

## **PROPOSITION DE CRITERES POUR L'EVALUATION DE LA ROBUSTESSE DES CONNAISSANCES TECHNOLOGIQUES**

**BARCIKOWSKI Mathieu  $\Delta$ , LEFEBVRE Arnaud  $\Delta$ , RENAUD Jean  $\Omega$ , MARTINEZ Michel  $\Delta$**

$\Delta$  Laboratoire PRISMa, Université Claude Bernard Lyon 1  
UFR d'informatique, Bâtiment Nautibus  
43 Bd du 11 novembre 1918,  
69622 Villeurbanne cedex

$\Omega$  Equipe ERPI, École Nationale Supérieure en Génie des Systèmes Industriels – INPL  
8 rue Bastien Lepage B.P. 647  
54010 Nancy cedex

Mél : mbarciko@bat710.univ-lyon1.fr, arnaud.lefebvre@iutb.univ-lyon1.fr, jean.renaud@ensgsi.inpl-nancy.fr,  
martinez@univ-lyon1.fr

**RESUME :** *La mobilité des experts au sein et hors de l'entreprise, la modification des paramètres relatifs au produit ou à son processus de fabrication, l'évolution des marchés, la multiplication des sites de production sont autant de causes aux difficultés des entreprises à capitaliser, gérer et pérenniser leurs savoirs et leurs savoir-faire. La problématique de la robustesse des connaissances face aux aléas techniques et économiques se pose alors.*

*Après avoir étudié les approches existantes s'intéressant au problème de la robustesse des connaissances, nous proposons dans cet article une voie de modélisation des critères de robustesse en nous appuyant sur des concepts issus des domaines de l'ingénierie des connaissances et de l'informatique.*

**MOTS-CLES :** *Gestion des Connaissances, Connaissance, Robustesse, Système à base de connaissances*

### **1. INTRODUCTION**

Pour faire face à un marché de plus en plus concurrentiel, les entreprises s'appuient sur des méthodes et des outils de conception, de production basés sur les connaissances et les savoir-faire industriels et collectifs. Ces outils doivent permettre de mieux capitaliser, échanger et valoriser les connaissances de l'entreprise. Mais l'évolution de l'environnement technique, économique et social au cours du temps modifie les connaissances acquises et leur mémorisation au niveau des bases de connaissances de l'entreprise. La problématique de la validité d'une connaissance et donc de sa « robustesse » face aux aléas techniques et économiques se pose.

Nous évoquons les approches rencontrées dans la littérature pour définir la « robustesse » des connaissances. Puis nous proposons premièrement une définition plus générale de la « robustesse des connaissances » qui intègre un point de vue statique et dynamique sur la connaissance, deuxièmement des critères permettant de la mesurer. Nous exposons également la démarche de validation appliquée au domaine industriel que nous souhaitons mettre en place.

Des tests de validation de ces critères s'appuieront sur une base de connaissances d'une entreprise spécialisée dans le pliage du fil et le façonnage du tube métallique. Enfin nous concluons en présentant notamment nos perspectives de recherche.

### **2. PROBLEMATIQUE**

L'évolution des métiers de base de l'entreprise (conception et production) s'accélère. La performance se mesure notamment par les délais. Il faut donc raccourcir les temps d'élaboration des nouveaux produits et mettre en place de nouvelles organisations qui traitent simultanément des tâches de conception et de production. L'ingénierie concourante (Prasad 1997) vise à améliorer la qualité du produit, la flexibilité, le rendement, la performance et une plus courte mise sur le marché. L'ingénierie concourante a donc conduit à l'apparition d'un environnement de conception distribué, multi domaine, ainsi qu'à l'exécution de tâches en parallèle ou concourantes (Mil, Ranke et al. 1994).

Dans un contexte de développement de produits en ingénierie simultanée, les entreprises s'appuient le concept de management des connaissances afin de capitaliser les savoir-faire des experts. Les méthodes de

capitalisation des connaissances (MKSM (Ermine, Chaillot et al. 1996)...), le CBR ou Case Based Reasoning (CBR\*Tools (Jaczynski 1997)...), le KBE (PROSE (Wright, Weixelbaum et al. 1993)... ) ou Knowledge Based Engineering, les KBS ou Knowledge Based System (LOOM (Brill 1993)... ) permettent la réutilisation des connaissances pour le développement de nouveaux projets et offrent une aide pour la compréhension mutuelle des experts de différents domaines travaillant sur un projet commun.

