborative Decision-making and Practical Reasoning in Multi-agent Systems. *Journal of Logic and Computation*, 12(1), p. 55-117, doi:10.1093/logcom/12.1.55.
- Plaza, E., et L. Mc Ginty, 2005. Distributed case-based reasoning. *The knowledge Engineering Review*, 20(3), p. 261-265.
- Rakoto, H., 2004. *Intégration du Retour d'Expérience dans les processus industriels - Application à Alstom Transport*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, France.
- Rasovska, I., 2006. *Contribution à une méthodologie de capitalisation des connaissances basée sur le raisonnement à partir de cas : Application au diagnostic dans une plateforme d'e-maintenance*. Thèse de doctorat, Université de Franche-Comté.
- Ruet, M., 2002. *Capitalisation et réutilisation d'expériences dans un contexte multiacteur*. Thèse doctorat en Systèmes Industriels, Institut National Polytechnique de Toulouse, France.
- Schreiber, A., P. Terpstra, P. Magni, et M. Van Velzen, 1994. Analysing and Implementing VT using Common-Kads. Proceedings of the 8th Banff Knowledge Acquisition for Knowledge-Based Systems Workshop, Banff, Canada.
- Seguy, A., 2008. *Décision collaborative dans les systèmes distribués – Application à la e-maintenance*. Thèse doctorat en Systèmes Industriels, Institut National Polytechnique de Toulouse, France.
- Smith, B., et C. Wetly, 2001. Ontology: Towards a New Synthesis. In ACM Proceedings of FOIS'01, p. iii-ix.
- Sowa, J.F., 2000. *Knowledge Representation: Logical, Philosophical and computational Foundations*. Brooks Cole Publishing Co.
- Steels, L., 1993. Corporate knowledge management. *Proceedings of ISMICK'93*, Compiègne, France, p. 9-30.
- Shannon, C.E., et W. Weaver, 1948. The mathematical theory of communication. *Bell Systems Technical Journal*, 27:379_423.