

Un modèle cognitif computationnel de représentation de la connaissance au sein des environnements virtuels d'apprentissage

Mehdi Najjar, André Mayers, Yves Bouchard

▶ **To cite this version:**

Mehdi Najjar, André Mayers, Yves Bouchard. Un modèle cognitif computationnel de représentation de la connaissance au sein des environnements virtuels d'apprentissage. Revue internationale des technologies en pédagogie universitaire, 2005, 2 (3), pp.43-52. edutice-00135097

HAL Id: edutice-00135097
https://edutice.hal.science/edutice-00135097

Submitted on 6 Mar 2007

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Un modèle cognitif computationnel de représentation de la connaissance au sein des environnements virtuels d'apprentissage

Mehdi Najjar
Département d'informatique de l'Université de Sherbrooke, CANADA
mehdi.najjar@usherbrooke.ca

André Mayers
Département d'informatique de l'Université de Sherbrooke, CANADA
andre.mayers@usherbrooke.ca

Yves Bouchard
Département de philosophie de l'Université de Sherbrooke, CANADA
yves.bouchard@usherbrooke.ca

Compte rendu d'expérience

Résumé

Dans le cadre de la représentation des connaissances au sein des environnements virtuels d'apprentissage (EVA) et du fait de la nature relationnelle et structurée de ces connaissances, leur exploitation nécessite de faire appel à des processus d'analyse capables de traiter et de manipuler un grand volume de données structurées. Dans ce sens, un modèle de représentation trouve sa pleine utilité pour la recherche et le traitement automatique d'information guidant le raisonnement, le diagnostic et la prédiction d'un système tuteur dont la tâche est de fournir des suggestions, des exemples et des explications bien adaptés à chaque apprenant. Nous présentons dans cet article un modèle pour représenter la connaissance du domaine et celle des usagers utilisant des EVA. Le modèle s'inspire des recherches en intelligence artificielle sur la modélisation computationnelle et des théories de la psychologie cognitive qui expliquent l'activité cognitive humaine en termes de sous-systèmes de la mémoire et de leurs processus. Ces sous-systèmes (implémentés dans un EVA), parce qu'ils sont similaires à ceux utilisés par l'apprenant, facilitent, d'une part, l'identification de la connaissance acquise correcte ou erronée, et suggèrent, d'autre part, la planification d'une séquence d'activités pédagogiques pour améliorer de manière significative le niveau cognitif de cet apprenant.

Abstract

In recent years, encouraging results in the field of knowledge representation within virtual learning environments (VLEs) confirm findings by artificial intelligence research in this area: namely, the benefits of integrating knowledge accumulated by research into psychology (i.e. the cognitive mechanisms of human learning) and the positive results yielded by computational modelling theories. This paper introduces a new cognitive and computational approach to knowledge representation inspired by cognitive theories that explain human cognitive activity in terms of memory subsystems and their processes, and whose aim is to suggest formal computational models of knowledge that offer efficient and expressive representation of virtual learning structures. Practical studies serve both to validate the new approach and allow general conclusions to be drawn.

Introduction

En dépit du fait que l'idée d'utiliser des ressources logicielles à des fins pédagogiques remonte à quelques décennies déjà (Carbonell, 1970; Brown, Burton et Bell, 1975 ; Clancey, 1983; White et Frederiksen, 1985), le recours aux environnements virtuels d'apprentissage (EVA) dans l'enseignement et la formation constitue encore aujourd'hui un champ d'intérêt en pleine croissance. Diverses tentatives (Heermann et Fuhrmann, 2000; Lintermann et Deussen, 1999; Rzepa et Tonge, 1998; Wells et Jefferey, 1996) pour créer des EVA fortement interactifs ont été entreprises, engendrant ainsi un remarquable enthousiasme au sein de la communauté éducative. Cependant, si l'on nourrit l'ambition de développer des environnements d'enseignement dans des domaines complexes, dotés de stratégies tutorielles multiples et capables d'interagir avec des apprenants ayant différents niveaux d'intelligence et diverses capacités d'acquisition de connaissances, alors il devient nécessaire d'avoir une compréhension encore plus raffinée des processus impliqués dans l'apprentissage, la structuration, la manipulation et l'exploitation des connaissances. La modélisation de ces processus constitue un défi de taille et les options théoriques sont nombreuses. Tout modèle de représentation des connaissances qui se matérialise dans un EVA doit intégrer dynamiquement trois composantes : un *expert*, un *apprenant* et un *tuteur*. En plus des ressources communes, chacune de ces composantes doit disposer de ressources qui lui sont propres afin de créer un contexte d'apprentissage qui soit interactif et bien ajusté à l'apprenant. Aussi, le principal défi dans la modélisation consiste-t-il à parvenir à un degré de raffinement tel que, d'une part, les interactions entre les composantes soient bien adaptées les unes aux autres et, d'autre part, le processus d'apprentissage dans son ensemble *mime*, pour ainsi dire, le plus adéquatement possible le processus d'apprentissage d'un agent humain.

Comme dans toute entreprise de modélisation, le découpage conceptuel des objets à représenter est déterminant. À cet égard, le modèle que nous proposons accorde une grande importance à la caractérisation des sous-systèmes de la mémoire, en particulier la mémoire épisodique qui encode et fournit de l'information indispensable aux interventions du tuteur, dont la qualité est fonction de la précision de la représentation de l'état et du cheminement de l'apprenant. Le modèle de représentation de la connaissance dans un EVA que nous présentons ici s'inspire : 1) des recherches en intelligence artificielle sur la modélisation computationnelle, la structuration et l'organisation de la connaissance, et 2) des théories de la psychologie cognitive qui expliquent l'activité cognitive humaine en termes de *sous-systèmes* de la mémoire et de leurs processus. Notre hypothèse stipule que ces sous-systèmes et ces processus (simulés dans un EVA), parce qu'ils sont similaires à ceux utilisés par l'apprenant, facilitent, d'une part, l'identification de la connaissance acquise (correcte ou erronée) et rendent possible, d'autre part, la planification d'une séquence d'activités pédagogiques pour améliorer de manière considérable le niveau cognitif de cet apprenant.