On peut se demander dès lors quel risque prend un expert lorsqu'il réutilise une connaissance ou quelles sont les conséquences du départ d'un expert sur une base de connaissances. Il peut être difficile de capitaliser, de gérer et de pérenniser ces connaissances car elles doivent refléter l'évolution des technologies, des savoir-faire, des effectifs, du produit et de son utilisation, de l'environnement.

Il serait intéressant de savoir dans quelles proportions les connaissances modélisées *résistent* aux évolutions de l'environnement technique, social et économique. L'évaluation de la *sensibilité* des connaissances contenues dans les outils basés sur la connaissance pourrait permettre de rendre plus efficace la gestion des connaissances au sein de l'entreprise. On peut imaginer une meilleure anticipation et détection des problèmes sur les bases de connaissances et ainsi améliorer voire réduire les besoins en maintenance de celles-ci. L'évaluation du *risque* que la connaissance soit encore « vraie » peut permettre également de savoir quelle confiance on peut avoir sur une base de connaissances. La problématique de la « robustesse des connaissances » (sous laquelle nous regroupons les concepts de *résistance*, de *sensibilité* et de *risques* liés aux connaissances) se pose.

### 3. ETAT DE L'ART

Il existe à l'heure actuelle deux approches en rapport avec notre concept de « robustesse des connaissances ». La première (Hsu and Knoblock 1998) s'intéresse à la robustesse de règles de savoir-faire et l'autre (Groot, Harmelen et al. 2000) à la robustesse des systèmes à base de connaissances (KBS).

#### 3.1. La robustesse des connaissances issues de l'interprétation de base de données

Dans le cadre des bases de données relationnelles, Hsu (Hsu and Knoblock 1998) définit la robustesse d'une connaissance, découverte à partir de l'état de ces bases de données, comme la probabilité qu'une connaissance soit valide par rapport à un état de la base de données (BD). Les connaissances, exprimées sous forme de règles, permettent par exemple de modifier les requêtes des utilisateurs afin de réduire les temps d'exécution.

De manière plus formelle, Hsu définit la robustesse de ces connaissances et plus particulièrement des règles d'expert, comme :

Robustesse par rapport à tous les états de la base de données

Soit une règle  $r$ , et  $D$  un événement pour lequel une base de données ou BD est dans un état consistant par rapport à la règle  $r$ . La robustesse de la règle  $r$  est définie par  $Robust_1 = Pr(D)$ , estimé par

$$Robust_1(r) = \frac{Card(\text{états de la BD consistant avec } r)}{Card(\text{tous les états de la BD})}$$

La robustesse d'une connaissance ( $r$ ) représentée sous la forme d'une règle d'expert est estimée par le ratio entre le nombre d'états possibles de la base de données et le nombre d'états de la BD avec lesquelles la règle reste valide. C'est-à-dire plus la probabilité est grande qu'une règle reste valide face aux modifications de la BD, plus cette règle est robuste.

Cette définition pose deux problèmes :

premièrement, elle traite tous les états de la base de données comme équiprobables, ce qui n'est pas le cas dans les bases de données du monde réel, deuxièmement, le problème est que le nombre d'états possibles peut être très grand même pour une petite base de données. De ce constat, Hsu propose une autre définition de la robustesse, basée sur la prise en compte uniquement des transactions qui peuvent rendre une règle inconsistante avec le nouvel état de la base de données.

Robustesse par rapport aux états accessibles de la base de données

Soit une règle  $r$ , une base de données dans un état  $d$ , qui est consistant avec  $r$ . Les nouveaux états sont accessibles depuis  $d$  par la réalisation de transactions. Soit  $t$  l'événement de réalisation d'une transaction sur  $d$  dont le résultat est un nouvel état de la base de données inconsistant avec la règle  $r$ . La robustesse de  $r$  dans les états accessibles à partir de  $d$  est définie comme  $Robust_2(r|d) = Pr(\neg t|d)$ .

Cette deuxième définition signifie que moins il y a de chance qu'un événement  $t$  (s'appliquant sur l'état  $d$  de la BD et rendant la règle  $r$  inconsistante) ne survienne, plus la règle  $r$  est robuste. En fonction de la règle  $r$  à vérifier et grâce à des modèles de génération, l'ensemble des transactions  $t$  invalidantes est généré.

Cette deuxième définition permet l'utilisation des informations sur les bases de données telles que les schémas relationnels, l'historique des transactions, afin d'obtenir une estimation encore plus réaliste.

