

Modélisation de l'apprenant et interactivité

Max Gardina and Michel Laurier

Volume 25, Number 1, 1999

L'interactivité au service de l'apprentissage

URI: <https://id.erudit.org/iderudit/031992ar>

DOI: <https://doi.org/10.7202/031992ar>

[See table of contents](#)

Publisher(s)

Revue des sciences de l'éducation

ISSN

0318-479X (print)

1705-0065 (digital)

[Explore this journal](#)

Cite this article

Giardina, M. & Laurier, M. (1999). Modélisation de l'apprenant et interactivité. *Revue des sciences de l'éducation*, 25(1), 35–59. <https://doi.org/10.7202/031992ar>

Article abstract

This article presents various approaches within the frame of computerbased learning systems which relate to student modeling. The concept of interactivity is directly related to modeling since it involves learner characteristics. The authors distinguish between various modeling approaches based on either semantic networks, or expert representations, or mental model progression. A diagnostic approach is developed as well as approaches centred on measurement. All these approaches bring some elements to solving the problem of individualizing pedagogical intervention.

Modélisation de l'apprenant et interactivité

Max Giardina
Professeur

Michel Laurier
Professeur

Université de Montréal

Résumé – Cet article présente les différents courants qui ont trait à la modélisation de l'apprenant dans le cadre de systèmes d'apprentissage informatisés. Parce qu'il concerne les caractéristiques de l'apprenant, le concept d'interactivité est directement relié à la modélisation. On peut distinguer diverses approches de la modélisation qui se basent tantôt sur les réseaux sémantiques, tantôt sur les représentations d'experts, tantôt sur la progression du modèle mental. On voit aussi se développer l'approche diagnostique et des approches centrées sur la mesure. Toutes ces approches apportent des éléments de solution au problème que pose l'individualisation de l'intervention pédagogique.

Introduction

S'il est un thème récurrent en technologie éducative c'est bien celui de la modélisation de l'apprenant. On peut définir la modélisation comme un processus de construction d'une représentation synthétique des connaissances de l'apprenant. En premier lieu, le modèle obtenu doit être conforme à la réalité; c'est ce qui détermine son adéquation descriptive. On souhaite qu'au delà de ce premier niveau d'adéquation, le modèle permette aussi d'établir certains liens de cause à effet et présente par conséquent une adéquation explicative.

L'idée de modélisation était déjà présente au début des années soixante-dix, chez Newell et Simon (1972), dans leur description des processus de résolution de problèmes. Deux ans plus tard, Self (1974) insistait sur l'importance de compter sur des mécanismes permettant une représentation adéquate des connaissances d'un apprenant dans la mise au point de tuteurs intelligents. «Cette nécessité a conduit les chercheurs à tenter d'induire un modèle de l'apprenant construit dynamiquement en s'appuyant sur son comportement observable.» (Bruillard,

1997, p. 84). Bruillard précise que la construction d'un modèle dynamique pose trois niveaux de problèmes dont voici un aperçu.

Le choix d'une représentation – On peut représenter les connaissances de l'apprenant sous diverses formes, à différents degrés de raffinement, en utilisant une variété d'informations qui nous proviennent du comportement de l'apprenant. Qui plus est, il faut se demander si le modèle de l'apprenant ne doit pas, au-delà des connaissances de cet apprenant, tenir compte de variables telles que son style cognitif, sa motivation, ses intérêts et ses stratégies métacognitives.

Les mécanismes de mise à jour – Un modèle dynamique doit pouvoir tenir compte de l'évolution des connaissances, que ces connaissances soient générées ou non par l'interaction avec le système. De plus, tout nouveau comportement de la part de l'apprenant s'ajoute à la base des informations disponibles et est susceptible de préciser, de modifier, voire de falsifier le modèle déjà obtenu.

L'interprétation en vue de décisions – La création d'un modèle de l'apprenant est un processus orienté vers une décision qui se traduit par une stratégie d'enseignement. Cette stratégie peut être mise en œuvre de façon différée par une intervention pédagogique (individualisée ou en classe, par exemple). L'application de la stratégie peut aussi être immédiate c'est-à-dire à travers les interactions ultérieures avec le système. Se pose alors la question de déterminer si c'est le système qui décide ou s'il agit plutôt comme conseiller.

Le dernier niveau de problèmes qu'identifie Bruillard concerne l'utilisation du modèle. À cet égard, Self (1988) relève au moins une vingtaine d'utilisations d'un modèle de l'apprenant. Il regroupe ces utilisations en six fonctions principales.

- La fonction correctrice – Le système vise à éliminer la production d'erreurs présentant des messages associés à des erreurs typiques qu'on rencontre avec une certaine régularité dans l'exécution d'une tâche.
- La fonction élaborative – À partir d'une comparaison avec le comportement de l'expert le système détermine le contenu que doit aborder l'apprenant pour compléter ses connaissances.
- La fonction stratégique – L'information intégrée dans le modèle sert à contrôler le type d'interaction entre l'apprenant et le système.
- La fonction diagnostique – Le système vérifie dans quelle mesure des erreurs de même nature peuvent être attribuées à une cause particulière.

- La fonction prédictive – Le système détermine l'effet qu'aura une intervention didactique afin de guider l'apprenant vers l'intervention la plus appropriée.
- La fonction évaluative – Le système mesure l'état des connaissances de l'apprenant en vue de faciliter un jugement sur les compétences acquises ou sur l'efficacité d'un programme.

Cet article vise à faire le point sur ce concept récurrent de modélisation de l'apprenant. Dans un premier temps, nous précisons ce qu'il faut entendre par modélisation. Dans un deuxième temps, nous tentons de dresser une typologie des approches en ce qui a trait à la modélisation de l'apprenant. Cette typologie tiendra compte des différentes tendances qu'on observe en technologie éducative, en intelligence artificielle et en évaluation des apprentissages. Dans un troisième temps, nous dégagons l'importance de la modélisation dans la conception d'environnements d'apprentissage multimédias interactifs.

Les concepts d'interactivité et de modélisation

Les environnements d'apprentissage multimédias interactifs apportent une nouvelle vision pour l'intégration de nouvelles technologies aptes à augmenter notre habileté à traiter des informations. Ils obligent l'individu aussi à changer sa perception des connaissances. Ce changement se reflète dans la convergence synergique entre les différents types d'accès, les différentes formes de communication et d'échange d'informations. L'environnement d'apprentissage multimédia interactif ne devrait plus représenter un objet passif contenant seulement des informations, mais il devrait devenir, d'une part, le moyen de communication des intentions pédagogiques du professeur/concepteur et, d'autre part, le lieu d'essai, d'accès, de jeu, de réflexion de l'apprenant qui cherche, interprète, manipule et construit de nouvelles connaissances.

À l'intérieur de ce cadre conceptuel, l'interactivité intègre des dimensions différentes couvrant les aspects perceptifs, transactionnels, cognitifs, pédagogiques et évaluatifs (Giardina, Laurier et Meunier, 1996-1997) issus des différents contacts possibles entre l'apprenant et le système pour cheminer dans le réseau d'informations. Plus encore, l'interactivité témoigne des choix cognitifs de l'individu en fonction de ses manipulations sur les informations disponibles. Dans ce contexte, l'individu constitue l'élément central du concept d'interactivité en étant le promoteur et le bénéficiaire ultime d'une transaction, celle-ci étant définie comme un cycle d'échanges d'informations plus ou moins significatives en vue de générer la signification ou la compréhension d'un phénomène ou d'un état. La représentation d'un certain contenu emprunte la voie de nouveaux types de

transactions de connaissances qui surviennent alors entre l'environnement et l'apprenant. L'interactivité telle qu'elle est définie dans les écrits et appliquée dans les situations les plus diversifiées est un concept de base qui s'adapte bien à toutes sortes de situations justement parce que ce concept semble être encore flou et utilisé de manière polysémique dès qu'on considère les caractéristiques de la technologie utilisée.

Un des éléments importants des environnements vraiment interactifs, c'est-à-dire des environnements qui réagissent de façon «significative» aux actions de l'apprenant, est la capacité du système de tenir compte du processus d'apprentissage. Pour ce faire, la modélisation de l'utilisateur devient un élément fondamental pour adapter le système à l'apprenant (Benyon, 1993). Le concept d'interactivité est alors associé à des mécanismes qui permettent de tenir compte des stratégies personnelles de chaque apprenant pendant son apprentissage. Dans cette perspective, des études semblent indiquer que l'attitude de départ, globalement positive, des individus devant des situations d'apprentissage interactif, s'améliore généralement en cours d'apprentissage si le système prend davantage en considération leurs besoins spécifiques (Giardina 1992). Parmi les éléments les plus appréciés, on cite: le fait de pouvoir progresser à son propre rythme, l'impression d'être évalué d'une façon plus objective, la présence d'une réaction constante et significative de la part de l'ordinateur, la possibilité de commettre plusieurs erreurs sans se sentir coupable.

