

Raisonnement en gestion des compétences

Emmanuel BLANCHARD, Mounira HARZALLAH, Henri BRIAND

LINA, Nantes, France

2, rue de la Houssinière BP 92208 44322 Nantes cedex 03

<http://www.sciences.univ-nantes.fr/irin/>

{emmanuel.blanchard, henri.briand}@polytech.univ-nantes.fr

mounira.harzallah@iut-nantes.univ-nantes.fr

Résumé. Nous nous intéressons au raisonnement sur les compétences des ressources humaines pour simplifier leur gestion. Dans cet article, nous proposons une méthode de raisonnement pour l'aide à l'identification des compétences d'un individu. Un processus de knowledge-mining défini par analogie avec l'extraction de règles d'association en data-mining est proposé afin d'induire une base de règles à partir d'une base de connaissances sur le domaine. De plus, un prototype a été développé pour expérimenter notre approche sur un exemple académique.

1 Introduction

La gestion des compétences est plus que jamais devenue un facteur de réussite dans beaucoup d'entreprises pour mieux évaluer leur capital humain, pour prévoir et planifier l'exécution de nouvelles missions, pour s'attaquer à des projets hautement innovants (Dubois 1993)(Hamel and Heene 1994). Cependant, la gestion des compétences est complexe étant donné le nombre de compétences et d'individus à gérer dans une entreprise.

Dans le cadre du projet Inf3C (Inférence pour la gestion Couplée des Connaissances et Compétences) de la Fondation VEDIORBIS, nous nous intéressons aux techniques de raisonnement pour enrichir un système de gestion des connaissances et compétences de comportements intelligents. En effet, les mécanismes de raisonnement semblent utiles pour simplifier l'exécution de ces processus et en assurer la fiabilité.

Nous avons considéré un besoin spécifique à la gestion des compétences nécessitant un raisonnement : l'identification des compétences d'un individu. Nous proposons donc une méthode basée sur des mécanismes de raisonnement pour simplifier et fiabiliser l'identification des compétences d'un individu. Dans cet article, la première partie décrit notre modélisation des compétences. Ensuite, nous proposons une méthode de raisonnement pour l'aide à l'identification des compétences d'un individu, à l'aide de la définition de règles de production. Enfin, nous présentons le prototype développé qui a permis l'expérimentation de notre approche sur un exemple académique.

2 La gestion des compétences

Une compétence est la combinaison et la mise en œuvre de ses propres ressources (i.e., savoir, savoir-faire, savoir-être) pour atteindre un objectif ou remplir une mission dans un contexte donné (Le Boterf 1997). La gestion des compétences inclut différents processus complexes et difficiles à mener. Pour simplifier et fiabiliser ces processus, l'utilisateur doit

être assisté par un accompagnement raisonné. Par exemple, durant le processus d'identification des compétences acquises par un individu, il semble intéressant de proposer à l'utilisateur un ensemble de compétences potentiellement acquises par cet individu sur la base d'un ensemble de compétences préalablement identifié par l'utilisateur. Dans ce cas, un raisonnement est nécessaire pour déduire un ensemble de compétences à partir d'un autre.

Pour mettre en place un raisonnement sur des compétence, nous avons considéré le concept de compétence à travers le modèle CRAI (Competency, Resource, Aspect and Individual) (Harzallah and Vernadat 2002). Ce modèle représente les caractéristiques essentielles de ce concept : (1) une compétence concerne un aspect du domaine ; (2) une compétence est un ensemble de ressources (savoir, savoir-faire et savoir-être) ; (3) une ressource est liée à un aspect ; (4) un individu possède une ou plusieurs ressources. Dans un premier temps, nous utilisons la caractéristique clef suivante de la compétence : la compétence est un ensemble de ressources (savoir, savoir-faire et savoir-être).