L'article se divise en quatre parties. La première partie est consacrée à la description d'un laboratoire virtuel, le *RedBool*, un EVA conçu pour enseigner aux étudiants les techniques de la simplification d'expressions logiques à l'aide de propriétés algébriques. Nous nous inspirons ensuite, dans la deuxième partie, de la mémoire humaine et de ses sous-systèmes pour concevoir des structures informatiques de représentation des différents types de connaissance mis en œuvre dans le modèle de représentation incorporé dans le *RedBool*. Nous abordons, à la fin de cette section, la représentation et le traitement explicites des buts dans le modèle. La troisième partie de l'article présente les résultats d'essais pratiques effectués avec des étudiants de premier cycle universitaire. Enfin, dans la quatrième partie, nous analysons les gains que nous permet de réaliser l'application du modèle proposé dans le cadre d'un EVA.

1. Le laboratoire virtuel *RedBool*

RedBool (Najjar et Mayers, 2004) est un laboratoire virtuel qui représente un environnement d'apprentissage et de résolution de problèmes en logique propositionnelle. L'objectif de ce laboratoire est d'enseigner à l'apprenant comment réduire une expression en logique propositionnelle au moyen de règles assimilables à celles qui régissent une algèbre booléenne. Par exemple, lorsqu'une conjonction, comme *a & b*, comporte un élément qui est toujours faux, disons *a & F*, alors la conjonction elle-même est fausse car la fausseté est l'*élément absorbant* de la conjonction, de la même manière qu'en arithmétique 0 est l'*élément absorbant* de la multiplication. Le laboratoire fournit les notions préliminaires, les définitions et les explications qui constituent l'ensemble de connaissances préalables et qui sont disponibles dans les sections pertinentes et accessibles au moyen de boutons actionneurs. Ce contenu est enseigné généralement aux étudiants de premier cycle universitaire.

Dans la section *Notions de base*, toutes les règles de la réduction booléenne sont décrites. Dans la sous-section *Explications*, des conseils et des astuces sont fournis avec des explications complètes sur l'utilisation appropriée des règles de la réduction booléenne. La section *Exemples* comporte des problèmes et des solutions pertinents, générés aléatoirement selon un degré de

difficulté variable. Les étudiants peuvent également écrire, à l'aide d'un clavier visuel, n'importe quelle expression logique (syntaxiquement correcte) et demander au système tuteur de la simplifier. Les étapes de résolution du problème, les règles appliquées et les résultats intermédiaires (variantes de l'expression initiale, partiellement simplifiée au cours du processus de réduction) sont affichés sur une ardoise. Ces exemples, générés systématiquement ou personnalisés sur demande, montrent des solutions optimales de simplification d'expressions logiques et sont fournis aux étudiants comme repères desquels ils peuvent s'inspirer pendant la résolution des problèmes qu'ils abordent dans la section *Exercices*. Ces problèmes, aussi proposés et générés aléatoirement avec des niveaux de complexité variables, constituent, d'une part, un moyen pour chaque apprenant de mettre à l'épreuve son savoir théorique, acquis par l'exploration des sections précédemment décrites, et lui offrent, d'autre part, une occasion de mettre en application les règles de la réduction booléenne. Par l'intermédiaire du clavier visuel, les étudiants procèdent à la réduction d'une expression initiale en choisissant, à leur guise, les règles de simplification appropriées et en les appliquant dans l'ordre qu'ils souhaitent.

Bien que diverses stratégies tutorielles puissent être envisagées, nous utilisons actuellement la stratégie du *tuteur cognitif* (Anderson, Corbett, Koedinger et Pelletier, 1995) implémentée au sein de plusieurs tutoriels intelligents et dont l'efficacité a été largement prouvée expérimentalement (Aleven et Koedinger, 2002; Corbett, McLaughlin et Scarpinatto, 2000). Grâce à cette stratégie, le système tuteur peut, dans le cas d'un choix incorrect d'une règle à appliquer ou d'une application erronée d'une règle applicable, informer immédiatement l'apprenant de son erreur et lui indiquer la bonne réponse pour l'étape en cours, c'est-à-dire : 1) la sous-expression à réduire, choisie par l'apprenant, 2) la règle appliquée, 3) la nouvelle sous-expression résultante, et 4) l'état actuel de l'expression globale à la suite de l'application de la règle. À la fin de l'exercice, le tuteur récapitule le travail de l'étudiant et exécute une rétroaction appropriée. La Figure 1 illustre un cas de résolution de problème dans le laboratoire *RedBool.*

2. La mémoire humaine et ses sous-systèmes

La mémoire est une ressource de toute première importance au regard de la cognition humaine. Trop souvent, on la réduit à un simple dispositif matériel de conservation de données, comme dans le cas de la mémoire de masse (disque dur) d'un ordinateur. En fait, la mémoire joue également un rôle actif dans le traitement de l'information en réalisant des fonctions de catégorisation, de généralisation et d'abstraction (Gagne, Briggs et Wager, 1992). Le processus d'organisation, par exemple, est essentiel au succès du mécanisme de rappel. En effet, l'accessibilité d'une information ou d'un souvenir dans la mémoire dépend de la qualité en vertu de laquelle cette information a été étiquetée et de la spécificité des éléments auxquels elle a été associée (Rosenfield, 1989). Dans cette perspective, les défaillances sont considérées comme des cas où l'information n'a pas reçu le traitement approprié (Baddeley, 1990).