Il convient de distinguer ici deux perspectives reliées à l'adaptation des interactions entre le système et l'apprenant. On peut en effet concevoir des systèmes «adaptatifs» qui prennent en charge les adaptations; c'est la vision qu'on trouve dans plusieurs systèmes tutoriels intelligents. On peut aussi concevoir des systèmes «adaptables» qui laissent le contrôle à l'apprenant de façon à ce que celui-ci puisse lui-même adapter les interactions en fonction de ses intérêts et de ses besoins. On peut penser que cette vision est plus cohérente que les conceptions actuelles de l'interactivité bien qu'elle fasse moins appel à la notion de modélisation.

Il semble que l'apprenant est prêt à jouer un rôle plus actif dans des situations d'apprentissage multimédias. Le principal problème, et donc l'intérêt du défi, c'est que, dans la majorité des cas, les situations d'apprentissage interactif multimédia semblent être trop simplistes et souvent reléguées à l'utilisation de l'ordinateur comme un fournisseur d'exercices répétitifs, ou comme un déclencheur de pages écran unidimensionnelles où l'apprentissage se fait dans des conditions uniformes. Par contre, quand le système tient compte des différences individuelles, l'interactivité devient une relation bidirectionnelle où l'environnement médiatisé est plus «conscient» de ce que l'apprenant fait. L'interactivité devrait permettre à l'apprenant de manipuler ou de transformer les objets que le concepteur aura définis dans

telle ou telle situation d'apprentissage. Elle permet à chaque apprenant de suivre son propre cheminement, de créer sa propre histoire à l'intérieur d'une même situation d'apprentissage.

La recherche récente semble revaloriser une modélisation de l'apprenant qui devrait prendre en considération les caractéristiques de celui-ci telles qu'elles se présentent et évoluent tout au cours du processus d'apprentissage (Self, 1990). Lors des interactions entre l'apprenant et un système enseignant, le portrait de l'apprenant se dessine, évolue et se raffine. S'ajoute alors à cette idée celle de dynamiser ce portrait pour tenir compte des changements qui s'opèrent sur l'individu pendant qu'il apprend. L'individualisation de l'apprentissage dans des environnements interactifs devrait donc passer par la conception d'un design sensible aux différentes formes de communication et d'échanges d'informations entre individu et machine. Elle devrait aussi être sensible à l'évolution des besoins d'un individu en situation d'apprentissage et varier en faisant s'adapter les réactions du système aux besoins de l'apprenant (Ross, 1984; Tennyson et Bultrey, 1980).

Cependant, quelques chercheurs posent un regard critique sur la modélisation de l'apprenant dans les systèmes d'apprentissage informatisés; ils mettent en relief les coûts élevés de construction de ces modèles et la faiblesse des gains lorsqu'on les compare à l'intervention d'un bon enseignant. Nous pensons, comme d'autres auteurs d'ailleurs, que tout modèle de l'évolution des connaissances d'un apprenant doit être considéré comme transitoire, dans l'attente d'une représentation plus explicite. L'interaction dynamique d'un apprenant avec un système intègre l'effet conjugué de la représentation des connaissances et de la représentation de l'apprenant (Jonassen, 1994). L'analyse doit porter à la fois sur les relations conceptuelles qui existent entre les différents éléments constituant la connaissance et sur la représentation de l'état de compréhension de l'apprenant avec ses spécificités. L'analyse doit en même temps tenir compte des états cognitifs de l'apprenant, de l'état de ses connaissances et de la représentation qu'il se fait de ses actions. Sur le plan d'un système d'apprentissage intelligent, l'interaction dite dynamique entre l'apprenant et le système se construit autour de l'adaptation de la navigation par le biais d'une interface adaptée, mais aussi par une information ajustée à l'état cognitif et aux connaissances en cours d'élaboration chez l'apprenant. En effet, il est important de garder en mémoire que si le modèle est transitoire, le contenu qui le représente devrait l'être aussi. C'est pour cela qu'il semble plus approprié de parler ici de connaissances en cours d'élaboration plutôt que de connaissances antérieures, et d'état cognitif plutôt que de style ou de profil.

Il faut aussi rappeler que les principaux paradigmes en éducation se tissent autour du concept de différences individuelles. Différentes approches se sont développées dans le but de diversifier les activités d'apprentissage en fonction des

apprenants. On peut penser à la création de groupes homogènes, à l'apprentissage diagnostique et prescriptif, à l'apprentissage cyclique et, bien sûr, à la modélisation. Le schéma d'apprentissage imposé par un seul cheminement possible pour l'apprenant a été amplement critiqué dans des situations d'apprentissage médiatisé parce qu'il demeure insensible aux différences individuelles, qu'il n'encourage pas les apprenants à assumer des responsabilités dans leur apprentissage (Merrill, Li et Jones, 1991).

L'échange entre l'individu et la machine peut être maintenant plus significatif, mais le contrôle sur les moyens utilisés pour le rendre plus significatif devient plus complexe puisque la machine doit épouser le mode procédural de l'utilisateur. Il est difficile de concevoir des situations d'apprentissage capables de répondre exactement aux processus internes d'un apprenant. L'importance de ces processus d'apprentissage internes de l'individu est d'ailleurs de plus en plus reconnue (Resnick, 1981). C'est par ce contact entre apprenant et environnement qu'on devrait étudier jusqu'à quel point des situations d'apprentissage interactif influencent les individus. Par ailleurs, si l'environnement d'apprentissage est en mesure d'adapter les informations et les activités d'enseignement en fonction de l'habileté de chaque apprenant, le sentiment de satisfaction, attribuable au sentiment d'engagement que l'étudiant ressent en atteignant des résultats positifs pendant son apprentissage, peut modifier ses processus internes (McEwing et Roth, 1985).

Des études (Bull et Pain, 1995; Collins, Brown et Newman, 1989; Giardina, 1992) ont montré que l'apprentissage peut être influencé positivement si l'étudiant est conscient de ce dont il a besoin pour apprendre. Ces mêmes études révèlent à ce propos que l'avis donné à un apprenant dans une situation d'apprentissage individualisé, basé sur une évaluation continue de ses progrès peut influencer ses processus internes d'apprentissage en améliorant l'apprentissage. Nous avons ici les bases pour une stratégie basée sur «l'avis» qu'on peut donner ou ne pas donner à un apprenant pendant l'apprentissage d'un certain contenu. Cette approche semble avoir des effets positifs sur l'apprentissage (Ross, 1984; Tennyson, 1981a; Tennyson et Bultrey, 1980).

La principale conséquence sur le plan conceptuel est qu'au lieu d'avoir une représentation des décisions qui peuvent découler d'un ensemble de connaissances, ce sont les connaissances elles-mêmes qui sont représentées explicitement et qui peuvent de ce fait être directement manipulées. C'est donc au *design* de créer une interaction plus ou moins dynamique, plus ou moins profonde et significative, en manipulant les connaissances disponibles (Duchastel, 1987; Giardina, 1992). Il s'agit d'une évolution qui devrait s'inscrire dans un continuum qui a comme pôles extrêmes des environnements d'apprentissage complètement pré-

programmés et des environnements basés sur une autonomie complexe tels que ceux qui peuvent adapter les degrés de difficultés selon l'évolution de la performance d'un apprenant (Park et Tennyson, 1983).

La typologie des approches de modélisation

Pour offrir à l'apprenant un environnement d'apprentissage individualisé, centré sur ses besoins et modulé sur ses particularités, il est possible de faire appel aux moyens technologiques, dont le micro-ordinateur. Plusieurs chercheurs ont discuté des approches à adopter, que ce soit par la formation de groupes homogènes (De Landsheere, 1992), par l'identification des styles d'apprentissage au moyen de tests (Weinstein, 1988) ou par la modélisation de l'apprenant à l'intérieur des systèmes tutoriels intelligents (Frasson et Kaltenbach, 1992; Katz, Lesgold, Egan et Gordin, 1992; Park, Woolf et Murray, 1992; Wenger, 1987). Toutes ces approches se sont intéressées à l'hétérogénéité des apprenants à une étape du processus d'apprentissage. La formation de groupes homogènes vise à prendre en compte les différences dans la rapidité d'apprentissage entre les apprenants. L'identification des styles d'apprentissage se concentre sur les différentes stratégies cognitives utilisées par les individus. La modélisation de l'apprenant, surtout opérationnalisée dans les systèmes tutoriels intelligents, essaie d'identifier les structures cognitives de l'apprenant. L'intérêt de la modélisation de l'apprenant réside dans le fait qu'elle s'articule parfaitement avec les conditions d'un système d'enseignement informatisé. Nous tentons maintenant de distinguer les différentes perspectives qu'on trouve en enseignement informatisé en ce qui a trait à la modélisation de l'apprenant.