Il est à noter que les ressources d'une compétence ne sont pas toutes aussi difficiles à acquérir. Par exemple, si l'on considère les deux ressources : $r_1 =$ « savoir éditer un programme » et $r_2 =$ « connaître les principes des langages objets », il apparaît évident que leur difficulté d'acquisition ne sont pas équivalentes. Pour pallier cela, nous avons introduit une pondération $\omega(r_i)$ propre à chaque ressource r_i qui indique sa difficulté d'acquisition.

Dans ce qui suit, nous nous intéressons uniquement à la définition d'une méthode de raisonnement pour supporter l'identification des compétences acquises par un individu.

3 Une méthode de raisonnement

Lors du processus d'aide à l'identification des compétences, la déduction de compétences pour lesquelles l'individu a le potentiel étant donné les compétences déjà identifiées nécessite de disposer d'un ensemble de règles entre compétences. La base de règles utilisée peut être obtenue par un processus d'acquisition des connaissances auprès d'un expert. Cependant, cette étape lourde introduirait un biais important qui ne nous permettrait pas d'atteindre nos objectifs de simplification et fiabilisation de l'identification des compétences. Nous proposons donc de reproduire le raisonnement de l'expert au moment où il livre ses connaissances heuristiques. En effet, toutes les règles sont induites par l'expert qui se base sur sa connaissance du domaine sur lequel portent les compétences.

En se basant sur une modélisation des compétences du domaine concerné, nous allons définir une méthode d'induction automatique de règles entre compétences par analogie avec les travaux sur l'extraction de règles d'association en data-mining (Guillet 2004).

3.1 L'extraction de règles d'association

La recherche de règles d'association s'opère en deux temps (Zighed 2003) : (1) On restreint l'espace de recherche ; (2) On explore le sous-espace de recherche afin d'évaluer la pertinence de chaque règle. Nous voulons définir une méthode de raisonnement par analogie avec l'extraction de règles d'association. La sémantique d'une règle $c_p, c_j, \dots, c_k \Rightarrow c_m$ *coeff* qui doit être extraite est la suivante : « Si un individu i possède les compétences c_p, c_j, \dots et c_k alors il possède la compétence c_m ». Un indice devra permettre de mesurer la pertinence de cette règle pour déterminer la valeur de *coeff* qui correspond au potentiel de l'individu concernant c_m sachant qu'il possède c_p, c_j, \dots, c_k .

Pour utiliser l'algorithme APRIORI (Agrawal 1993), il nous faudrait disposer de données sur les compétences d'un groupe d'individus. Les règles traduiraient alors une information statistique exploitable. Ne disposant pas de données sur les compétences d'un groupe d'individus mais connaissant la structure des compétences, nous proposons de définir de manière analogue, un algorithme d'extraction de règles traduisant une information d'ordre structurel.

3.2 Algorithme proposé

La première phase de l'algorithme consiste à réduire l'espace de recherche. Cette étape est nécessaire étant donné la complexité, en terme de nombre de règles, d'un parcours exhaustif de l'ensemble des règles possibles en fonction du nombre de compétences n :

$$\text{nombre de règles} = n \cdot \sum_{i=1}^{n-1} C_{n-1}^i \quad \text{ou} \quad \text{nombre de règles} = n \cdot (2^{n-1} - 1) \quad (1)$$

En effet, pour n compétences possibles en conclusion, il y a toutes les combinaisons avec 1, 2, ...et $n-1$ compétences en prémisse qui sont possibles. On peut aussi exprimer cet ensemble de combinaisons comme l'ensemble des parties d'un ensemble à $n-1$ éléments auquel il faut enlever l'ensemble vide. La recherche de propriétés intéressantes à exploiter pour réduire l'espace de recherche comme dans l'algorithme APRIORI n'ayant pas abouti, nous avons limité la recherche aux règles ayant au plus k compétences en prémisse. Cela limite considérablement le nombre de règles à parcourir lorsque k est petit relativement à n :

$$\text{nombre de règles} = n \cdot \sum_{i=1}^k C_{n-1}^i \quad (2)$$

Une heuristique simple a été retenue pour restreindre plus conséquemment l'espace de recherche : « Seule les règles $c_i, c_j, \dots, c_k \Rightarrow c_m$ pour lesquelles la compétence c_m en conclusion possède une intersection avec toutes les compétences c_i, c_j, \dots, c_k en prémisse sont susceptibles d'être intéressantes ».