### 3.2. La robustesse des systèmes à base de connaissances

Groot (Groot, Harmelen et al. 2000) propose d'évaluer la robustesse des systèmes à base de connaissances (KBS). Il définit la robustesse des KBS comme la manière dont la qualité des réponses fournies par de tels systèmes est fonction de la dégradation de la qualité des entrées effectuées sur ces systèmes. Pour cela il quantifie la qualité des réponses en fonction de deux mesures, la précision des réponses et l'exhaustivité des réponses.

#### Précision

La précision d'un système à base de connaissances en fonction d'une entrée I. Elle représente la fraction de réponses fournies qui sont correctes.

$$\text{Précision}(I) = \frac{|\text{Réponses correctes}(I) \cap \text{Réponses}(I)|}{|\text{Réponses}(I)|}$$

#### Exhaustivité

L'exhaustivité d'un système à base de connaissances est fonction d'une entrée I. Elle représente la fraction de réponses correctes fournies par le système.

$$\text{Exhaustivité}(I) = \frac{|\text{Réponses correctes}(I) \cap \text{Réponses}(I)|}{|\text{Réponses correctes}(I)|}$$

La définition de la qualité des entrées est dépendante du système utilisé. Par exemple, pour une tâche de classification, la mesure de la qualité des entrées est basée sur des observations incomplètes ou manquantes. Il faut donc établir une définition de la qualité des entrées pour chaque type de système étudié.

Groot utilise la mesure de la robustesse d'un système à base de connaissances de deux manières.

La première qui permet à partir de ces mesures l'analyse des variations de la robustesse est fonction des entrées. On peut ainsi observer le nombre d'entrées nécessaires pour obtenir des réponses précises et la précision du système avec un nombre faible d'entrées.

Une deuxième utilisation permet de comparer la robustesse de deux systèmes. Groot introduit trois propositions pour définir la relation d'ordre sur la robustesse des KBS.

#### Valeur de qualité

Un système S1 est plus robuste qu'un système S2 pour un ensemble d'entrées, si pour l'ensemble des entrées la mesure de la qualité des sorties est plus grande que la qualité des sorties du système S2.

#### Taux de changement de qualité

Un système S1 est plus robuste qu'un système S2 pour un ensemble d'entrées si, pour l'ensemble des entrées, la mesure de la qualité des sorties décroît moins rapidement que la qualité des sorties du système S2.

#### Intégrale de la valeur de qualité

Un système S1 est plus robuste qu'un système S2 pour un ensemble d'entrées, si pour l'ensemble des entrées, l'intégrale de la qualité des sorties est plus grande que l'intégrale de la qualité des sorties du système S2.

## 4. LA ROBUSTESSE DES CONNAISSANCES ET SES CRITERES D'EVALUATION

### 4.1. Hypothèses de travail

Les connaissances peuvent être modélisées de manière informelle (langage naturel...) ou de manière plus formelle (logique de description (McGuinness and Harmelen 2003), graphes conceptuels (Sowa 2001)...). D'après Polyani, les connaissances peuvent être tacites ou explicites (Polyani 1969). Notre objectif étant de pouvoir travailler sur la robustesse de la connaissance au moyen d'outils informatiques, nous travaillerons sur les connaissances explicites qui sont plus facilement modélisables, au moyen par exemple de graphes conceptuels. Les graphes conceptuels ont été choisis car ils sont formels et possèdent une bonne puissance descriptive. Des langages informatiques existent pour la modélisation des connaissances avec ceux-ci.

Les connaissances étant issues d'une interprétation du monde réel, nous devrions étudier la robustesse des connaissances par rapport à celui-ci. Pour des raisons de taille et de complexité, nous allons nous limiter à étudier la robustesse des connaissances uniquement par rapport à un domaine d'intérêt, sous partie du monde réel, comme le montre la Figure 1.