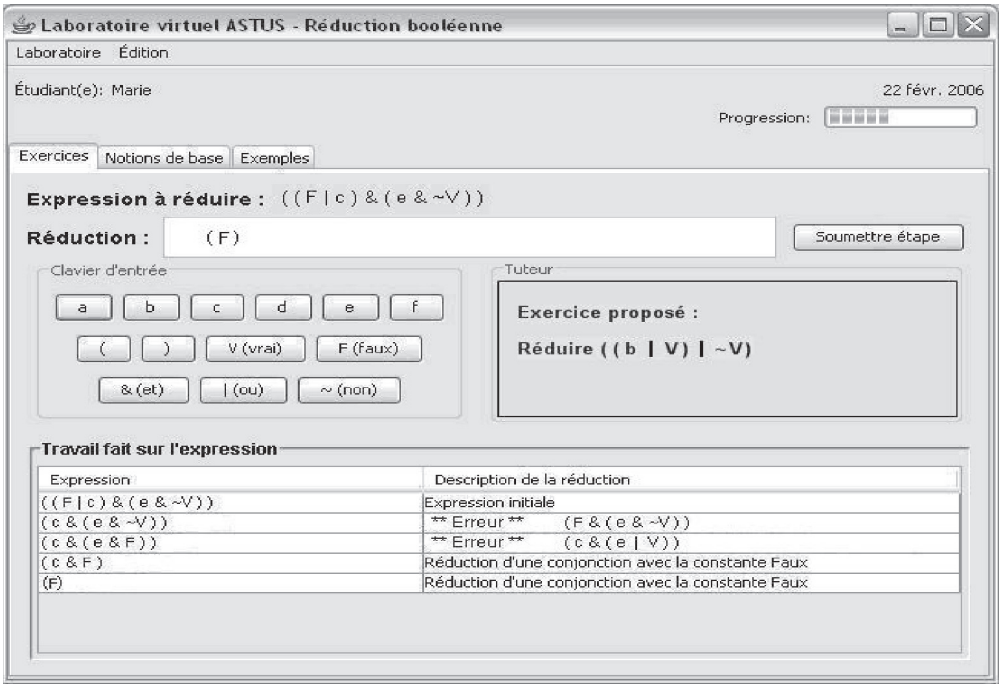


Figure 1. Exemple de résolution de problème dans *RedBool*

Selon une première catégorisation épousée par certains chercheurs, par exemple Phelps (1989), la mémoire peut conserver des connaissances de deux types : les connaissances *explicites* et les connaissances *implicites*. Alors que les premières procurent un accès direct au contenu informatif – pensons à un contenu propositionnel représentant un fait (déclaration) –, les secondes, quant à elles, représentent des actions ou un savoir-faire – pensons à une série d'instructions (procédure) –. Selon un deuxième axe de distinction emprunté

par plusieurs autres chercheurs, par exemple Anderson *et al.* (2004), la mémoire comporte deux sous-systèmes principaux, une *mémoire déclarative* et une *mémoire procédurale*. D'un point de vue pratique, par exemple, la mémoire procédurale, qui sert à accomplir des opérations complexes et souvent motrices, facilite la réalisation des tâches dont la représentation explicite n'offre aucune utilité au plan strictement computationnel. Ce faisant, les connaissances procédurales permettent d'automatiser le processus de résolution d'un problème donné en diminuant le temps de recherche et la quantité d'information à manipuler. La mémoire déclarative se subdivise encore en plusieurs sous-systèmes, parmi lesquels nous distinguons la *mémoire sémantique* et la *mémoire épisodique*. Notons que différentes approches en psychologie cognitive proposent divers ensembles de structures de représentation des connaissances. Néanmoins, ces ensembles ne sont pas nécessairement compatibles et, dépendamment des auteurs, la mémoire sémantique est parfois appelée « mémoire déclarative » et inclut, selon certains, la mémoire épisodique (Anderson et Ross, 1980). Cette dernière conserve les détails de nos expériences et préserve les relations temporelles permettant la reconstruction des événements précédemment vécus (des épisodes) ainsi que le contexte dans lequel ils ont eu lieu. En dépit de la difficulté à distinguer ces formes de mémoire comme fonctionnellement séparables, les deux sous-systèmes (sémantique et épisodique) coexistent. Des recherches en neurologie (voir par exemple, Shastri (2001, 2002)) ont démontré que la mémoire épisodique est distincte, par ses caractéristiques neuronales, de la mémoire sémantique. Cependant, il semble qu'il y ait au moins un chevauchement important entre les deux formes de mémoire.

2.1 Les connaissances sémantiques

Dans notre modèle, nous considérons les connaissances sémantiques comme des concepts pris au sens le plus large. Elles peuvent ainsi être n'importe quelle catégorie d'objets, de relations ou de fonctions. Nous subdivisons, en plus, ces concepts en deux types : les *concepts primitifs* et les *concepts décrits*. Nous définissons un concept primitif comme étant une représentation syntaxiquement non décomposable. Par exemple, en logique propositionnelle, dans le cas de l'expression «a & b», les symboles «a» et «b» sont des représentations non décomposables.

À la différence des concepts primitifs, les concepts décrits sont des représentations syntaxiquement décomposables. Dans l'énoncé « ((a & b) | F) », les symboles « a », « b » et « F » sont associés à des concepts primitifs (respectivement, deux variables propositionnelles et une constante de vérité qui désigne le « FAUX »), chacun des symboles « & » et « | » est associé à une fonction primitive (respectivement, la conjonction et la disjonction). L'expression « ((a & b) | F) » est un objet décrit qui représente une disjonction entre la constante de vérité « F » et l'expression « (a & b) », elle-même un objet décrit représentant une conjonction entre deux propositions.

Notre approche autorise également une distinction entre les *concepts* et les *cognitions*. Ces dernières sont des instances d'un concept qui décrivent la perception que possède l'apprenant d'un objet abstrait ou concret tel qu'il était à un moment donné dans l'espace de représentations et dans le temps. Cette distinction s'avère nécessaire pour tenir compte des différentes occurrences d'un concept. Une cognition prend naissance lors de l'activité cognitive et forme un élément structural important des connaissances épisodiques présentées plus loin dans cet article.

