

Utilisation des traces pour la mise à jour des connaissances du domaine et du profil de l'apprenant dans les EIAH adaptatifs

Aarij-Mahmood Hussaan

1^{ère} année de doctorat

Laboratoire LIRIS, UMR5205, F-69622, Villeurbanne, France

aarij-mahmood.hussaan@liris.cnrs.fr

Résumé

Dans le cadre des EIAH adaptatifs, notre article traite la problématique de la mise à jour des connaissances du domaine et du profil de l'apprenant. En effet, avec l'évolution du profil de l'apprenant au cours des séances d'apprentissage, notamment ses connaissances et ses compétences, il est important que l'EIAH soit capable de mettre à jour le profil de l'apprenant pour pouvoir lui proposer des activités adaptées. Pour la mise à jour des connaissances du domaine, représentées dans un réseau bayésien, notre approche propose d'observer les actions de l'apprenant au cours de l'interaction, de les représenter dans des traces modélisées, puis d'analyser ces traces par des techniques de Data Mining. Pour la mise à jour du profil de l'apprenant, représenté par les probabilités associées aux variables du réseau, nous utilisons la formule de Bayes qui permet de calculer les probabilités des variables en fonction des observées (les évidences du réseau).

1 Introduction

Notre travail de recherche vise à concevoir un EIAH adaptatif capable :

1. de mettre à jour les connaissances du domaine et le profil de l'apprenant, et
2. de proposer des scénarios pédagogiques adaptés au profil et aux besoins de chaque apprenant.

Ce travail entre dans le cadre du projet CLES (Cognitive Linguistic Elements Stimulations) qui vise à développer un environnement "serious games" dans le cadre des troubles d'apprentissage, des handicaps et des soins à domicile. Dans cet article, nous présenterons, dans un premier temps, l'architecture générale de notre système. Par la suite, nous donnons le principe que nous avons adopté pour mettre à jour les connaissances du domaine et le profil de l'apprenant à partir de l'analyse des traces d'interaction.

2 Architecture générale

Afin d'apporter une souplesse et une évolutivité dans l'accompagnement individualisé, l'EIAH doit permettre de suivre l'évolution de chaque apprenant pour lui proposer des scénarios adaptés à ses besoins et ses compétences. Pour cela, l'architecture que nous proposons regroupe des boucles de contrôle plus ou moins longues, aussi bien en *temps réel* pour

l'adaptation du scénario en fonction du comportement de l'apprenant qu'en *off-line* pour la mise à jour des connaissances du domaine et du profil de l'apprenant à partir de l'analyse traces d'interaction.

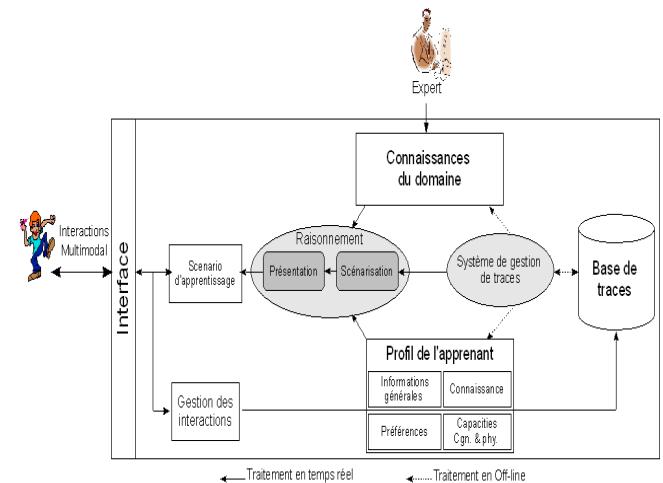


Fig. 1. Architecture Générale

Le système proposé adopte l'architecture de la figure 1. Initialement, l'expert du domaine alimente le système par des connaissances du domaine et définit le profil de l'apprenant. Ces derniers sont utilisés en temps réel par le module de raisonnement pour générer des scénarios pédagogiques adaptés à l'apprenant et ses objectifs éducatifs. Durant l'interaction entre l'apprenant et le système, toutes les actions de l'apprenant sont récupérées, par le module de gestion des interactions, puis représentées sous formes de traces modélisées. Ces traces sont utilisées en *off-line* par le module de gestion de traces pour mettre à jour les connaissances du domaine et le profil de l'apprenant.

3 Représentation des connaissances du domaine et du profil de l'apprenant

Le modèle du domaine couvre l'ensemble des connaissances et des informations nécessaires, d'une part, à l'élaboration des scénarios d'apprentissage adaptés à l'apprenant et ses objectifs éducatifs, d'autre part, à la mise à jour du profil de l'apprenant en fonction de ses traces d'interaction.

L'idée fondamentale de notre approche est d'organiser les connaissances du domaine sous forme d'un réseau

Bayésien (Reye, 2004) dont les nœuds représentent les concepts à enseigner et les liens représentent des relations hiérarchiques entre les concepts. Ainsi, les nœuds de plus haut niveau dans la hiérarchie représentent des concepts plus généraux que les concepts placés en dessous.