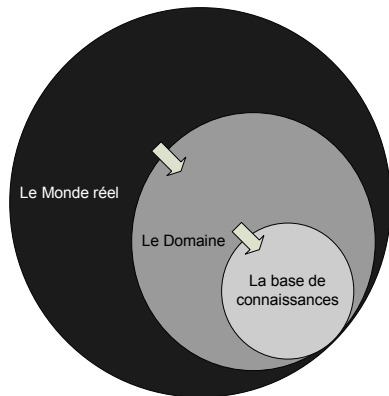


Figure 1. Influence de l'évolution de l'environnement

Les connaissances modélisées dans des bases de connaissances, au moyen de graphes conceptuels, ne seront que le modèle d'un domaine. Contrairement au cas présenté par Hsu (Hsu and Knoblock 1998), où le domaine était totalement défini par la base de données, d'autres domaines ne pourront pas être définis de manière aussi claire. C'est pour cela que nous ferons l'hypothèse qu'il existe un ensemble d'objets provenant du monde réel permettant de définir le domaine d'intérêt, certes de manière incomplète par rapport au monde réel mais que nous supposons défini de manière complète ici. Nous supposons qu'il est possible à partir de ces objets d'en extraire des connaissances sous la forme souhaitée, ici des graphes conceptuels.

Dans un KBS, le moteur d'inférence traite les questions en exploitant la base de connaissances afin de fournir les réponses adéquates (cf. figure 2).

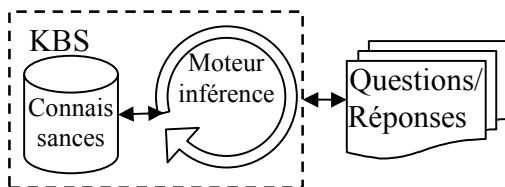


Figure 2. Schéma d'un KBS

En se basant sur l'approche proposée par Groot (Groot, Harmelen et al. 2000), nous pouvons constater qu'il peut être problématique de définir pour tous les systèmes possibles les concepts d'entrées et de sorties qualité, du fait de la variété des systèmes, des interfaces et des couples questions/réponses. Si on suppose que le moteur d'inférence est de qualité suffisante, celui-ci n'influencera pas la qualité des réponses qui seront uniquement fonction de la qualité de la base de connaissances. En partant de cette hypothèse, la robustesse d'un KBS devient uniquement dépendante de la base de connaissance et donc de la robustesse des connaissances qu'il contient.

#### 4.2. Une Définition de la robustesse des connaissances

Les approches rencontrées jusqu'à présent n'offrent qu'un point de vue spécifique pour définir la robustesse des connaissances. Nous proposons une définition plus générale :

##### Robustesse des connaissances

Des connaissances sont robustes si elles permettent de répondre correctement à n'importe quelle question portant sur le domaine modélisé (*robustesse par rapport à l'utilisation*) mais elles sont également robustes si elles restent valides malgré l'évolution du domaine modélisé (*robustesse par rapport à l'évolution du domaine*).

Nous appelons *critères* les propriétés des connaissances reflétant ou agissant sur la robustesse des connaissances. Il s'agit maintenant de définir ces critères.

Si on analyse le problème suivant la *robustesse par rapport à l'utilisation* et si on utilise un système basé sur la connaissance, nous cherchons à obtenir toutes les réponses possibles (*complétude*), qui restent cependant correcte par rapport à la question posée (*consistance*). Nous souhaitons aussi éviter les réponses contradictoires (*cohérence*). En d'autres termes, pour obtenir ces réponses, et en s'appuyant sur l'hypothèse du moteur d'inférence (cf. §4.1), la base de connaissances doit satisfaire des critères de *complétude*, de *consistance* et de *cohérence*. C'est ainsi que nous définissons nos premiers critères de *robustesse de la connaissance par rapport à l'utilisation*.

Analysons maintenant le problème de la *robustesse des connaissances par rapport à l'évolution du domaine*. Le domaine que l'on souhaite modéliser au sein d'une base de connaissances est dépendant de l'évolution du monde réel. L'environnement technique, économique et social change modifiant certains savoirs et savoir-faire.

Idéalement, une modification du domaine devrait se traduire par un changement dans la base de connaissances. Malheureusement, la mise en place d'une telle dynamique n'est pas toujours possible. Une base de connaissances robuste permettrait de minimiser les conséquences d'un changement du domaine en cas de non mise à jour du système. Pour exprimer le niveau de robustesse, nous devons donc exprimer l'aspect évolutif de l'environnement. La *complétude*, la *consistance* et la *cohérence* définies précédemment dans le cas de la robustesse par rapport à l'utilisation peuvent être réutilisées. Elles s'expriment alors comme la probabilité que ces critères soient perturbés par une modification du domaine. Nous pouvons également utiliser la manière dont la base de connaissances est construite et mise à

jour. Ainsi nous introduisons les critères de stabilité et d'ancienneté.