Les réseaux sémantiques

Une des fonctions principales d'un modèle étudiant est de représenter de la façon la plus précise possible l'état de connaissances de l'apprenant à un moment donné et son évolution au fil des interactions avec un contenu à apprendre. Le formalisme de représentation du contenu peut influencer la représentation et la compréhension de ce contenu par l'apprenant et, par conséquent, la modélisation de l'état de ses connaissances. Le réseau sémantique a été un des premiers formalismes à être utilisé pour représenter aussi bien le contenu à apprendre que le modèle de l'apprenant.

— État des connaissances

Le formalisme basé sur l'état des connaissances permet de représenter la structure d'un contenu, en décrivant les concepts à l'aide de propositions simples (par exemple: x est le père de y ; a est plus grand que b , etc.), par des listes d'attributs d'un concept (par exemple: océan = [étendue d'eau, profondeur entre x et y , pas entouré de terre...]; mammifère = [sang chaud, vivipare, différentes familles...]). Ce formalisme permet surtout de représenter les liens de parenté entre les divers concepts; dans le cas de l'exemple «mammifère», on pourrait décrire davantage le concept de famille (par exemple: [canidé, quatre pattes, poil, dentition, taille entre x et y , différent du chien, du renard, du loup...]). On pourrait alors, au cours de l'interaction avec un segment du contenu ainsi représenté, inférer par exemple que l'animal A est peut-être, par ses caractéristiques, un chien et qu'il est probablement un mammifère. La représentation d'un contenu à l'aide des réseaux sémantiques est principalement d'ordre déclaratif. D'ailleurs, le fait que ce sont les connaissances factuelles qui semblent être le mieux représentées par ce formalisme (Carbonell, 1970; Shute, 1994) indique ses limites en ce qui a trait à la représentation des connaissances procédurales.

— Cartes sémantiques

À partir de cette représentation de contenu et grâce aux liens de parenté, de proximité, de cause à effet, d'imbrication, etc. qui peuvent être établis entre différents concepts, nous pouvons associer des étiquettes (*tag*) à ces nœuds; on peut placer les concepts connus et construire dynamiquement un modèle de l'apprenant. Il importe alors de considérer en priorité la manière dont l'étudiant entre en interaction avec le contenu (Self, 1990). Lors de l'utilisation de réseaux sémantiques, il semble que le mode d'interaction privilégié soit celui à initiative partagée où, théoriquement, ce n'est pas toujours le système qui pose ou oriente le questionnement, mais l'étudiant lui-même qui peut à tout moment interrompre, poser des questions et réorienter l'interaction. Le fait d'avoir *a priori* une représentation du contenu relativement statique, structurée à l'aide de liens et de nœuds, permet de prévoir des points de contrôle, d'analyse et d'ancrage de l'état des connaissances de l'apprenant. Ainsi, à l'aide d'étiquettes et de faits qui peuvent être associés aux différents nœuds, le système peut construire une carte des connaissances de l'étudiant; cette carte, forcément incomplète au départ, se complètera au fil des interactions. Par cette approche de modélisation, en soi limitée par le caractère statique et prévisible des connaissances à explorer, nous faisons surtout état du degré d'acquisition des connaissances en termes d'exhaustivité et pas forcément en termes de compréhension; nous tenons compte des liens possibles entre connaissances antérieures (Clancey, 1990) et connaissances actuelles (Frasson et

Ramazani, 1992). Moebius, Schroeder et Thole (1992) abordent dans le même sens la modélisation par la représentation des connaissances actuelles de l'apprenant. Cette approche considère la progression de l'apprenant de l'état de novice à celui d'expert. Le processus de modélisation se base sur la compréhension de ce que fait l'apprenant, sur les lacunes qui ressortent des interactions de l'apprenant avec le système, et se propose de combler la distance entre la représentation des connaissances de l'apprenant et celle du système.

Les représentations d'expert

Un autre type de formalisme de représentation des connaissances évolutives systématise la comparaison entre ce que devrait être le parcours idéal pour comprendre et acquérir un contenu dans un contexte donné (la vision de l'expert) et ce qu'est réellement le parcours emprunté par l'étudiant novice qui interagit en fonction de sa compréhension de la situation. La représentation typique des connaissances dans ce genre d'approche est donc basée sur un modèle expert, une sorte de structure idéale, de patron qui fait état d'une base de connaissances factuelles et procédurales à propos d'une situation donnée, des liens qu'elles ont entre elles et des règles qui régissent leur acquisition (Stanfield, Carr et Goldstein, 1976).

— Graphes superposés

Ce formalisme de représentation est généralement traduit par un modèle expert annoté, à partir duquel on donne une valeur à chaque élément manquant dans le parcours de l'étudiant novice, ou encore par un modèle expert dans lequel on donne un poids, une pondération différente à chaque élément de la base de connaissance de l'expert. Ce type d'approche de modélisation de l'étudiant peut être relativement simple quand il s'agit de déterminer, sans diagnostic, si l'état de connaissance de l'apprenant correspond à la représentation de l'expert; il peut aussi se complexifier si l'on vise une superposition du modèle du novice à celui de l'expert, de façon à pouvoir diagnostiquer beaucoup plus spécifiquement les déviations de l'étudiant. Les graphes superposés permettent aussi d'intégrer la représentation des connaissances de l'expert sous forme de règles (si x et y alors z), de façon à raffiner et à dynamiser l'interaction entre l'étudiant novice et le contenu (Carr et Goldstein, 1977; Shute, 1984). Dans cette perspective, Self (1988b, 1993) ajoute que le modèle apprenant doit aller plus loin que la simple identification des erreurs de surface de l'apprenant. Selon lui, le modèle doit inclure des connaissances plus spécifiques sur les connaissances antérieures de l'apprenant, des connaissances plus spécifiques sur le contexte d'apprentissage. Pour cela, le modèle doit recourir à une mémoire épisodique servant par exemple à se rappeler les situations antérieures pour les utiliser dans des analogies; il doit aussi recourir

à des connaissances sur les préférences de l'apprenant en matière d'apprentissage, de style et de stratégies d'apprentissage.

Pour essayer de répondre à ces exigences, l'approche des graphes superposés a davantage évolué vers l'idée des graphes «génétiques» selon lesquels les connaissances peuvent être représentées en combinant, premièrement, le modèle expert annoté, deuxièmement, la représentation et la superposition des connaissances novice-expert basée sur des règles et, troisièmement, une représentation évolutive des liens possibles entre le novice et le contenu sous forme de réseaux ou de cartes conceptuelles (Shute, 1991). La représentation «génétique», c'est-à-dire évolutive, de ces liens peut prendre en considération les concepts manquants, les liens de déviation, le niveau de généralisation, d'analogie ou de raffinement. L'approche par graphes est surtout utile pour représenter et modéliser des connaissances basées sur des règles, par exemple dans des jeux et des résolutions de problème, mais elle est limitée pour d'autres types de représentation de connaissances. Toujours dans la foulée du concept de graphe superposé, Leman, Giroux et Marcenac (1996) proposent des systèmes multiagents grâce auxquels il est possible, dans des situations de résolution de problèmes, de définir des sous-ensembles d'un raisonnement expert (associés à différents agents), de façon à prendre en compte la complexité du processus cognitif. Un réseau d'interconnexions assure le lien entre les acteurs et un dispositif d'analyse des actions de l'apprenant, permet de juger dans quelle mesure le fait d'escamoter certaines opérations correspond au développement de procédures automatisées propres à l'expert.

— Traçage du modèle

Dans cette même intention de représenter les connaissances d'un expert pour les comparer par la suite à la progression de l'étudiant, plusieurs auteurs se sont intéressés à l'étude d'approches plus dynamiques basées davantage sur la manière dont un expert peut résoudre un problème; ils ont essayé de représenter le processus plutôt qu'uniquement le produit de certains apprentissages. En ce sens, le modèle du traçage (Anderson, Corbett, Fincham, Hoffman et Pelletier, 1992; Dion et Lelouche, 1992) est plutôt basé sur le processus de construction de connaissances de l'apprenant en vue de lui donner une rétroaction spécifique. Dans ce modèle, les connaissances de l'expert sont représentées sous forme de règles de différents niveaux qui font état des divers niveaux de décision (granularité) qu'un expert peut activer pendant l'accomplissement d'une tâche. La représentation du contenu se fait par ensembles et sous-ensembles de règles (*chunk*) reliées qui définissent à la fois la macrostructure et les microstructures du processus de traitement du contenu en question. Par cette approche, on associe chaque action de l'apprenant avec la règle de l'expert ou la règle qui peut le mieux représenter le type d'erreur commise.