La première phase de l'algorithme correspond à l'étude de l'intersection de chaque paire de compétences (par exemple : $\{\{c_1, c_2\}, \{c_1, c_3\}, \{c_1, c_4\}, \{c_2, c_3\}, \{c_2, c_4\}, \{c_3, c_4\}\}$). Lorsqu'une paire de compétences $\{c_i, c_j\}$ a une intersection alors on ajoute c_i comme prémisse possible pour les règles ayant c_j en conclusion et vice versa (par exemple, si $\{\{c_1, c_3\}, \{c_1, c_4\}, \{c_2, c_4\}\}$ est l'ensemble des paires de compétences ayant une intersection, on obtient : $\{(c_1, \{c_3, c_4\}), (c_2, \{c_4\}), (c_3, \{c_1\}), (c_4, \{c_1, c_2\})\}$). Ainsi, on obtient pour chaque conclusion possible, toutes les compétences qui peuvent participer à la prémisse.

La seconde phase consiste à déterminer toutes les règles issues du résultat de la phase précédente. On détermine les règles avec une compétence en prémisse ($\{c_3 \Rightarrow c_1, c_4 \Rightarrow c_1, c_4 \Rightarrow c_2, c_1 \Rightarrow c_3, c_1 \Rightarrow c_4, c_2 \Rightarrow c_4\}$), puis deux compétences en prémisse ($\{c_3 \wedge c_4 \Rightarrow c_1, c_1 \wedge c_2 \Rightarrow c_4\}$), ainsi de suite. Lors de l'exploration, on évalue chaque règle avec un indice que nous précisons par la suite. On extrait seulement les règles dont le coefficient calculé est plus grand qu'un seuil minimal fixé par l'expert. L'algorithme peut être décrit plus formellement :

Pour chaque paire de compétences $\{c_i, c_k\}$ faire

Si les deux compétences ont des ressources en commun alors

Ajouter c_i parmi les prémisses possibles pour c_k en conclusion

Ajouter c_k parmi les prémisses possibles pour c_i en conclusion

FinSi
FinPour
 Pour chaque compétence c_i faire
 Pour j allant de 1 au nombre de compétences maximale en prémisses fixé faire
 Pour chaque règle possible avec c_i en conclusion et j compétences en prémisses
 choisi parmi les compétences possibles pour cette conclusion faire
 Évaluer la pertinence de la règle
 Si pertinence > seuil fixé alors
 Ajouter la règle à la base
 FinSi
 FinPour
 FinPour
 FinPour

Dans la deuxième phase, l'indice doit rendre compte du potentiel d'un individu, que l'on peut définir comme une fonction de la somme des difficultés d'acquisition (effort d'acquisition) de chaque ressource qu'il lui reste à acquérir. Le potentiel de l'individu est inversement proportionnel à l'effort d'acquisition.

Nous proposons donc de définir une fonction en essayant de reprendre les bonnes propriétés des indices de qualité des connaissances répertoriés dans (Guillet 2004). Nous avons listé les principes que l'indice de qualité devrait respecter : (1) croissance de l'indice avec la pertinence de la règle ; (2) résistance aux bruits ; (3) sensibilité à l'indépendance ; (4) sémantique maîtrisée par l'expert ; (5) comparabilité des règles.