2.2 Les connaissances procédurales

Contrairement aux connaissances sémantiques qui peuvent être exprimées explicitement, une connaissance procédurale ne se manifeste que par une action ou une série d'actions accomplies machinalement – à la suite de la perception d'un ensemble de stimuli internes ou externes – pour atteindre un état désirable, un but. En d'autres termes, une procédure est un moyen de réaliser un objectif pour satisfaire un besoin, sans pour autant utiliser les ressources du centre d'attention. En logique propositionnelle, par exemple, la substitution automatique de la constante de vérité « ~V » par « F », en omettant l'appel explicite de la règle de négation du « VRAI », est une connaissance procédurale qui peut s'acquérir par un exercice répétitif ayant pour objectif la simplification des expressions booléennes. L'automatisation de la réalisation des objectifs, par le biais de l'utilisation des procédures, permet de réduire la complexité cognitive nécessaire à la résolution de problèmes (Sweller, 1989).

Notre modèle subdivise les connaissances procédurales en deux types : les *procédures primitives* et les *procédures complexes*. Nous voyons l'exécution d'une procédure primitive comme une action atomique (indivisible); celle d'une procédure complexe peut être réalisée par une suite d'actions, accomplies pour satisfaire un script de buts. Chacune de ces actions résulte de l'exécution d'une procédure primitive et chacun de ces buts est perçu comme une intention du système cognitif de l'apprenant.

2.3 Les connaissances épisodiques

Dans notre modèle, la représentation d'un épisode s'appuie sur l'instanciation d'une connaissance générique particulière (un

but) qui se situe dans la mémoire sémantique. Les connaissances épisodiques sont ainsi organisées en fonction des buts. Chaque épisode spécifie un but qui traduit un intérêt de l'apprenant et qui donne un sens aux événements et aux actions qui leur sont associées. Si la réalisation du but nécessite l'exécution d'une procédure complexe, formée d'un ensemble de *n* actions, alors il sera composé de *n* sous-buts sauvegardés dans *n* épisodes. En d'autres termes, chaque épisode représente une action entreprise par l'apprenant pour accomplir une tâche. Dans le cas où la tâche n'est pas élémentaire, l'épisode donnera naissance à des sous-épisodes. De cette façon, l'ensemble des connaissances épisodiques reflète *la totalité de l'activité cognitive de l'apprenant lors de la résolution d'un problème*.

Cette activité cognitive n'est pas modélisée systématiquement, d'une manière statique, à partir de l'objectif principal que l'apprenant vise à atteindre. Dans notre modèle, la procédure complexe *P*, choisie pour accomplir un but donné *G*, détermine le nombre et l'ordre des sous-buts de *G* dont chacun peut être réalisé, à son tour, par une procédure (appelée, dans ce cas-ci, « une sous-procédure de *P* »). Le choix de *P* dépend principalement des habitudes et des préférences de l'apprenant durant l'accomplissement de la tâche. Cela signifie qu'un but se réalise de diverses façons, suivant divers scénarios de séquences d'exécution de procédures. Par conséquent, le nombre et l'ordre chronologique des buts (et de leurs sous-buts) ne sont pas prédéfinis.

Les connaissances sémantiques mises en jeu lors de l'utilisation d'une procédure (dont l'exécution est enregistrée dans un épisode) sont des cognitions. Ces dernières se conservent chacune comme un composant d'une connaissance épisodique. Le rappel d'une cognition permet à l'apprenant de distinguer les différentes occurrences d'un concept en fonction de l'épisode où elles surviennent. En construisant *un portrait* de ses connaissances, qui s'enrichit à chaque étape de l'apprentissage, il est possible de remonter la chaîne d'inférences que l'apprenant a suivie afin de déterminer la source de son échec et, par conséquent, les causes de ses erreurs. Ce portrait est un modèle de l'étudiant qui permet de construire un diagnostic pouvant servir au tuteur pour prendre une décision de nature didactique (questionnement, explication, remédiation, etc.).

2.4 Le traitement explicite des buts

Dans la plupart des cas, nos réactions à l'environnement sous forme de réponses, de décisions, de jugements ou de comportements sont déterminées non pas seulement à partir de l'information présente dans cet environnement, mais surtout à partir du but actuel que nous poursuivons et auquel ces informations sont reliées. L'adoption d'une structuration spécifique, définissant les buts comme une connaissance particulière, est désormais usuelle depuis le développement des théories cognitives computationnelles ACT-R (Anderson et Lebiere, 1998; Newell, 1990). Ces approches ont prouvé que l'énergie employée pour réaliser les buts les distingue de n'importe quelle simple forme de connaissance. Cette distinction implique un traitement différent pour les buts dans l'architecture cognitive humaine. Bien qu'il soit accompli au moyen d'une procédure, un but peut être vu comme un cas spécial de connaissance sémantique qui représente les intentions derrière les actions du système cognitif de l'apprenant. Lors de la résolution de problèmes, le raisonnement de l'apprenant dépend principalement de ses buts et de l'ensemble des actions dont il dispose et qu'il juge adéquates pour atteindre ses buts (Newell, 1990).

Dans notre modèle, les buts encodent les objectifs actuels, passés ou futurs de l'apprenant. Nous définissons un but comme une connaissance sémantique qui spécifie un état à atteindre. Cet état est souvent décrit à l'aide d'un algorithme, c'est-à-dire les connaissances procédurales permettant d'atteindre le but. À l'échelle computationnelle, un but peut donc être considéré, selon une perspective computationnelle, comme une fonction générique où les procédures tiennent le rôle de méthodes.