Sur le plan de la macrostructure, la rétroaction porte sur le processus général. Toutefois, on peut aussi fournir à l'apprenant une rétroaction plus pointue en associant plus spécifiquement l'action de cet apprenant à des sous-ensembles de règles qui permettent de modéliser l'état des connaissances de façon plus raffinée. L'acquisition de ces ensembles et sous-ensembles de connaissances est constamment analysée par le système qui alimente ainsi le modèle de l'apprenant; l'écart entre la solution optimale proposée et la voie empruntée par l'apprenant donne immédiatement lieu à une rétroaction et à un encadrement adaptés.

Cette approche de modélisation a été intégrée dans plusieurs systèmes tutoriels intelligents, notamment des systèmes d'apprentissage de la programmation en LISP (Anderson, Boyle et Reiser, 1985), ou de la géométrie (Anderson, Boyle et Yost, 1985). En même temps qu'elle permet un encadrement davantage personnalisé, l'approche semble relativement efficace pour opérationnaliser certains principes des théories cognitives reliés à la mise en œuvre de stratégies cognitives par l'apprenant. Certaines limites doivent cependant être soulignées, telles le fait de laisser très peu de liberté à l'étudiant quant au contrôle de son cheminement d'apprentissage, la difficulté posée par les connaissances qui ne se représentent pas par des règles, le fait de ne pas permettre un apprentissage réellement basé sur l'erreur ou encore le manque de possibilités de réflexion sur l'action choisie.

La progression du modèle mental

Aucune des recherches mentionnées jusqu'ici n'a cependant abordé la problématique des caractéristiques de l'individu à l'intérieur de l'ensemble des différentes étapes du processus d'apprentissage. La nécessité d'assurer une formation efficace et rentable, souvent médiatisée, tenant compte des changements sociaux et technologiques, pousse la réflexion vers la recherche de solutions novatrices. Les études plus récentes sur la modélisation de l'apprenant (Bull, Pain et Brna, 1993; Shute, 1995; 1994) s'intéressent aux caractéristiques de l'apprenant telles qu'elles évoluent tout au cours du processus d'apprentissage. À travers les interactions entre l'apprenant et l'enseignant, le portrait de l'apprenant se raffine. S'ajoute alors à l'idée de dresser le portrait des caractéristiques individuelles celle de dynamiser ce portrait pour tenir compte des changements qui s'opèrent sur l'individu pendant qu'il apprend. Les recherches dans ce sens mettent en lumière tant l'état embryonnaire des connaissances dans ce domaine que les difficultés rencontrées dans la mise en œuvre de ces modèles qui voudraient davantage prendre en considération les différences individuelles relativement au déroulement des apprentissages.

— Compagnonnage cognitif

Cette approche de modélisation a pour point de départ la distinction novice-expert ou plus précisément l'analyse des processus qui balisent le cheminement d'un état de compétence initial (le novice) vers un état de compétence plus avancé qui caractérise un sujet considéré comme performant dans un domaine déterminé (l'expert). Brown, Collins et Duguid (1989) défendent une approche inspirée de ce modèle de l'apprenti (*cognitive apprenticeship* que nous traduisons en français par l'expression «compagnonnage cognitif») en soulignant les bienfaits de l'immersion dans un contexte réaliste. Ils proposent de recourir à une approche similaire pour l'apprentissage scolaire, approche dans laquelle le rôle de l'enseignant serait davantage de guider plutôt que de transmettre des connaissances. Cette approche tend principalement à faire ressortir les erreurs et les inconsistances dans les croyances actuelles de l'apprenant. Elle a d'abord été intégrée dans le développement du système QUEST (*Qualitative Understanding of Electrical System Troubleshooting*) afin de développer un outil grâce auquel l'utilisateur apprend à réfléchir (Collins, Brown et Newman, 1989; Frederiksen, White, Collins et Eggan, 1988). Les erreurs et les ambiguïtés de l'apprenant constituent les unités de représentation du modèle. L'apprenant est guidé à travers une série de micromondes qui se complexifient en fonction de l'acquisition d'un modèle mental de plus en plus raffiné. Dans cette approche, l'apprenant formalise son modèle mental en interagissant dans diverses situations et en évaluant une série de règles et de principes qui décrivent les phénomènes du micromonde, ce qui lui permet de vérifier ses hypothèses et d'observer les conséquences de ses décisions.

Le traçage du modèle est une approche, plutôt qualitative, qui repose sur une grande liberté laissée à l'apprenant dans le contrôle de ce qu'il va apprendre et du rythme auquel il va apprendre. Pour opérationnaliser cette dimension, on s'est aussi inspiré de l'apprentissage par pairs. Cependant, la confrontation avec les pairs en cours d'apprentissage, malgré tous les bénéfices qu'elle comporte, rend incertaine et souvent chaotique la progression vers la maîtrise, de sorte qu'il est difficile de la cibler sur ce qui est jugé essentiel par les experts. De plus, cet apprentissage en contexte repose, pour une large part, sur l'intervention du système, ce qui ne manque pas de poser des difficultés notamment pour la sélection du moment, du motif pour lequel intervenir et surtout de la façon d'intervenir. Le rôle du tuteur n'est pas facile à assumer, car celui-ci doit, tout en laissant la plus grande part d'initiative au groupe d'apprenants, être capable d'intervenir lorsque cela est nécessaire. Ce *coaching* en temps réel exige non seulement des représentations adéquates du domaine, mais aussi un savoir-faire pédagogique qui est loin d'être répandu dans ce type d'applications informatisées.

Compte tenu des difficultés de mise en œuvre de l'approche de modélisation centrée sur le compagnonnage cognitif, les quatre principes suivants paraissent essentiels dans ce type d'apprentissage en contexte, à l'intérieur d'un environnement multimédia d'apprentissage: a) l'apprentissage en contexte par le compagnonnage cognitif doit accorder une place importante à l'exploitation des informations issues de l'environnement d'apprentissage; b) l'apprentissage en contexte par le compagnonnage cognitif doit s'accompagner d'une gestion de la complexité; c) l'apprentissage en contexte par le compagnonnage cognitif est particulièrement adapté à l'acquisition de compétences de haut niveau; d) l'apprentissage par compagnonnage cognitif permet d'éclairer le sujet sur ses propres démarches cognitives.

Il faut rappeler que, dans les approches de compagnonnage cognitif, la régulation qui s'installe par une interaction en petit groupe avec un système constitue une plus-value importante liée à l'apprentissage en contexte. Cette régulation favorise non seulement le développement de compétences spécifiques dans le domaine considéré, mais contribue également à faire naître des savoir-faire caractérisés par un haut potentiel de transfert, c'est-à-dire des savoir-faire dont le champ d'application dépasse largement le contexte dans lequel ils se sont développés.

— Métacognition

Des recherches récentes menées dans une perspective de traçage de modèle axée sur la métacognition s'intéressent davantage à la modélisation de l'apprenant comme outil de réflexion sur son propre apprentissage (Baker, 1991; Bull et Pain, 1995; Kay 1995). Quelques auteurs ont en effet analysé les possibilités d'une interaction davantage collaborative entre le système et l'apprenant où les dimensions sociales de dialogue, de négociation, de justification de certaines décisions prennent une place importante. Des systèmes tels que *People Power* (Dillembourg et Self, 1992) et *Learning Companion* (Chan et Baskin, 1988), ou *SMART* (Shute, 1995) font ressortir l'importance de proposer des approches de modélisation capables d'amener l'apprenant à réfléchir sur ses propres choix, sur ses propres décisions, sur sa propre représentation de l'état de ses connaissances. L'idée d'un système, comme *Mr Collins* (Bull et Pain, 1995) par exemple, est de permettre au système de se représenter la compréhension d'un apprenant à travers l'évaluation de sa performance. En même temps, l'apprenant peut lui-même inscrire au cours de son interaction avec le système son seuil de certitude (*confidence measurement*) concernant sa compréhension d'une notion donnée. Le *um Toolkit* (Kay, 1995) procède de la même logique, où l'on mise sur la collaboration de l'apprenant avec le système dans la révision de son propre modèle.

L'idée que l'apprenant inspecte son propre modèle est opérationnalisée à l'aide d'une approche qui confronte la représentation du système et celle de l'apprenant à travers la possibilité pour l'apprenant de dialoguer, de négocier, de justifier ses choix dans le but de raffiner sa compréhension du contenu et, par conséquent, de raffiner la représentation du modèle que le système a généré. Cette approche semble efficace pour provoquer une réflexion plus approfondie de la part de l'apprenant et lui faire prendre conscience de sa progression. L'apprenant peut décider d'interrompre le déroulement d'une activité pour questionner le système sur son cheminement ou il peut attendre que le système lui suggère de vérifier certaines inconsistances détectées dans les interactions précédentes. L'apprenant se voit donc proposer par le système une trace quantitative et qualitative de ses décisions, de ses choix et de ses réponses, trace sur laquelle il doit s'exprimer. En revoyant le déroulement de ses actions, l'apprenant peut décider de remettre en cause la représentation du système si elle diffère de la sienne, mais il sera appelé à justifier ce changement par des exemples ou par des réponses à des exercices supplémentaires.