Nous considérons la règle suivante : $c_i, c_j, \dots, c_k \Rightarrow c_m$ où c_x est une compétence. Notons $\omega(r_i)$: la difficulté d'acquisition de la ressource r_i . L'indice noté λ est défini comme suit :

$$\lambda(\{c_i, c_j, \dots, c_k\}, c_m) = f\left(\sum_{r_i \in c_m - c_i - c_j - \dots - c_k} (\omega(r_i))\right) \quad (3)$$

Pour définir un indice pertinent, il est nécessaire de déterminer $f(x)$ tel que celui-ci respecte au mieux les principes précédemment énumérés. Il semble difficile de déterminer une fonction qui évaluerait de manière objective le potentiel d'un individu tout en ayant une sémantique maîtrisée par l'expert. En effet, on ne peut pas reprendre les indices statistiques utilisés en extraction de règles d'association puisque la sémantique ne serait pas la bonne. Nous proposons de capter la subjectivité de l'expert en se basant sur quelques règles qu'il aura évaluées.

Nous avons choisi une fonction linéaire qui ne sera donc pas trop sensible aux bruits relativement à une fonction inverse par exemple. Aussi, lorsque l'effort d'acquisition, c'est-à-dire x , est nul l'indice atteindra la valeur maximale de 1. Il ne restera plus qu'un paramètre à fixer qui correspond à la pente de la courbe représentative de la fonction suivante :

$$\begin{cases} f(x) = -\alpha \cdot x + 1 & \text{si } -\alpha \cdot x + 1 > 0 \\ f(x) = 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (4)$$

Le paramètre α doit être fixé pour donner la sémantique désirée à l'indice. Pour cela, après que l'expert ait évalué quelques règles, nous pourrions calculer l'effort d'acquisition pour chacune d'elles avant de calculer le paramètre α par interpolation.

Pour valider ce processus d'extraction de la base de règles, nous avons développé un prototype sous forme d'un plug-in PROTÉGÉ (Noy and al. 2000). Pour la recherche de compétences potentiellement acquises par un individu. Nous avons utilisé JESS (Friedman-

Hill 2003) qui fournit un moteur d'inférence développé en Java et utilise l'algorithme d'appariement RETE (Forgy 1982). Le code pourra être réutilisé dans une application indépendante de l'outil PROTÉGÉ pour faire partie d'un logiciel de gestion des compétences.

4 Validation sur un exemple académique

Un jeu d'essais académique a été utilisé pour valider l'approche proposée. 10 compétences ont été définies ainsi que 33 ressources dont 18 savoirs et 15 savoirs-faire.

<i>liste de quelques savoirs</i>	<i>liste de quelques savoirs-faire</i>
S1 : Connaître l'API Java	SF1 : Savoir éditer un programme écrit dans un langage de programmation
S2 : Connaître le principe de généricité pour les langages de programmation	SF2 : Savoir gérer les exceptions en Java
S3 : Connaître la syntaxe du langage ADA	SF3 : Savoir utiliser l'API Java
<i>liste de quelques compétences avec leurs ressources</i>	
être compétent en C++ : {S2, S4, S6, S7,S8, S9, SF1, SF5, SF8}	
être compétent en Java : {S1, S2, S5, S8, S9, SF1, SF 2, SF 3, SF 4}	
être compétent en C : {S2, S4, S6, S8, SF1, SF7}	

TAB 2 – Listes de quelques savoirs, savoirs-faire et compétences considérés

Définition de l'indice. Pour définir l'indice, nous avons évalué trois règles :

- être compétent en C => être compétent en ADA , pertinence : 0.85
- être compétent en C++ => être compétent en C , pertinence : 0.95
- être compétent en Java => être compétent en C++ , pertinence : 0.3

Le paramètre α de la fonction f est calculé de manière à refléter au mieux ces évaluations ($f(x) = -0.38x + 1$). L'indice donne des valeurs proches de nos évaluations :

- être compétent en C => être compétent en ADA , indice de qualité : 0.85
- être compétent en C++ => être compétent en C , indice de qualité : 0.93
- être compétent en Java => être compétent en C++ , indice de qualité : 0.31

Extraction de la base de règles. Nous avons fixé le nombre de compétences maximal en prémisses d'une règle extraite à 2. La base de règles extraite se compose de 107 règles cohérentes.