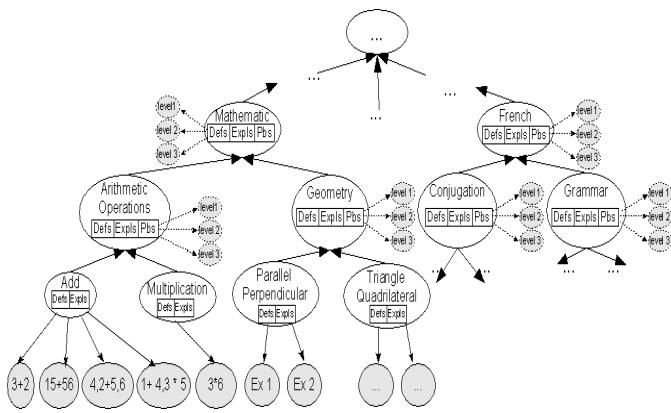


Fig. 2. Réseau Bayesian étendu

La figure 2 montre un exemple de notre proposition où :

1. Les concepts, représentés par des cercles sur fond blanc, représentent les éléments atomiques des connaissances à enseigner. Dans cette hiérarchie, chaque concept est divisé en plusieurs sous-concepts. En même temps, chaque concept du réseau contient un ensemble de définitions et d'exemples relatifs au sujet. Ces éléments sont dans différentes formes (images, texte, vidéos, etc.).

2. Les évidences ou les observations, représentés par des cercles sur fond gris, représentent des *exercices* et des *problèmes* relatifs aux concepts auxquels ils sont liés. Ces exercices et problèmes sont utilisés pour la création des scénarios de tests.

Le profile de l'apprenant est représenté par un vecteur de composants de la forme $\langle \text{attribut}, \text{valeur} \rangle$ où les *attributs* correspondent aux variables du réseau (concepts des connaissances du domaine) et les *valeurs* correspondent aux probabilités des variables du réseau (correspond à une estimation du niveau de connaissance de l'apprenant pour le concept en question).

4 Mise à jour des connaissances du domaine et du profile de l'apprenant

Dans cette section, nous présentons dans un premier temps notre modèle de trace. Par la suite, nous donnons le principe de notre approche de mise à jour des connaissances du domaine et du profil de l'apprenant.

4.1 Modélisation des traces

Durant chaque session, le module de raisonnement génère un scénario d'exercice et/ou de problèmes adaptés à l'apprenant. Il s'agit d'une suite d'observables/d'évidences du réseau bayésien. Une trace est une suite d'observés représentant les actions

de l'apprenant sur les exercices et/ou problèmes du scénario. Chaque session est donc associée à une trace. Formellement, une trace T est représentée comme suit :

$$T = \{O_1, O_2, \dots, O_n\}$$

Où chaque observé O_i est caractérisé par le 5-uplet suivant: $O = \langle Q, R, T, S, E \rangle$

Q: Exercice/Problème (c'est une évidence ou observation dans le réseau bayésien).

R: Réponse de l'apprenant

T: Temps de Réponse: temps écoulé pendant l'affichage de la question et la réponse de l'apprenant.

S: Réponse juste de la question, et

E: Evaluation de la réponse de l'apprenant.

E est une fonction f qui calcule l'écart entre la réponse de l'apprenant et la réponse juste. Cette fonction prend en compte la durée T . Les valeurs de cette fonction sont définies dans l'intervalle $[0,1]$ où : *Zéro* : indique que l'élève ne connaît pas le concept, et *Un* : indique que l'élève maîtrise le concept à 100 %. Afin de simplifier, nous utilisons la classification suivante :

Si $0.1 \geq f \geq 0$ alors $E = \text{Very Bad}$

Si $0.3 \geq f > 0.1$ alors $E = \text{Bad}$

Si $0.7 \geq f > 0.3$ alors $E = \text{Average}$

Si $0.9 \geq f > 0.7$ alors $E = \text{Good}$

Si $1.0 \geq f > 0.9$ alors $E = \text{Very Good}$

4.2 Principe de l'approche

La mise à jour des connaissances consiste à ajouter ou supprimer des concepts et/ou des relations entre concepts, et la mise à jour du profil apprenant consiste à calculer les probabilités des variables du réseau bayésien en fonction des observations.

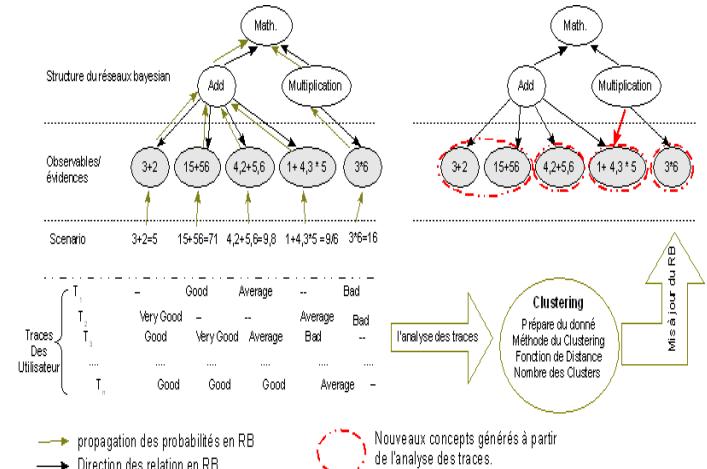


Fig. 3. Principe de la mise à jour.

Pour la mise à jour du profil de l'apprenant, l'idée consiste à utiliser la formule de Bayes pour la propagation de l'information dans le réseau. Soit $A = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$ l'ensemble des observations liées au concept B alors:

$$P(A / B) = \frac{P(B / A) * P(A)}{\sum_i P(B / A_i) * P(A_i)}$$

La même formule est utilisée pour la propagation des probabilités entre les concepts.

Pour la mise à jour des connaissances du domaine, le principe est de classer les éléments observés de la trace en utilisant une méthode de classification (K-means). Les résultats du classement sont ensuite soumis à l'expert qui peut ensuite mettre à jour la structure du modèle du domaine en fonction de ses résultats.

La prochaine étape de notre travail porte sur la scénarisation et l'évaluation de notre approche.

Bibliographies

Jim Reye, Student Modelling Based on Belief Networks, International Journal of Artificial Intelligence in Education, v.14 n.1, p.63-96, Jan 2004