Approche diagnostique

Contrairement aux approches précédentes, les approches diagnostiques portent davantage sur les fausses représentations que sur les représentations manquantes. Au lieu de voir les connaissances de l'apprenant comme un sous-ensemble des connaissances d'un expert ou tout au moins un sous-ensemble de connaissances plus élaborées, l'approche diagnostique met l'accent sur les conceptions erronées qui sont responsables de réponses non conformes. C'est en ce sens que Nicaud et Vivet (1988) parlent de modèles «différentiels». La détection des erreurs systématiques de l'apprenant peut se faire à partir de différentes informations. En pratique, la plupart des modèles différentiels se construisent à partir de la réponse de l'apprenant plutôt que des traces de sa démarche qui permettraient de tenir compte du processus en cours. Pour reprendre l'expression de Van Lehn (1988), on ne considère qu'une «bande étroite» de l'information, c'est-à-dire l'état final de la réponse.

L'approche diagnostique suppose la construction de répertoires d'erreurs. Selon la complexité du modèle, le nombre de messages peut varier considérablement. D'après Van Lehn (1988), on peut envisager quatre façons de construire les répertoires d'erreurs: a) les erreurs peuvent être glanées dans la documentation qui existe relativement à l'apprentissage des connaissances reliées à un domaine; b) on peut procéder systématiquement à l'observation de sujets de façon à faire l'inventaire de leurs erreurs; c) on peut extrapoler les erreurs possibles à partir d'une théorie valide de l'apprentissage; d) on peut construire le répertoire dynamiquement en cours de diagnostic à partir d'un répertoire non exhaustif. Cette dernière option suppose un

système plus raffiné qui permet l'analyse de situations nouvelles et la mise à jour du répertoire de façon à rendre le système de plus en plus performant.

Le système *BUGGY* (Brown et Burton, 1978) a été le premier exemple opérationnel de cette approche de modélisation. Son arrivée a ouvert la voie à une série de recherches menées au début des années quatre-vingt, en vue de modéliser aux fins de diagnostic. Le système *BUGGY* faisait l'analyse du processus de résolution de soustraction avec retenue. L'objectif était de donner la réponse que devait fournir un apprenant donné compte tenu de ses fausses représentations. Le système mettait en application une technique basée sur un arbre de décision. Cette technique, qui devait prendre en considération le fait que diverses erreurs peuvent interagir, s'est cependant avérée insuffisante étant donné la croissance exponentielle des diagnostics lorsqu'il faut en prévoir un pour chaque combinaison d'erreurs possible. De plus, les concepteurs du système ont fait face aux problèmes qui se posent lorsque plusieurs cheminements d'apprenants conduisent à une même réponse et ou lorsque les comportements des apprenants ne suivent pas toujours le même rythme, la même régularité.

BUGGY a été suivi de *DEBUGGY* (Burton et Brown, 1982). On entrainait les réponses obtenues des apprenants (dans le cadre d'exercices en classe, par exemple) dans le système afin que celui-ci produise des diagnostics pour diverses combinaisons de réponses. L'algorithme générait un ensemble de diagnostics et les réponses qui y étaient associées. Ces réponses étaient comparées aux réponses réelles fournies par l'apprenant pour trouver le diagnostic qui fonctionnait le mieux. Il faut souligner que la technique s'avérait souvent peu efficace de sorte qu'il fallait la compléter par une série de procédures heuristiques. Ce système a ensuite cédé la place à *IDEBUGGY* qui permettait de produire le diagnostic de façon interactive au lieu de le produire en différé. *IDEBUGGY* choisissait les problèmes de façon à confirmer le diagnostic. En adaptant les problèmes à l'apprenant, on pouvait accélérer la procédure diagnostique.

Dans la foulée des systèmes précédents, on peut signaler les travaux de Van Lehn (1990) qui ont notamment mené aux systèmes *STEP* et *REPAIR*. Le premier modélise l'apprenant dans le but d'éviter l'apparition des erreurs en cours d'apprentissage et le second vise à reconstruire la génération des erreurs pendant l'apprentissage. Par ailleurs, la démarche adoptée dans *BUGGY* a été systématisée, cette fois pour diagnostiquer les problèmes de résolution d'équations algébriques, dans les différentes versions du système *PIXIE* (Evertsz et Elsom-Cook, 1990; Sleeman, 1987). Ce système active certaines règles «fausses» qui permettent de remonter vers la solution de l'apprenant.

Par ailleurs, on peut reprocher à ces approches de proposer des modèles qui remplissent les exigences de l'adéquation descriptive, mais qui ne sont guère satisfaisants du point de vue de leur adéquation explicative. En effet, l'identification des erreurs ne permet pas toujours d'expliquer leur présence. C'est pour pallier cette difficulté que Stevens, Collins et Goldin (1982) ont très tôt conçu le système *WHY* et que Brown, Burton et de Kleer (1982) ont de leur côté développé le système *SOPHIE*. Élaborés dans le but de mieux expliquer les erreurs, ces systèmes prennent en compte les représentations mentales du problème par l'apprenant. Malgré tous ces efforts, Hennesy (1990) note l'insuffisance de ces modèles à cause de leur faible pouvoir explicatif. De plus, il indique qu'ils sont très lourds et qu'on pourrait les simplifier si l'on tenait compte des besoins réels des apprenants pour intégrer ces besoins comme une composante du modèle.

La construction d'un répertoire d'erreurs est très lourde et amène les chercheurs à se tourner vers d'autres approches qui prennent davantage en considération la structuration du domaine afin de déterminer les erreurs les plus fréquentes qui sont susceptibles de se produire. Par exemple, Ohlsson (1992) propose de représenter le domaine comme un ensemble de contraintes. Quand celles-ci ne sont pas observées, on peut conclure qu'il y a une connaissance incorrecte. En accordant une place à la structuration du domaine, non seulement est-il possible de simplifier les modèles, mais il est aussi possible d'établir des liens entre les diverses composantes (Giardina, Dassa et Meunier, 1992). On peut ainsi déterminer qu'une erreur est plus susceptible de se produire à un certain niveau ou l'on peut chercher à établir une relation d'implication entre des erreurs. Ce sont des préoccupations de ce type qui ont poussé les chercheurs à se tourner vers des approches centrées sur la mesure.

Approches centrées sur la mesure

Ce n'est que récemment que les chercheurs en intelligence artificielle ont commencé à tenir compte dans leurs recherches des travaux des chercheurs dans le domaine de la mesure et de l'évaluation des apprentissages. Ce rapprochement s'est par ailleurs effectué à la faveur de la remise en question des techniques psychométriques traditionnelles suscitée par l'essor des sciences cognitives (Snow et Lohman, 1989).

C'est avec le développement de la théorie du trait latent que les spécialistes de la mesure se sont intéressés aux problèmes de modélisation. En effet, contrairement aux approches classiques qui se contentaient, dans une perspective déterministe, de décrire la répartition des réponses à un test, cette théorie, qui se veut probabiliste, propose une modélisation mathématique à deux niveaux. D'une part,

on tente de modéliser la tâche en lui assignant des paramètres qui permettent de la décrire; d'autre part, on tente de modéliser l'apprenant en estimant son degré d'habileté en fonction de ses réponses à une série d'items dont les paramètres sont connus. Ces deux niveaux sont interdépendants et c'est d'ailleurs là l'intérêt de cette théorie. En effet, le paramètre central qui sert à décrire la tâche est celui de sa difficulté. Les techniques de la théorie du trait latent visent à établir une échelle commune pour exprimer le niveau atteint par l'apprenant dans un domaine donné et la difficulté relative des tâches qui permettent d'inférer les connaissances qui se rapportent à ce domaine.

La théorie du trait latent, par la suite renommée «théorie de réponse aux items» (Lord, 1980), a notamment permis la construction de tests adaptatifs. Ces tests utilisent des banques d'items précalibrés, c'est-à-dire des items dont on a expérimentalement déterminé les paramètres, et comportent des algorithmes qui permettent d'estimer le niveau de l'apprenant après chaque réponse de façon à choisir l'item le plus approprié. On en arrive alors à des tests individualisés puisque la nature et la séquence des tâches dépendent des réponses fournies antérieurement. Toutefois, les applications de la théorie de réponse aux items se heurtent à deux difficultés majeures. La première, d'ordre pratique, réside dans le nombre exagéré de sujets expérimentaux nécessaires à une calibration satisfaisante, particulièrement si l'on cherche à paramétrer non seulement la difficulté mais aussi la discrimination et l'effet de hasard. La seconde, d'ordre théorique, tient aux postulats qu'impose la théorie. En effet, non seulement la réponse de l'apprenant doit pouvoir être interprétée en termes d'unités discrètes (par exemple, correct/incorrect), mais les tâches doivent toutes se rapporter à un domaine unique et indivisible. Ce postulat qu'on nomme principe d'unidimensionalité a fait l'objet de nombreuses recherches tant en ce qui a trait à la façon de déterminer les différentes dimensions que peut recouvrir un ensemble de tâches qu'en ce qui a trait à la mise au point de techniques de mesure qui prennent en compte les différentes dimensions. Cela est crucial dans la modélisation de l'apprenant puisque celle-ci consiste souvent à identifier les difficultés que connaît un apprenant en regard des différentes composantes (ou dimensions) d'une tâche complexe.