3. Les essais pratiques

Afin d'expérimenter notre modèle, nous avons proposé à des étudiants préparant un baccalauréat en mathématiques ou un baccalauréat en informatique et qui suivent les cours *MAT-113* ou *MAT-114*, consacrés à la logique et aux mathématiques discrètes, de faire des exercices de simplification d'expressions logiques en utilisant le laboratoire virtuel *RedBool*. Notre objectif principal était d'enregistrer la trace d'exécution de chaque apprenant pendant la résolution de problèmes (dans la section des exercices) afin d'évaluer l'aptitude du modèle à éclairer le tuteur lors de la prise de décisions tutorielles.

Tableau 1. Données du cadre expérimental

Complexité de l'exercice	1	2	3	4	5
Nombre d'exercices	4	4	5	6	6
Nombre d'étudiants	10	10	10	10	10

Les données du cadre expérimental sont fournies dans le Tableau 1. Rappelons que dans les processus de résolution choisis par les apprenants, chaque étape correspond à une transition réalisable au moyen d'une procédure primitive ou complexe, appliquée pour atteindre un sous-but et qui manipule des concepts primitifs ou décrits (règles de réduction, variables propositionnelles, opérateurs logiques et constantes de vérité).

Nous avons sauvegardé les traces de résolution de chaque apprenant dans des fichiers XML[1]. Ceux-ci représentent la mémoire épisodique de l'apprenant. Pour chaque étudiant et pour chaque exercice réalisé, le système note les procédures effectuées ainsi que les cognitions créées et manipulées. Étant donné que toute procédure est généralement invoquée pour réaliser un but, les données recueillies permettent de déduire les buts formulés (et leurs sous-buts).

Lorsque l'apprenant commet une erreur, la satisfaction du but qu'il souhaitait atteindre s'est réalisée au moyen d'une procédure jugée non valable par le système. Cette erreur est le fruit d'une mauvaise interprétation de la situation provoquant le choix d'une procédure : 1) qui peut être correcte mais dont l'application ne peut se faire dans le contexte actuel, ou 2) qui est inventée et complètement fausse. La procédure utilisée est considérée comme erronée si le résultat final obtenu par l'apprenant –et non pas la façon de faire– est différent de celui du tuteur. Ce dernier peut, au moyen d'un dialogue avec l'apprenant, déterminer le script de cette procédure qui sera ajoutée au vecteur des procédures erronées, si elle s'avérait être une nouvelle procédure non valide. Dans ce cas, cette procédure incorrecte est étiquetée (au sein d'un épisode dans lequel le résultat erroné est sauvegardé) comme une procédure erronée à laquelle on attribue un identificateur unique et qui pointe indirectement vers un ensemble de procédures valides – que l'apprenant aurait pu choisir – pour accomplir le but en question. Enseigner ces procédures sera l'objectif immédiat de la stratégie tutorielle. Plus précisément, lors de la phase de l'analyse des erreurs (qui consiste à scruter le contenu du fichier XML à la recherche des erreurs survenues lors de la réduction de l'expression logique), pour chaque erreur détectée dans la trace, le tuteur identifie une procédure valide qui permet d'atteindre le but et qui aurait pu être utilisée à la place de la procédure erronée.

L'identification d'une procédure correcte de simplification qui fait usage d'une règle de réduction booléenne se fait à l'aide d'un deuxième fichier XML qui contient la connaissance du domaine. Le tuteur propose ensuite une nouvelle expression logique dont la résolution fera appel normalement à l'usage de la procédure valide et qui sera utilisée comme une remédiation personnalisée à la suite de l'occurrence de l'erreur. Comme l'épisode contenant la procédure erronée comporte une instance du but, l'ensemble des procédures valides qui peuvent le satisfaire sera déterminé à partir du prototype du but. Ces procédures contiennent les ressources didactiques, les exemples et les exercices nécessaires pour être enseignées. Dans le cas où elles seraient complexes, elles spécifient des sous-buts dont chacun contient – dans sa structure – les procédures valides qui l'accomplissent. De cette façon, le tuteur parvient facilement à concevoir une séquence ordonnée de procédures valides permettant d'accomplir correctement n'importe quel but, en particulier les buts que l'apprenant n'est pas parvenu à réaliser.

Sur le plan pratique, les facettes «exercices» et «exemples» définies dans la structure de la procédure valide comportent un script contenant un modèle qui génère des ressources didactiques, c'est-à-dire un modèle générique d'exercices (respectivement, d'exemples). Afin de proposer un exercice, le modèle de la génération automatique de la rétroaction personnalisée permet d'exécuter un script de buts de type «construire» qui prennent comme paramètres des arguments dont les types de concepts sont spécifiés dans le modèle de rétroaction. Le type de but «construire» permet de créer un objet primitif à partir de sa classe de concept ou un objet complexe à partir des classes de ses composantes. Les arguments du but de type «construire» sont formulés à partir d'indices relevés dans le fichier des épisodes (voir les Figures 2 et 3). La structure de cette mémoire épisodique permet au tuteur de trouver, grâce aux procédures erronées, les épisodes dans lesquels les erreurs sont survenues et de relever les cognitions manipulées par les buts que l'apprenant a tenté de réaliser.

En reprenant l'exemple illustré par la Figure 1, lors de la réduction de l'expression ((F | c) et (e et ~V)), l'étudiante (Marie) entame le processus de résolution en traitant la sous-expression (F | c). Elle commet une première erreur en la simplifiant en (F). Dans ce cas, le système lui montre que la réduction de (F | c) se fait correctement par l'application de la règle de réduction de la disjonction d'une proposition avec la constante de vérité « F » qui transforme la sous-expression en (c).

À l'étape suivante, en essayant de réduire la sous-expression (e et ~V), une seconde erreur se produit. Le système rétroagit à nouveau et montre que la réduction de (e et ~V) peut se faire par l'application de la règle de la simplification de la négation de la constante de vérité « V » qui substitue (F) à (~V) transformant ainsi la sous-expression en (e et F) et l'expression globale en (c et (e et F)). À l'avant-dernière étape, Marie applique à la sous-expression (e et F) la règle de réduction de la conjonction d'une proposition avec la constante de vérité « F » qui simplifie la sous-expression (e et F) en (F) et transforme l'expression globale en (c et F). Celle-ci est finalement réduite à (F) à la suite d'une nouvelle application de la précédente règle.

À la fin de l'exercice, et en conséquence aux deux erreurs commises, l'objectif de la stratégie tutorielle est d'enseigner : 1) l'usage des règles de la simplification de la négation d'une constante de vérité, et 2) l'application de la règle de réduction de la disjonction d'une proposition avec une constante de vérité. Pour ce faire, le modèle géné-

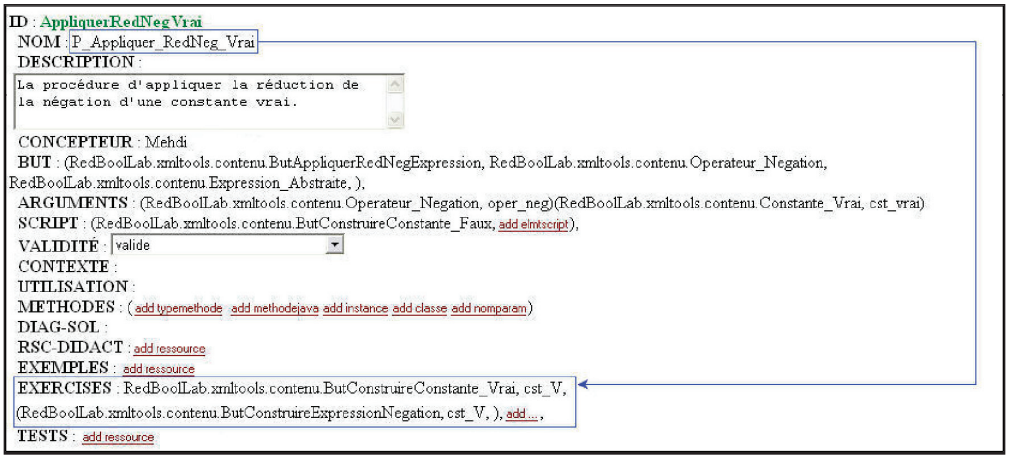


Figure 2. Contenu des facettes de la connaissance procédurale « P__Appliquer__RedNeg__Vrai »

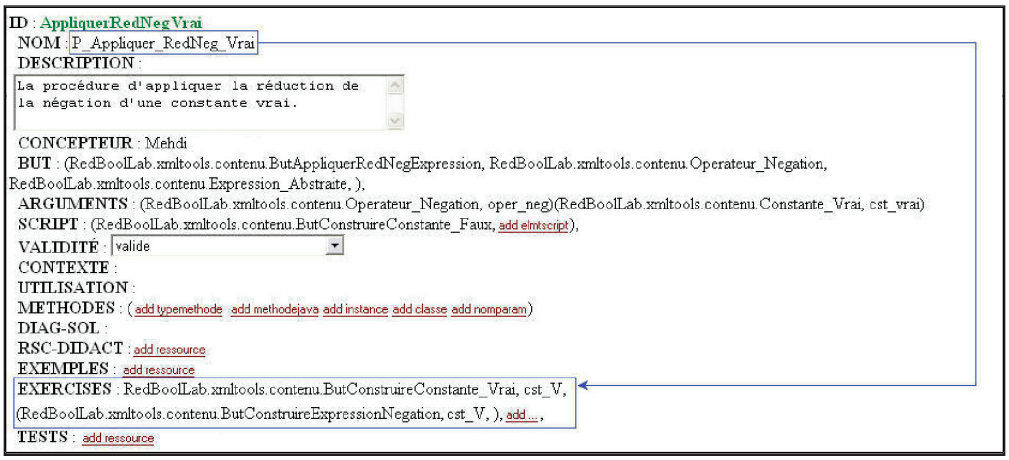


Figure 3. Contenu des facettes de la connaissance procédurale « P__ReduireExpressionDisjonction »

rique de ressources didactiques de chaque procédure valide sélectionnée et qui permet d'accomplir un but échoué (c'est-à-dire, l'intention de simplifier de la négation de la constante de vérité « V » ou celle de réduire la disjonction d'une proposition avec la constante de vérité « F ») est sollicité pour façonner un exercice proposé en rétroaction. Dans le cas de Marie, et pour remédier à ses deux fautes, le tuteur lui propose de s'exercer sur la simplification de l'expression ((b | V) | ~V). Celle-ci est formulée à partir des scripts des facettes « exercices » des procédures « P__Appliquer__RedNeg__Vrai » et « P__ReduireExpressionDisjonction » illustrées respectivement par la Figure 2 et par la Figure 3.

À titre d'exemple, le Tableau 2 comporte quelques rétroactions générées à la suite des résolutions de l'expression (((F | c) & (e & ~V)) & (~a | ~F)). À cause de la différence des erreurs commises, les rétroactions (fournies en termes d'exercices proposés) sont dissemblables. Comme dénoté précédemment, pour chaque erreur commise (lors d'un même exercice), le tuteur génère une expression logique qu'il juge adéquate pour remédier à l'erreur. Une fois que toutes les erreurs ont été analysées et que les sous-expressions élémentaires qui formeront la rétroaction ont été conçues, le tuteur les regroupe d'une manière aléatoire pour construire une expression possédant un degré de difficulté inférieur ou égal à l'expression qui pose problème à l'apprenant au cours de la résolution.