Identification des compétences d'un individu. Nous avons considéré un individu ayant acquis la compétence : « être compétent en C » .

La recherche de compétences potentiellement acquises par cet individu qui est compétent en C donne la liste des compétences suivante : « être compétent en ADA » (0.85), « être compétent en Pascal » (0.85), « être compétent en Caml » (0.62), « être compétent en Clips » (0.54), « être compétent en C++ » (0.31), « être compétent en Lisp » (0.31), « être compétent en Delphi » (0.24), « être compétent en Prolog » (0.24), « être compétent en Java » (0.08).

Sur cet exemple, on peut positionner le seuil à 0.7 de manière à ne faire apparaître que les compétences dont le coefficient est significatif relativement à la façon dont les règles ont été évaluées précédemment. Avec ce prototype, nous avons illustré notre démarche et montré que le principe d'extraction d'une base de règles à partir de la connaissance profonde sur les compétences pouvait fournir une aide à l'identification des compétences d'un individu.

5 Conclusion

Dans cet article, nous avons proposé une méthode de raisonnement sur les compétences, basée sur une représentation bipartite de la connaissance, par analogie avec l'extraction de règles d'association en data-mining. Pour cela, un algorithme d'extraction de règles entre compétences ainsi qu'un indice qui évalue la pertinence d'une règle entre compétences ont été définis. Ces résultats ont été expérimentés sur un exemple académique à l'aide d'un prototype sous forme d'un plug-in PROTÉGÉ.

Il nous semblerait intéressant de baser le processus d'induction sur une ontologie des compétences. De plus un module de visualisation adapté pourrait faciliter la maintenance de l'ontologie par l'expert. L'utilisation d'un indice objectif devrait permettre de limiter l'intervention de l'expert à qui il restera le travail de maintenance de l'ontologie.

Références

- Agrawal R., Imielinski T. and Swami A. N. (1993), *Mining Association Rules between Sets of Items in Large Databases*, Proceedings of the 1993 ACM International Conference on Management of Data, Washington, D.C., Peter Buneman and Sushil Jajodia, pp. 207-216, 1993.
- Dubois D. (1993), *Competency-based performance improvement: a strategy for organizations*, Amherst: HRD Press Inc. International society for Performance Improvement, Washington, 1993.
- Forgy C. L. (1982), *A Fast Algorithm for the Many Pattern / Many Object Pattern Match Problem*, Artificial Intelligence, 19, pp. 17-37, 1982.
- Friedman-Hill E. (2003), *Jess in Action*, Softbound, July 2003.
- Guillet F. (2004), *Mesure de la qualité des connaissances en ECD*, Tutoriel EGC'2004, Clermont Ferrand, 2004.
- Hamel G. and Heene A. (1994), *Competence-Based Competition*, New York: Wiley, 1994.
- Harzallah M., Vernadat F. (2002), *IT-based Competency Modeling and Management: from Theory to Practice in Enterprise Engineering and Operations*, Computers In Industry, 48, pp. 157-179, 2002.
- Le Boterf G. (1997), *De la compétence à la navigation professionnelle*, Les Editions d'Organisation, Paris, 1997.
- Noy N.F., Ferguson R.W. and Musen M.A. (2000), *The knowledge model of Protégé-2000: combining interoperability and flexibility*, 2nd international conference on knowledge engineering and knowledge management (EKAW'2000), Juan-les-Pins, France, 2000.
- Zighed D. A. (2003), *Extraction des connaissances à partir des données*, Cours de DEA ECD de Lyon, 2003.

Summary

We are interested in reasoning on human competencies, in order to simplify their management. In this article, a reasoning method to help the user to identify competencies of an individual is proposed. A knowledge mining process defined by analogy to association rule extraction in data-mining enable to induce a rule base from a knowledge base on the domain. Therefore, a prototype has been developed to validate our approach on an example.