Dans la lignée des recherches inspirées par la théorie du trait latent, il convient de mentionner les travaux de l'équipe de Falmagne et Doignon (Falmagne, 1989; Falmagne, Doignon, Koppen, Villano et Johannesen, 1990). Cette équipe a développé le concept d'espace de connaissance. Les espaces de connaissance sont représentables en termes de relations entre la performance observable que démontre un apprenant en répondant à un item et la notion (l'élément de connaissance inobservable) qui rend possible cette performance. Les items sont associés à des éléments de connaissance qui sont préalables les uns aux autres. Chaque espace comporte un certain nombre d'états de connaissance qui correspondent à une

combinaison d'items réussis. Les théories préconisées par l'équipe de Falmagne et Doignon ont été mise en application en Allemagne par Dowling (1993) qui a tenté d'intégrer le concept d'espace de connaissance pour des fins de modélisation dans la perspective d'optimiser l'aide d'un système expert. Au Québec, une équipe associée au Centre de recherche informatique de Montréal (Desmarais, Maluf et Liu, 1995) s'est attaquée au problème que pose la quantité importante de données nécessaires à la construction de ces espaces en mettant au point une technique qui permet d'induire les structures de connaissances à partir d'un nombre limité de sujets expérimentaux. On trouve une approche semblable à celle-ci dans les travaux d'Haertel et Wiley (1993) qui, quant à eux, parlent d'habiletés de micro-niveau au lieu de notion.

Les travaux d'Haertel et Wiley de même que ceux de Falmagne et Doignon ont servi à Tatsuoka (1995) dans la mise au point de son concept d'espace de règles. Tatsuoka reprend l'idée d'un espace de connaissance qui se constitue à partir d'une matrice (la matrice **Q**) composée de deux axes, l'axe des attributs (les notions) et l'axe des items. Les valeurs qui se trouvent dans la matrice déterminent différents états de connaissances. On utilise des techniques issues de la théorie de réponse aux items pour classer, sur une échelle d'habileté/difficulté, les configurations de réponses qui correspondent à ces états de connaissances. DiBello, Stout et Roussos (1995) poussent plus loin l'approche de Tatsuoka en s'intéressant à la modélisation des déviations par rapport aux configurations de réponses attendues. Samejima (1995) propose quant à elle, dans la même perspective, le concept d'espace de compétence.

Les approches de modélisation centrées sur la mesure s'appuient principalement sur le principe d'indépendance conditionnelle. Ce principe permet de quantifier, en appliquant des règles de calcul de probabilités, les possibilités de cooccurrence de deux événements. Par exemple, si un apprenant réalise une étape particulière d'une opération complexe, il devient possible de prédire la probabilité qu'une étape ultérieure soit effectivement réalisée. Le raisonnement peut s'étendre à plus de deux événements de sorte qu'il devient possible de tisser autour des tâches un réseau de notions, de dimensions de la connaissance, de stratégies ou de conditions de réalisation qui permettent alors d'inférer l'état des connaissances de l'apprenant. Ce réseau est habituellement représenté par une structure arborescente qui permet de voir dans quelle mesure, par exemple, une notion est susceptible d'être maîtrisée si l'on observe telle action de la part de l'apprenant ou si telle situation se présente. La construction de ces réseaux pose des défis importants, mais on observe des résultats intéressants grâce à l'application des techniques de statistiques bayésiennes (Béland et Mislevy, 1996; Martin et Van Lehn, 1995). Ces techniques permettent de tenir compte des connaissances préalables dont on dispose pour calculer la

probabilité de réalisation d'un événement. Ces procédures peuvent être incorporées au fonctionnement d'un moteur d'inférence.

De fait, la plupart des applications se rapportent à des apprentissages où il est relativement facile d'établir une série d'opérations préalables les unes aux autres: par exemple, soustraction, division. Il est cependant probable que les apprentissages les plus complexes font intervenir des liens moins étroits, voire accidentels, entre les éléments de connaissance. Les approches probabilistes récentes permettent à cet égard une souplesse que ne permettait pas le cadre de la théorie de réponse aux items. Un système comme *HYDRIVE* (Yamamoto et Gitomer, 1993), qui modélise l'apprenti technicien en systèmes, laisse entrevoir l'application des approches centrées sur la mesure à des apprentissages relativement complexes.

Vers une individualisation de l'interactivité

L'explosion et l'intégration des médias, c'est-à-dire la convergence de technologies différentes, imposent une réflexion nouvelle sur les pratiques reliées aux connaissances et au savoir. Cette réflexion nous amène à nous situer par rapport à l'apprentissage, encore perçu comme un processus étroitement lié à des circonstances particulières, habituellement dans des cadres structurés. Dans un contexte où toute connaissance se pose maintenant comme une donnée provisoire, la tendance est encore de penser en terme d'enseignement et de formation. L'avènement de nouvelles approches à la formation, particulièrement dans le monde de la formation en entreprise, devrait mener graduellement à une transformation de la conception traditionnelle de l'apprentissage. Nous cheminons alors vers une valorisation d'une nouvelle forme d'interactivité distribuée et d'apprentissage autonome.

L'incidence des technologies ne se manifeste pas seulement sur les structures d'enseignement et de formation, mais également – et c'est là l'enjeu capital sur lequel se joue notre analyse – sur les processus même d'apprentissage. La notion d'apprentissage s'alimente de plus en plus du «récit cognitif» de l'apprenant, de son engagement actif dans un contexte significatif, en vue de parfaire une compréhension des phénomènes qui l'entourent. La construction graduelle de la connaissance, du savoir, est une caractéristique fondamentale que la psychologie cognitive attribue à l'apprenant. L'apprenant développe ainsi, dans son évolution, les stratégies nécessaires pour sélectionner et reconstruire ses connaissances, en se basant sur les différents éléments du processus même par lequel il est passé, à savoir les outils cognitifs, les activités, les représentations. Bref, l'apprenant apprend à reconnaître et devient «conscient» de tous les éléments qui ont contribué à favoriser son apprentissage.

Parallèlement, le concept même d'éducation change avec l'accent qui est mis sur les nouvelles compétences que les individus devraient acquérir, telles la résolution de problèmes, la prise de décision, l'autonomie d'apprentissage, la capacité de transfert, l'adaptation au changement constant, l'apprentissage collaboratif, l'utilisation de stratégies métacognitives. Des concepts comme la stabilité des contenus, la stabilité des programmes de formation, le rôle de l'enseignant ainsi que le rôle de l'apprenant sont en évolution. La revalorisation du concept de capital humain fait en sorte qu'on s'interroge davantage sur comment conserver, optimiser et faire évoluer cette richesse en connaissance et en expertise qui caractérise chaque individu et qui se diversifie de plus en plus lors de situations d'apprentissage médiatisé interactif.

On connaît les problèmes qui se posent lorsqu'on essaie d'intégrer des approches différentes comme un système tutoriel intelligent et un système interactif multimédias. La *design* d'un système hybride multimédias intelligent implique la représentation et l'organisation de connaissances de types différents: les connaissances de l'apprenant pour aider le système à reconnaître ses besoins, les connaissances des relations possibles parmi les éléments d'une structure multimédia et les connaissances pédagogiques pour orienter les différentes actions-décisions en fonction d'un apprentissage. Bien que les approches puissent être complémentaires, la conception de situations où elles se combinent fait surgir une série d'éléments et de questions particulières (Bielawski et Lewand, 1991). En effet, alors que les systèmes tutoriels intelligents représentent et structurent l'information sous forme de base de connaissances, les systèmes interactifs multimédias, au contraire, considèrent généralement l'information comme une donnée peu structurée.

La caractéristique des systèmes à base de connaissances est leur capacité de raisonnement sur l'orientation des interactions entre un apprenant et le système à chaque moment du processus d'apprentissage (Sime et Leitch, 1992). Dans ce contexte, le contrôle exercé par le système est dynamique; il s'appuie sur une série d'heuristiques qui analysent le contexte global d'un cycle de transactions. Cette capacité du système suppose une représentation explicite des connaissances et une séparation réelle entre les stratégies d'avis, les stratégies d'intervention et la base de connaissances. Par contre, l'information gérée par un système interactif multimédia apparaît comme non structurée et ne présente pas nécessairement de liens sémantiques. Même s'il existe une multitude de relations entre des éléments d'information diversifiés et multisensoriels, il arrive que ce ne sont que des points, permettant l'accès à une partie différente de contenu sans qu'il n'y ait pour autant de lien sémantique. Ce riche ensemble d'informations qu'on retrouve dans un système interactif multimédia peut être optimisé par l'ajout d'un ensemble de connaissances propres à un individu ou gérées par l'intégration d'une dimension intelligente.