Tableau 2. Exemples de rétroaction

Étudiant	Exercice proposé
1	((V & d) & (~V & (V | a)))
2	(~F & (c & F))
3	(~F & ((V | e) | (F & F)))
4	((c | V) & ~V)
5	((~F) & (~V))
6	((F & ~a) & (~V & (b | F)))

4. Discussion

Notre distinction entre les connaissances sémantiques et les connaissances procédurales s'appuie principalement sur les mêmes critères que la théorie ACT-R (Anderson et Lebiere, 1998). Par contre, nous suggérons de tenir compte d'une composante additionnelle de la mémoire déclarative, à savoir la mémoire épisodique, cette structure qui se caractérise par la capacité d'encoder de l'information sur des faits vécus et d'utiliser cette information à des moments appropriés. Les connaissances sémantiques sont des connaissances génériques de nature descriptive sans information sur leurs contextes d'acquisition, tandis que les connaissances épisodiques sont encodées par rapport au lieu et au moment de leur acquisition et reflètent ainsi le contenu de tous les événements vécus par la personne (Tulving, 1993). Cette structure procure un gain informatif considérable dans l'analyse de la trace du modèle de l'apprenant, puisqu'elle permet de mieux comprendre chacune des étapes et l'*enchaînement* du raisonnement de l'apprenant.

D'autres modèles de représentation font aussi appel à la mémoire épisodique. Par exemple, ELM-ART –un système intelligent conçu pour initier des apprenants novices à la programmation en LISP (Weber et Brusilovsky, 2001)– modélise la connaissance de l'apprenant : 1) par rapport à celle du domaine d'étude, et 2) à l'aide d'un historique de l'apprenant, représenté par un ensemble d'épisodes dont chacun décrit le déroulement d'une activité spécifique au cours du processus d'apprentissage. Un épisode dans ELM-ART est une structure de données qui décrit un concept, la règle utilisée pour le manipuler et le résultat de cette manipulation. Notre structure des connaissances épisodiques est plus riche que le modèle ELM-ART, car elle place l'épisode –facilement manipulable dans un modèle à objets– dans un *contexte hiérarchique*. Dans ELM-ART, les liens directs entre les épisodes sont inexistants. Le modèle épisodique d'un apprenant est construit à partir de l'instanciation des concepts et des règles prédéfinis dans la base de connaissances. Ces unités de connaissance sont déduites en analysant la réponse de l'apprenant par rapport à la description de la tâche à réaliser. Les instances de concepts et de règles ainsi obtenues sont structurées en un arbre de dérivation (Weber, 1996). En d'autres termes, ce sont les unités de connaissance qui sont hiérarchiquement reliées et non les épisodes. Pour établir explicitement les liens entre épisodes, il faut par conséquent retracer l'emplacement de leurs concepts dans l'arbre de dérivation. Le lien direct entre épisodes est une caractéristique fort importante. Cela permet d'avoir une trace exhaustive de ce qu'un apprenant a fait dans les moindres détails et d'analyser cette trace selon un ordre chronologique ou un ordre de complexité (l'ensemble des sous-épisodes reliés d'un épisode reflète une description de la décomposition d'une tâche complexe en plusieurs sous-tâches plus simples). Il est ainsi possible pour un système tuteur de naviguer dans l'historique épisodique afin d'en extraire les indices pertinents pour un raisonnement stratégique adéquat. Notre modélisation de la connaissance épisodique place l'épisode dans une structure hiérarchique qui, lorsqu'elle est stockée sous un format portable de données, devient facilement accessible, proprement gérée et efficacement exploitable si le système tuteur est physiquement distant de l'application supportant l'EVA (Najjar et Mayers, 2003b).

Conclusion

Plusieurs approches cognitives essayent de modéliser le processus humain d'acquisition de connaissances. Comme nous l'avons mentionné précédemment, cette connaissance est encodée dans divers sous-systèmes de la mémoire, non pas en fonction de leurs contenus, mais en fonction de la façon dont ces contenus sont manipulés et utilisés. Ces sous-systèmes peuvent se subdiviser en plusieurs sections présentant chacune un type particulier de connaissance. Nous pensons que cela est à la fois avantageux et pratique de s'inspirer d'un modèle psychologique qui offre une modélisation fine du processus humain d'apprentissage pour représenter la connaissance au sein d'un environnement virtuel éducatif. Nous utilisons parcimonieusement des structures cognitives de représentation, proposées par la psychologie, pour modéliser la connaissance du domaine et celle que possèdent les utilisateurs sur le domaine (Mayers, Lefebvre et Frasson, 2001). Nous regroupons ces structures en deux sections. Dans la première, des connaissances sémantiques et procédurales, communes et potentiellement partagées par tous les apprenants, servent à encoder l'ensemble des connaissances du domaine et peuvent être combinées dynamiquement afin de représenter l'activité cognitive de chaque apprenant lors de l'apprentissage. Dans la deuxième, des connaissances épisodiques propres et spécifiques ont un contenu (représentant la trace de l'activité cognitive) qui dépend de la façon de percevoir et de manipuler la connaissance commune (procédurale et sémantique). Celle-ci est définie sous forme : 1) d'unités primitives choisies avec un faible niveau de granularité, ou 2) d'entités complexes construites à partir des unités primitives. De cette manière, l'analyse de la connaissance épisodique permettrait d'effectuer un recouvrement sur les connaissances sémantiques et procédurales et de déterminer leur niveau d'acquisition en fonction du contexte de leur utilisation (Najjar et Mayers, 2003a).

Tous les faits vécus, toutes les manipulations effectuées et les erreurs commises par chaque apprenant peuvent ainsi être sauvegardés dans son historique épisodique qui reflète un modèle interne de l'utilisateur. Ce modèle offre donc une plus grande qualité et une plus grande richesse sur le plan de la représentation de l'activité cognitive d'un apprenant. Entre autres choses, il est possible de refaire, simuler et analyser, étape par étape, un problème (ou une partie de celui-ci) que l'utilisateur a traité antérieurement. En plus, la sauvegarde de la connaissance erronée en termes de procédures inconnues et de résultats de leurs applications permet au système tuteur de repérer plus aisément la connaissance non maîtrisée et d'exploiter ces informations afin de construire des exemples mieux adaptés à l'apprenant et de lui fournir des conseils appropriés ou des suggestions personnalisées, sur la base d'éléments cognitifs bien détaillés et qui lui sont spécifiques. Bien entendu, il serait éventuellement fort utile de déterminer si un apprenant possède une compréhension profonde ou superficielle de la matière enseignée. Ce dernier point se révèle particulièrement important si l'on souhaite concevoir un modèle de connaissance capable de permettre au tuteur de planifier une séquence d'activités pédagogiques visant à améliorer le niveau de cet apprenant. Certes, distinguer ce que l'étudiant connaît de ce qu'il ne connaît pas est déjà significatif, mais il serait encore mieux de déterminer quantitativement ou qualitativement le degré de maîtrise de chaque objet de connaissance par rapport au contexte de son utilisation. Cela fait partie de nos recherches actuelles.

Remerciements

Les auteurs tiennent à remercier Philippe Fournier-Viger pour sa collaboration ainsi que les arbitres anonymes pour leurs commentaires éclairés et pertinents, qui leurs ont permis de raffermir leurs propos.

Références

Aleven, V. et Koedinger, K. (2002). An effective metacognitive strategy : Learning by doing and explaining with computer-based cognitive tutors. *Cognitive Science*. 26, 147-179.

Anderson, J. R., Bothell, D., Byrne, M. D., Douglass, S., Lebiere, C. et Qin, Y . (2004). An integrated theory of the mind. *Psychological Review*. 111 (4), 1036-1060.

Anderson, J. R., Corbett, A.T., Koedinger, K.R. et Pelletier, R. (1995). Cognitive tutors : Lessons learned. *Journal of the Learning Sciences*. 4 (2),167-207.

Anderson, J. R. et Lebiere, C. (1998). *The atomic components of thought*. Mahwah, NJ : Lawrence Erlbaum.

Anderson, J. R., et Ross, B. H. (1980). Evidence against a semantic-episodic distinction. *Journal of Experimental Psychology : Human Learning and Memory*, 6, 441-466.

Baddeley, A. (1990). *Human memory : Theory and practice*. Hove (Royaume-Uni) : Lawrence Erlbaum.

Brown, J.S., R. Burton, et Bell, A. (1975). SOPHIE : A step toward creating a reactive learning environment. *International Journal of Man-Machine Studies*, 7(5), 675-696.

Carbonell, J. R. (1970). AI in CAI : an artificial intelligent approach to computer-assisted instruction. *IEEE Transactions on Man-Machine System*, 11(4) : 190-202.

Clancey, J.R. (1983). GUIDON. *Journal of computer based instruction*, 10(1), 8-14.

Corbett, A., Mclaughlin, M. et Scarpinatto, K. C. (2000). Modeling student knowledge : Cognitive tutors in high school and college. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 10, 81-108.

Gagne, R.M, Briggs, L. et Wager, W. (1992). *Principles of instructional design*. New York : Holt & Winston.

Heermann, D. et Fuhrmann, T. (2000). Teaching physics in the virtual university : The mechanics toolkit. *Computer Physics Communications*, 127(1), 11-15

Lintermann, B. et Deussen, O. (1999). Interactive modelling of plants. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 19 (1), 476-482.

Mayers, A., Lefebvre, B. et Frasson, C. (2001). Miace, a human cognitive architecture. *SIGCUE Outlook*, 27 (2), 61-77.

Najjar, M. et Mayers, A. (2003a). A computational cognitive-based approach to represent knowledge within intelligent tutoring systems. Dans J. M. Spector *et al.* (dir.), *Proceedings of the 3rd IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies* (p. 66-71). Los Alimitos, CA : IEEE Computer Society.

Najjar, M. et Mayers, A. (2003b). Dynamic user modelling through virtual course : Toward a cognitive approach to represent knowledge for E-Learning. Dans G. Richards (dir.), *Proceedings of the 8th AACE World Conference on E-learning in Corporate, Government, Healthcare and Higher Education 2003* (p. 1725-1728). Chesapeake, VA : AACE.

Najjar, M. et Mayers, A. (2004). Using human memory structures to model knowledge within algebra virtual laboratory. Dans P. Oriogun (dir.), *Proceedings of the 2nd IEEE International Conference on Information Technology : Research and Education* (p. 155-159). Londres.

Newell, A. (1990). *Unified theories of cognition*. Cambridge, MA : Harvard University Press.

Phelps, E. A. (1989). *Cognitive skill learning in amnesics*. Thèse de doctorat non publiée, Université de Princeton.

Rosenfield, I. (1989). *The invention of memory, a new view of the brain*. New York : Basic Books.

Rzepa, H et Tonge, A. (1998). VChemlab : A virtual chemistry laboratory. *Journal of Chemical Information and Computer Science*, 38(6), 1048-1053.

Shastri, L. (2001). A computational model of episodic memory formation in the hippocampal system. *Neurocomputing*, 38-40, 889-897.

Shastri, L. (2002). Episodic memory and cortico-hippocampal interactions. *Trends in Cognitive Sciences*, 6(4), 162-168.

Sweller, J. (1989). Cognitive load during problem solving : Effects on learning. *Cognitive Science*,12, 257-285.

Tulving E. (1993). Varieties of consciousness and levels of awareness in memory. Dans A. D. Baddeley et L. Weiskrantz (dir.), *Attention : Selection, awareness, and control (p. 59-71). Oxford : Clarendon.*

Weber, G. (1996). ELM : Episodic learner modeling. *Cognitive Science*, 20, 195-236.

Weber, G. et Brusilovsky, P. (2001). ELM-ART : An adaptive versatile system for Web-based instruction. *International. Journal of AI in Education*, 12 (4), 351-384.

Wells, L.K. et Jeffrey, T. (1996). *LabVIEW for everyone : Graphical programming made even easier.* Upper Saddle River, NJ : Prentice Hall.

White, B. Y. et Frederiksen, J. R (1985). QUEST : Qualitative understanding of electrical system troubleshooting. *SIGART Newsletter*, 93, 34-37.

Note

[1] Extensible Markup Language (*www.w3.org/XML*).