Nous présentons les critères de complétude, de consistance et de cohérence selon le point de vue de la *robustesse par rapport à l'utilisation* ainsi que les critères de stabilité et d'ancienneté selon le point de vue de la *robustesse par rapport à l'évolution du domaine*.

Une formule générale et une formule plus spécifique sont données pour chacun de ces critères. Pour toutes les relations définies ci-dessous, nous notons D le domaine, MC la base de connaissances, R un ensemble de règles, P un ensemble de dates.

### 4.3. La complétude

La complétude peut être vue comme l'analyse de la quantité d'éléments de connaissances par rapport au domaine.

$$\text{Complétude} = \text{distance}(\text{Surface}(D), \text{Surface}(MC))$$

Nous cherchons ici à savoir si tout le domaine a bien été modélisé dans la base de connaissances. Le terme de surface représente l'idée de couverture du domaine et évite les « a priori » sur la manière dont sont modélisées les connaissances. La distance indique si la base de connaissances couvre bien tout le domaine.

Appliquée au modèle des graphes conceptuels (Sowa 2001), nous pouvons évaluer cette formule comme la différence entre le nombre de concepts du domaine et le nombre de concepts du graphe conceptuel.

$$\text{Complétude}_1 = \text{Card}(D_E) - \text{Card}(D_E \text{ } \zeta \text{ } MC_E)$$

### 4.4. La consistance

La consistance peut être vue comme l'analyse des relations entre les éléments de connaissances par rapport au domaine.

$$\text{Consistance} = \text{distance}(\text{Forme}(D), \text{Forme}(MC))$$

La consistance indique si le domaine a été modélisé sans erreur. Le concept de forme transcrit l'idée de la sémantique du domaine et de la base de connaissances. Une base de connaissances consistante possèdera la même sémantique que le domaine, donc la distance sera nulle.

Appliquée à des graphes conceptuels, nous pouvons évaluer cette formule comme la différence entre le

nombre de relations du domaine et le nombre de relations du graphe conceptuel.

$$\text{Consistance}_1 = \text{Card}(D_R) - \text{Card}(D_R \text{ } \zeta \text{ } MC_R)$$

### 4.5. La cohérence

Soit MC<sub>P</sub> la base de connaissances sous sa forme « parfaite » et MC<sub>C</sub> la base de connaissances sous sa forme réelle. La cohérence peut être définie comme la distance entre la base de connaissances cohérente et la base de connaissances fournie.

$$\text{Cohérence} = \text{distance}(\text{Forme}(MC_P), \text{Forme}(MC_C))$$

La cohérence se focalise sur l'aspect interne de la base de connaissances, en faisant abstraction du domaine. On cherche à savoir par son évaluation s'il existe des contradictions sémantiques entre les éléments de la base de connaissances. La base de connaissances parfaite est un objet fictif qui représente ce que serait notre base de connaissances sans les incohérences qui la compose en réalité.

Supposons que l'on ait un ensemble de règles permettant de vérifier la cohérence d'une base. Soit R<sub>F</sub> l'ensemble des règles indiquant une fois appliquées qu'il existe des incohérences.

Il est possible d'évaluer la cohérence comme le nombre de règles non respectées.

$$\text{Cohérence}_1 = \text{Card}(R_F)$$

### 4.6. La stabilité

Soit MC<sub>A</sub> une ancienne version de la base de connaissances et MC<sub>C</sub> la version actuelle. La stabilité est définie comme la différence entre ces deux bases.

$$\text{Stabilité} = \text{distance}(MC_A, MC_C)$$

Au travers de la stabilité, on cherche à évaluer l'évolution de la base de connaissances, que ce soit au niveau de la forme ou de la surface. Cette distance représente la quantité de modifications effectuées au cours du temps.

On peut par exemple calculer la stabilité comme la fréquence des modifications qui sont intervenues entre la version MC<sub>A</sub> et la version MC<sub>C</sub> de la base de connaissances.

$$\text{Stabilité}_1 = \text{Freq\_Modif}(MC_A, MC_C)$$

#### 4.7. L'ancienneté

Soit un ensemble S qui vient d'être inséré dans la base de connaissances MC<sub>S</sub> et la base de connaissances courante MC<sub>C</sub>. L'ancienneté de l'ensemble S correspond à la distance entre ces deux versions de la base de connaissances.

$$\text{Ancienneté}(S) = \text{distance}(MC_S, MC_C)$$

Contrairement à la stabilité, l'ancienneté n'est évaluée qu'en fonction qu'un ensemble S d'éléments de la base de connaissances. On cherche à calculer la quantité de mises à jour qu'a pu subir les éléments contenus dans S. L'ancienneté d'un élément ou d'une relation x peut être calculée comme l'intervalle de temps entre sa création et la date actuelle.

$$\text{Ancienneté}_i(S) = \text{Date}(MC_C) - \text{Date}(MC_S)$$

#### 5. DEMARCHE DE VALIDATION

Nous souhaitons mettre en place une démarche de validation afin de vérifier la performance et la pertinence des critères que nous proposons dans cet article. Un partenariat avec une entreprise spécialisée dans le pliage du fil et le façonnage du tube métallique est en cours de finalisation. Notre objectif est de développer une base de connaissances représentée sous forme de graphes conceptuels à partir d'informations collectées auprès des experts. Suivant un processus itératif, plusieurs versions de la base de connaissances seront générées et pour chacune des versions, des documents représentant le domaine seront associés. Ainsi à chaque étape, nous évaluerons la valeur des critères proposés afin de procéder à une analyse ultérieure des résultats en fonction de l'évaluation des critères, de l'état de la base de connaissances et du domaine.

#### 6. CONCLUSION

Nous nous sommes intéressés aux problèmes de la sensibilité, de la résistance de la connaissance ainsi qu'aux risques liés à son utilisation. Nous avons limité notre étude aux connaissances explicites (formalisées), pouvant être représentées sous la forme de graphes conceptuels, en se limitant à un domaine d'intérêt supposé entièrement connu.

Nous avons posé le problème la robustesse des connaissances comme le concept fédérateur lié aux problèmes de sensibilité, de résistance et de risque d'utilisation. Deux points de vues ont été proposés, l'un s'intéressant à la robustesse par rapport à l'utilisation des connaissances et l'autre par rapport à l'évolution du domaine modélisé. Nous avons également proposé

comme critères de robustesse la complétude, la consistance, la cohérence, la stabilité et l'ancienneté des connaissances. Des méthodes permettant d'évaluer ces critères ont été présentés.

Nous avons également exposé la démarche de validation que nous comptons mettre en place, à partir d'un cas industriel.

Dans nos travaux futurs, nous nous attacherons d'une part, à valider et à vérifier que les critères définis précédemment reflètent réellement la robustesse des connaissances. D'autre part, nous avons pour objectif de mettre en place des outils pour évaluer la robustesse des connaissances et permettre ainsi l'amélioration des systèmes à base de connaissances. Nous cherchons à évaluer des graphes conceptuels avec les critères proposés ici, à partir de documents et de modèles de références. Un début de réalisation d'un prototype est élaboré permettant la visualisation de graphes sur lesquels il sera possible à terme d'afficher les résultats de l'évaluation des critères de robustesse.

#### REFERENCES

- Brill, D. (1993). Loom version 2.0, <http://www.isi.edu/isd/LOOM/documentation/manual/quickguide.html>
- Ermine, J.-L., M. Chaillot, et al. (1996). MKSM Méthode pour la gestion des connaissances, CEA
- Groot, P., F. v. Harmelen, et al. (2000). Torture tests: a quantitative analysis for the robustness of Knowledge-Based Systems. 12th International Conference on Knowledge Engineering and Knowledge Management, Springer-Verlag
- Hsu, C.-N. and C. A. Knoblock (1998). "Discovering Robust Knowledge From Databases that change." Data Mining and Knowledge Discovery 2(1): 69-95
- Jaczynski, M. (1997). A Framework for the Management of Past Experiences with Time-Extended Situations. CIKM'97, Las Vegas
- McGuinness, D. L. and F. v. Harmelen (2003). Ontology Web Language (OWL). W3C Recommendation. W3C, <http://www.w3.org/TR/owl-features/>
- Mil, W. C. M. V., A. A. M. Ranke, et al. (1994). Concurrent Engineering handbook. Philips
- Polyani, M. (1969). Knowing and beings. Chicago, University of Chicago Press
- Prasad, B. (1997). Concurrent Engineering fundamentals: Integrated Product and Process Organization. New Jersey, Prentice Hall PTR
- Sowa, J. F. (2001). Conceptual Graph standard, <http://www.jfsowa.com/cg/cgstand.htm>
- Wright, J. R., E. Weixelbaum, et al. (1993). "A Knowledge-Based Configurator that Supports Sales, Engineering, and Manufacturing at {AT}&T Network Systems." AI Magazine 14(3): 69-80