Le dilemme réside dans la conception d'une situation d'apprentissage médiatisée où le but pédagogique principal est de donner à l'apprenant davantage de contrôle sur l'interaction tout en rendant le système apte à adapter ses interventions pendant la session d'apprentissage, à l'aide du modèle qu'il a produit. L'intégration d'une dimension raisonnante qui analyse les actions de l'apprenant est un souci important pour faire évoluer davantage le concept d'interactivité vers un ensemble d'actes cognitifs possibles et non pas seulement vers un échange d'actions mécaniques. Le design de stratégies d'interactivité cognitive devient la conception d'une relation multidirectionnelle et multisensorielle dans laquelle le système est au courant de l'état de l'apprenant à tout moment. Dans cet ordre d'idées, la modélisation de l'apprenant acquiert encore plus d'importance (Matsuda et Okamoto, 1992; Self, 1990), car il revient à l'individu la responsabilité de traiter les connaissances afin d'en construire de nouvelles.

Abstract – This article presents various approaches within the frame of computer-based learning systems which relate to student modeling. The concept of interactivity is directly related to modeling since it involves learner characteristics. The authors distinguish between various modeling approaches based on either semantic networks, or expert representations, or mental model progression. A diagnostic approach is developed as well as approaches centred on measurement. All these approaches bring some elements to solving the problem of individualizing pedagogical intervention.

Resumen – Este artículo presenta diferentes corrientes relacionadas con la modelización del alumno dentro del marco de los sistemas de aprendizaje informatizado. Según los autores, el concepto de interactividad está directamente relacionado con la modelización, puesto que el mismo debe tener en cuenta las características del alumno. De esta forma, se pueden distinguir diversos enfoques de la modelización basados ya sea sobre redes semánticas, sobre representaciones de expertos o sobre la progresión del modelo mental. Se ha podido ver también un desarrollo del enfoque diagnóstico y de aquellos centrados en la medición. Todos estos enfoques aportan elementos de solución al problema de la individualización de la intervención pedagógica.

Zusammenfassung – Dieser Artikel beschreibt die verschiedenen Versuche, ein Modell des innerhalb von computerisierten Lernsystemen Lernenden aufzustellen. Da sich der Begriff der Interaktivität auf die Eigenschaften des Lernenden bezieht, steht er mit dem Aufstellen eines Modells in direktem Zusammenhang. Es gibt verschiedene Methoden, Modelle aufzustellen, wobei man von den semantischen Strukturen, von den Mustern der Sachverständigen oder von der Entwicklung des geistigen Modells ausgehen kann. Seit einiger Zeit kommen noch die diagnostische Methode und Methoden, bei denen das Messen im Vordergrund liegt, dazu. Alle diese Methoden tragen dazu bei, für das Problem der Individualisierung des pädagogischen Aktes eine Lösung zu finden.

RÉFÉRENCES

- Anderson, J. R., Boyle, C. R. et Reiser, B. J. (1985). Intelligent tutoring systems. *Science*, 228(4698), 456-462.
- Anderson, J. R., Boyle, C. R. et Yost, G. (1985). The geometry tutor. In *Proceedings of IJCAI-85*. Los Angeles, CA: IJCAI, 1-7.
- Anderson, J. R., Corbett, A. T., Fincham, J. M., Hoffman, D. et Pelletier, R. (1992). General principles for an intelligent tutoring architecture. In J. W. Regian et V. J. Shute (dir.), *Cognitive approaches to automated instruction* (p. 81-106). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum.
- Baker, L. (1991). Metacognition, reading and science Education. In C. Santa et D. D. Alvermann (dir.), *Science learning: Processes and applications* (p. 2-13). Newark: IRA.
- Béland, A. et Mislevy, R. J. (1996). Probability-based inference in a domain of proportional reasoning tasks. *Journal of Educational Measurement*, 33(1), 3-28.
- Bielawski, L. et Lewand, R. (1991). *Intelligent systems design: Integrating experts systems hypermedia and database technologies*. New York, NY: Wiley and Sons.
- Benyon, D. (1993). Adaptive systems: A solution to usability system. *User Modeling and User Adaptive Interaction*, 4, 65-87.
- Brown, J. S. et Burton, R. B. (1978). Diagnostic models for procedural bugs in basic mathematical skills. *Cognitive Science*, 2, 155-192.
- Brown, J. S., Burton, R. B. et de Kleer, J. (1982). Pedagogical, natural language and knowledge engineering techniques in SOPHIE I, II and III. In D. Sleeman et J. S. Brown (dir.), *Intelligent tutoring systems* (p. 227-282). New York, NY: Academic Press.
- Brown, J. S., Collins, A. et Duguid, P. (1989). Situated cognition and the culture of learning. *Educational Researcher*, 18(1), 32-41.
- Bruillard, E. (1997). *Les machines à enseigner*. Paris: Hermès.
- Bull, S. et Pain, H. (1995). Did I say what I think I said, and you agree with me? Inspecting and questioning the student model. In *Proceedings of Artificial Intelligence in Education 1995* (p. 501-509). Washington, DC: AACE.
- Bull, S. Pain, H. et Brna, P. (1993). Student modelling in an intelligent computer assisted language learning system: The issues of language transfer and learning strategies. In J. Greeg (dir.), *Proceedings of International Conference on Computers in Education* (p.121-126). Taiwan: Taipei.
- Burton, R. R. et Brown, J. S. (1982). An investigation of computer coaching for informal learning activities. In D. Sleeman et J. S. Brown (dir.), *Intelligent tutoring systems* (p. 51-78). New York, NY: Academic Press.
- Carr, B. et Goldstein, I. P. (1977). *Overlays: A theory of modelling for computer-aided instruction*. Cambridge, MA: AI Lab Memo 406, Massachusetts Institute of Technology.
- Carbonell, J. R. (1970). *Mixed-initiative man-computer instructional dialogues*. Thèse de doctorat, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, Massachusetts.
- Chan, T. W. et Baskin, A. B. (1988). Studying with the prince of computer as a learning companion. *Proceedings of the ITS-88* (p. 194-200). Montréal: Association for Computing Machinery, Université de Montréal.
- Clancey, W. (1990). The role of qualitative models in instruction. In J. Self (dir.), *Artificial intelligence and human learning: Intelligent computer-aided instruction* (p. 49-68). New York, NY: Chapman and Hall.
- Collins, A., Brown, J. S. et Newman, S. E. (1989). Cognitive apprenticeship: Teaching the crafts of reading writing and mathematics. In L. B. Resnick (dir.), *Knowing, learning and instruction* (p. 87-115). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum.
- De Landsheere, V. (1992). *L'éducation et la formation*. Paris: Presses universitaires de France.

- Desmarais, M., Maluf, A. et Liu, J. (1995) User expertise modeling with empirically derived probabilistic implication networks. *User modeling and user adaptive interaction*, 5(1), 1-33.
- DiBello, L. V., Stout, W. F. et Roussos, L. A. (1995). Unified cognitive/psychometric diagnostic assessment likelihood-based classification techniques. In P. D. Nichols, S. F. Chipman et R. L. Brennan (dir.), *Cognitively diagnostic assessment* (p. 361-390). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum.
- Dillembourg, P. et Self, J. (1992). A framework for learner modeling. *Interactive Learning Environment*, 2(2), 111-137.
- Dion, P. et Lelouche, R. (1992). Application de la méthodologie du traçage de modèle à un environnement d'apprentissage utilisant une stratégie pédagogique non directive. In C. Frasson, G. Gauthier et G. I. McCalla (dir.), *Intelligent tutoring systems* (p. 421-434). Berlin, Allemagne: Springer-Verlag.
- Dowling, C. E. (1993). Applying the basis of a knowledge space for controlling the questioning of an expert. *Journal of Mathematical Psychology*, 37, 21-48.
- Duchastel, P. (1987). Dimension of control and project-work outcomes. *Person Standard Differences*, 4, 135-140.
- Evertsz, R. et Elsom-Cook, M. (1990). Generating critical problems in student modeling. In M. Elson-Cook (dir.), *Guided discovery tutoring* (p. 217-235). New York, NY: Paul Chapman.
- Falmagne, J.-C. (1989). A latent trait model via a stochastic learning theory for a knowledge space. *Psychometrika*, 54, 283-303.
- Frasson, C. et Kaltenbach, D. (1992). Strengthening the novice-expert shift using the self-explanation effect. *Journal of Artificial Intelligence in Education*, 3(4), 477-494.
- Frasson, C. et Ramazani, D. (1992). Prédiction du niveau d'acquisition des connaissances dans la modélisation de l'étudiant. In C. Frasson, G. Gauthier et G. I. McCalla (dir.), *Lectures notes in computer systems: Second International Conference, ITS'92* (p. 435-442). Montréal: Springer-Verlag.
- Frederiksen, J. R., White, B. Y., Collins, A. et Eggan, G. (1988). Intelligent tutoring system for electronic troubleshooting. In J. Psotka, L. D. Massey et S. A. Mutter (dir.), *Intelligent tutoring systems: Lesson learned* (p. 351-368). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum.
- Giardina, M. (1992). L'interactivité dans un environnement d'apprentissage multimédia. *Revue des sciences de l'éducation*, XVIII(1), 43-66.
- Giardina, M., Dassa, C. et Meunier, C. (1992). The integration of multimedia learning system and intelligent dimension through knowledge representation. In *Proceeding of Orlando Multimedia '92: Learner model and diagnostic evaluation design issues* (p. 116-174). Orlando, FL: Salt.
- Giardina, M., Laurier M. et Meunier, C. (1996-97). A 3-D model to operationalize interactivity in multimedia learning environments. *Training Research Journal*, 1(2), 163-179.
- Haertel, E. H. et Wiley, D. E. (1993). Representation of ability structures: Implication for testing. In N. Frederiksen, R. Mitlevy et I. Bejar (dir.), *Test theory for a new generation of tests* (p. 359-384). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum.
- Hennesy, S. (1990). Why bugs are not enough. In M. Elson-Cook (dir.), *Guided discovery tutoring* (p. 201-216). New York, NY: Paul Chapman.
- Jonassen, D. (1994). *My tools for critical thinking*. Philadelphie, PN: Prentice-Hall.
- Katz, S, Lesgold, A., Eggan, G. et Gordin, M. (1992). Modeling the student in SHERLOCK II. *Journal of Artificial Intelligence in Education*, 3(4), 495-518.
- Kay, J. (1995). The um toolkit for cooperative user modeling. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 4, 149-196.
- Leman, S., Giroux, S. et Marcenac, P. (1996). A Multi-agent approach to model student Reasoning process. *Proceedings of the AI-ED95* (p. 258-265) Washington, DC.

- Lord, F. M. (1980). *Application of item response theory to practical testing problems*. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum.
- Martin, J. et Van Lehn, K. (1995). A bayesian approach to cognitive assessment. In P. D. Nichols, S. F. Chipman et R. L. Brennan (dir.), *Cognitively diagnostic assessment* (p. 141-165). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum.
- Matsuda, N. et Okamoto, T. (1992). Student model diagnosis for adaptative instruction. In C. Frasson, G. Gauthier et G. I. McCalla (dir.), *Intelligent tutoring systems* (p. 467-474). Heidelberg, Allemagne: Springer-Verlag.
- McEwing, R. A. et Roth, G. (1985). Individualized learning with computer-based instruction. *Educational Technology*, 25(5), 30-32.
- Merrill, M. D., Li, Z. et Jones, M. K. (1991). Instructional transaction theory: An introduction. *Educational Technology*, 31(6), 7-12.
- Moebus, C., Schroeder, O. et Thole, H. J. (1992). A model of the acquisition and improvement of domain knowledge for functional programming. *Journal of Artificial Intelligence in Education*, 3(4), 449-476.
- Newell, A. et Simon, H. (1972). *Human problem solving*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.
- Nicaud, J.-F. et Vivet, M. (1988). Les tuteurs intelligents: réalisations et tendances de recherches. *Technique et science informatique*, 7(1), 21-45
- Ohlsson, S. (1992). Constraint-based student modeling. *Journal of Artificial Intelligence in Education*, 3(4), 429-447.
- Park, O. et Tennyson, R. D. (1983). Computer-based instructional systems for adaptive education: A review. *Contemporary Education Review*, 2, 121-135
- Park, J., Woolf, B. et Murray, T. (1992). Using machine learning to advise a student model. *Journal of Artificial Intelligence in Education*, 3(4), 401-416.
- Resnick, L. B. (1981). Instructional psychology. *Annual Review of Psychology*, 32, 659-704.
- Ross, S. M. (1984). Matching the lesson to the student: Alternative adaptive design for individualized learning systems. *Journal of Computer-Based Instruction*, 32(1), 41-49.
- Samejima, F. (1995). A cognitive diagnosis method using latent trait models: Competency space approach and its relationship with DiBello and Stout's unified cognitive-psychometric diagnosis model. In P. D. Nichols, S. F. Chipman et R. L. Brennan (dir.), *Cognitively diagnostic assessment* (p. 391-410). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum.
- Self, J. (1974). Student models in computer-aided instruction. *International Journal of Man-Machine Studies*, 6, 261-276.
- Self, J. (1988). Student models: What use are they? In P. Ercoli et R. Lewis (dir.), *Artificial intelligence tools in education* (p. 73-96). New York, NY: North Holland.
- Self, J. (1990). By passing the intractable problem of student modelling. In C. Frasson et G. Gauthier (dir.), *Intelligent tutoring systems* (p. 107-123). Norwood, NJ: Ablex.
- Self, J. (1993). Model-based cognitive diagnosis. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 3(1), 89-106.
- Shute, V. J. (1984). *Characteristics of cognitive cartography*. Thèse de doctorat inédite, Université de Californie, Santa Barbara, Californie.
- Shute, V. J. (1991). Who is likely to acquire programming skills? *Journal of Education Computing Research*, 7, 1-24.
- Shute, V. J. (1994). Learning process and learning outcomes. In T. Husen et T. N. Postlethwaite (dir.), *International encyclopedia of education* (2^e éd., p. 3315-3325). New York, NY: Pergamon Press.
- Shute, V. J. (1995). *Student modelling approach for responsive tutoring: SMART*. Lackland, TX: Armstrong Laboratory.

- Sime, K. et Leitch, R. (1992). A learning environment based on multiple qualitative models. In C. Frasson, G. Gauthier et G. I. McCalla (dir.), *Intelligent tutoring systems* (p. 116-123). Berlin, Allemagne: Springer-Verlag.
- Sleeman, D. (1987). PIXIE: A shell for developing intelligent tutoring systems. In R. Lawler et M. Yazdani (dir.), *Artificial intelligence and education: Learning environment* (vol. 1, p. 239-263). Norwood, NJ: Ablex.
- Stanfield, J. C., Carr, B. et Goldstein, I. P. (1976). *Wumpus advisor I: A first implementation of a program that tutors logical and probabilistic reasoning skills*. Cambridge, MA: AI Lab Memo 381, Massachusetts Institute of Technology.
- Stevens, A., Collins, A. et Goldin, S. E. (1982). Misconceptions in students understanding. In D. Sleeman et S. Brown (dir.), *Intelligent tutoring systems* (p. 186-199). New York, NY: Academic Press.
- Snow, R. E. et Lohman, D. F. (1989). Implications of cognitive psychology for educational measurement. In R. L. Linn (dir.), *Educational measurement* (3^e éd., p.263-332). New York, NY: ACE/Macmillan.
- Tatsuoka, K. K. (1995). Architecture of knowledge structures and cognitive diagnosis: A statistical pattern recognition and classification approach. In P. D. Nichols, S. F. Chipman et R. L. Brennan (dir.), *Cognitively diagnostic assessment* (p. 327-367). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum.
- Tennyson, R. D. et Bultrey, T. (1980). Advisement and management strategies as design variables in computer-assisted instruction. *Educational Communications and Technology Journal*, 28, 169-176.
- Tennyson, R. D. (1981a). Instructional control strategies and content structure as design variables in concept acquisition using computer based instruction. *Journal of Educational Psychology*, 72, 525-532
- Tennyson, R. D. (1981b). Use of adaptive information for advisement in learning concepts and rules using computer assisted instruction. *American Educational Research Journal*, 18, 425-438.
- Tennyson, R. D. et Bultrey, T. (1980). Advisement and management strategies as design variables in computer-assisted instruction. *Educational Communications and Technology Journal*, 28, 169-176.
- Van Lehn, K. (1988). Student modeling. In M. C. Polson et J. J. Richardson (dir.), *Intelligent tutoring systems* (p. 55-78). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum.
- Van Lehn, K. (1990). *Mind bugs: The origins of procedural misconceptions*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Weinstein, C. (1988). Assessment and training of student learning strategies. In R. Schmeck (dir.), *Perspectives on individual differences, learning strategies and learning styles* (p. 275-290). NewYork, NY: Plenum Press.
- Wenger, E. (1987). *Artificial intelligence and tutoring systems: Computational and cognitive approaches to the communication of knowledge*. Los Altos, CA: Morgan Kaufmann.
- Yamamoto, K. et Gitomer D. H. (1993). Application of a HYBRID model to a test of cognitive skill representation. In N. Frederiksen, R. Mislevy et I. Bejar (dir.), *Test theory for a new generation of tests* (p. 269-275). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum.