

Abderrahim Danine
Doctorant en informatique cognitive
Département d'informatique, UQAM
danine@info.uqam.ca

**MODÉLISATION DE L'APPRENANT : PROPOSITION D'UNE
NOUVELLE APPROCHE DE DIAGNOSTIC ET DE REMÉDIATION**

**PRÉSENTATION DU PROJET DE RECHERCHE
DIC 9410**

Directeur de recherche : Bernard Lefebvre
Co-directeur de recherche : André Mayers

Juin 2003

UQAM

Résumé

Les applications des techniques de l'intelligence artificielle à l'éducation ont donné naissance à un certain nombre de systèmes éducatifs. Parmi les plus fréquemment utilisés, on peut citer entre autres, les systèmes tutoriels intelligents. Certains de ces systèmes sont conçus pour enseigner les connaissances d'un domaine à leurs utilisateurs, d'autres sont conçus pour évaluer le processus d'apprentissage de ces derniers. Mais le mode d'évaluation dans ces systèmes est souvent lié aux produits, qui sont les erreurs, sans proposer un réel diagnostic qui va au-delà des réponses que peut fournir un apprenant. De plus, la plupart de ces systèmes d'évaluation ont été réalisés à partir de l'intuition du concepteur et non pas à partir d'une théorie cognitive explicite d'enseignement. En effet, sans modèle cognitif, nous ne pouvons avancer aucune hypothèse pour expliquer pourquoi un apprenant ne parvient pas à réaliser correctement une tâche d'apprentissage. Le diagnostic dans ces systèmes porte avant tout sur la détermination de comment fait l'apprenant et non sur l'intention de l'apprenant. Il reste au niveau des erreurs de surface. Ce mode de diagnostic invite à des interventions du type compléter et corriger, alors qu'un diagnostic plus profond des causes des erreurs pourrait conduire à d'autres modes d'interventions. La rétroaction demeure un problème difficile, une action sur les connaissances erronées d'un apprenant est très complexe à mener et est loin d'assurer un effet déterminant. Évidemment cette rétroaction sera d'autant efficace qu'elle pourra s'appuyer sur le diagnostic, mais ce dernier doit être suffisamment précis et référer aux causes les plus profondes des erreurs détectées. D'où notre but dans cette thèse, d'une part de proposer une nouvelle approche originale de diagnostic et de remédiation et d'autre part, de concevoir et de construire, sur la base de cette approche, un véritable système tutoriel intelligent, efficace, utilisable, utile pour l'enseignement et qui a pour but de diagnostiquer de façon plus précise les erreurs des apprenants et d'en trouver des causes. Notre système s'appuiera nécessairement sur un modèle cognitif pour avoir des informations sur l'état cognitif de l'apprenant et d'arriver à émettre des hypothèses sur les mécanismes mentaux qui ont pu le conduire à tel ou tel type d'erreurs.

TABLE DE MATIÈRES

1.	REVUE DE LITTÉRATURE.....	5
1.1	Études des erreurs.....	5
1.1.1	Introduction.....	5
1.1.2	Notion de l'erreur.....	5
1.1.3	Statut de l'erreur.....	5
1.1.4	Les classifications des erreurs.....	6
1.1.4.1	Les erreurs systématiques.....	6
1.1.4.2	Les erreurs dues à la surcharge cognitive.....	6
1.1.4.3	Les erreurs d'inattention.....	6
1.1.4.4	Les erreurs de logique ou de raisonnement.....	6
1.1.4.5	Les erreurs non diagnosticables.....	7
1.2	Analyse des erreurs.....	7
1.3	Diagnostic.....	7
1.3.1	Définition.....	7
1.3.2	L'importance du diagnostic.....	7
1.4	Les outils informatisés.....	8
1.4.1	West.....	8
1.4.2	Wusor.....	9
1.4.3	Buggy et Debuggy.....	9
2.	LES SYSTÈMES TUTORIELS INTELLIGENTS.....	10
2.1	Introduction.....	10
2.2	Enseignement intelligemment assisté par ordinateur.....	11
2.2.1	Architecture d'un STI.....	11
2.2.1.1	Modèle de l'expert.....	11
2.2.1.2	Modèle pédagogique.....	12
2.2.1.3	Modèle de l'élève.....	12
2.2.2	Interface.....	12
2.3	Modélisation de l'apprenant.....	12
2.3.1	Aspects du modèle de l'apprenant.....	13
2.3.2	Contenu du modèle de l'apprenant.....	13
2.3.2.1	Classification de Self.....	14
2.3.2.2	Classification de VanLehn.....	14
2.4	Différents types de modélisation de l'apprenant.....	15
2.4.1	Le modèle de recouvrement.....	15
2.4.1.1	Avantages de ce modèle.....	15
2.4.1.2	Problèmes de ce modèle.....	15
2.4.2	Le modèle par perturbations.....	16
2.4.2.1	Avantages de ce modèle.....	16
2.4.2.2	Problèmes de ce modèle.....	16
2.5	Techniques de représentation de la connaissance dans un STI.....	16
2.5.1	Différents types de connaissances.....	17
2.5.2	Techniques de représentation.....	17
2.5.2.1	les systèmes à base de règles.....	17

2.5.2.2	Les réseaux sémantiques.....	18
2.5.2.3	les systèmes basés sur la logique.....	19
2.5.3	Conclusion.....	20
2.6	Élaboration du modèle de l'élève.....	20
2.6.1	Acquisition de connaissances.....	20
2.6.2	Problèmes d'acquisition.....	21
2.7	Méthodes de diagnostic.....	21
2.7.1	Dans le cas de la connaissance procédurale.....	21
2.7.1.1	Diagnostic par traçage de modèle.....	22
2.7.1.2	Diagnostic par induction.....	22
2.7.2	Dans le cas de la connaissance conceptuelle.....	23
2.7.2.1	Diagnostic orienté contraintes.....	23
2.7.2.2	Diagnostic dit générer et tester.....	23
2.7.3	Conclusion.....	24
2.8	Identification du processus de résolution de problèmes.....	24
2.8.1	L'arbre de décision.....	24
2.8.2	La recherche de chemin.....	24
2.8.3	La reconnaissance de plan.....	25
2.9	Problèmes des systèmes diagnostiques.....	25
2.10	Conclusion.....	26
3.	MÉTHODOLOGIE DE RECHERCHE.....	27
3.1	Introduction.....	27
3.2	Méthodes de diagnostic.....	27
3.2.1	Nécessité d'une théorie cognitive.....	27
3.2.2	Théorie ACT d'Anderson.....	28
3.2.2.1	Règles de production dans la théorie ACT.....	28
3.2.2.2	Traçage de modèle dans ACT.....	28
3.2.2.3	Modalités d'intervention en cas d'erreur.....	29
3.2.3	Conclusion.....	30
3.3	Modélisation de l'apprenant à l'aide des réseaux bayésiens.....	30
3.3.1	Introduction.....	30
3.3.2	Définition générale d'un réseau bayésien.....	31
3.3.3	Méthodologie de modélisation de l'apprenant.....	31
3.3.3.1	Évaluation des connaissances.....	32
3.3.3.2	Reconnaissance de plan.....	32
3.3.3.3	Prédiction.....	32
3.3.3.4	Diagnostic.....	33
3.4	Notre approche de diagnostic.....	33
3.4.1	Comment peut-on utiliser la théorie ACT ?.....	33
3.4.1.1	Implantation du Traçage de Modèle.....	33
3.4.1.2	Structure d'une règle dans notre système.....	33
3.4.1.3	Construction de la base de règles.....	35
3.4.1.4	Structure du système.....	36
3.4.2	Comment peut-on utiliser les réseaux bayésiens ?.....	37
3.4.2.1	Structure du réseau.....	37
	Figure 2 : exemple simple d'un réseau bayésien.....	37

3.4.2.2	Acquisition des probabilités.....	37
3.4.2.3	Exemple d'un réseau bayésien.....	38
3.5	Caractéristiques du système.....	39
3.6	Justification du domaine d'application.....	40
3.7	Nature du projet.....	41
3.7.1	Objectif de recherche.....	41
3.7.2	Type de recherche.....	42
3.7.3	Originalité du projet.....	42
4.	MÉTHODE DE VALIDATION DU NOTRE MODÈLE.....	42
4.1	Introduction.....	42
4.2	Méthode de validation de tuteurs intelligents.....	43
4.3	Notre approche de validation.....	44
4.4	Les aspects à valider du système.....	45
4.5	Choix des activités et des données à recueillir.....	45
4.5.1	Phase instruction.....	45
4.5.2	Phase d'activités.....	45
4.6	Critères d'évaluations.....	46
4.7	Analyse et interprétation des résultats.....	47
5.	ÉTAT D'AVANCEMENT DES TRAVAUX.....	47
6.	BIBLIOGRAPHIE.....	48

1. REVUE DE LITTÉRATURE

1.1 Études des erreurs

1.1.1 Introduction

L'étude des erreurs occupe une place importante dans plusieurs domaines, notamment en psychologie, en didactique et en intelligence artificielle. L'importance de cette étude est soulignée par de nombreux chercheurs depuis longtemps et il existe de multiples travaux de recherche sur ce thème. Ainsi, Davis (1984) a souligné que l'étude des erreurs est l'un des plus précieux moyens permettant d'explorer la nature du traitement de l'information chez l'apprenant. Pour sa part, Charnay (1986) affirme que l'étude des erreurs dans une perspective apprentissage renseigne l'enseignant sur la nature du travail de l'apprenant et sur ses conceptions par rapport aux connaissances visées.

Dans la suite, nous présentons, dans un premier lieu, la notion d'erreur et son statut dans l'apprentissage. Nous essayons de même de donner une classification générale de type d'erreurs en se basant sur la littérature existante. Enfin cette section se conclut sur l'aspect important de l'analyse de l'erreur.

1.1.2 Notion de l'erreur

La notion d'erreur est très large car elle vise toute erreur, et il est difficile de cerner le terme erreur par des mots dans une définition unique, car toute tentative dans cette direction devient rapidement lacunaire. Mais certains auteurs ont proposé une réflexion plus intéressante lorsqu'ils expliquent que la notion d'erreur s'appuie sur l'existence d'une démarche particulière suivie par l'apprenant qui répond à une question ou qui tente de résoudre un problème (Bailin, 1995).

1.1.3 Statut de l'erreur

La plupart des chercheurs reconnaissent que, l'erreur est loin d'être un phénomène à nier ou à condamner, elle est plutôt une indication que l'apprenant sait quelque chose, mais de manière encore imprécise, incorrecte, ou partielle (Charnay, 1986 ; Bailin, 1995). Dans cette perspective, l'erreur peut devenir une source précieuse de renseignements ou d'informations relativement à ce qui se passe dans la tête de l'apprenant lorsqu'il est entrain de réaliser une tâche. Elle devient ainsi une occasion d'analyser le processus de pensée de l'apprenant, et se révèle alors utile pour l'enseignant qui doit découvrir les mécanismes mentaux qui ont conduit cet apprenant à tel ou tel type d'erreur afin de l'aider dans son apprentissage.

1.1.4 Les classifications des erreurs

Les recherches sur les types d'erreurs en mathématiques ainsi que leurs classifications ont bénéficié de plus d'attention de la part des nombreux chercheurs que celles effectuées dans d'autres domaines. En s'inspirant des recherches qui sont faites dans ce domaine par un certain nombre de chercheurs notamment Roberts (1968), Cox (1974), Engelhardt (1979, 1982), Enright (1983), (Beller & Hoppe, 1993). nous nous sommes donné une classification en cinq grandes catégories.

1.1.4.1 Les erreurs systématiques

On regroupe dans cette catégorie les erreurs qui proviennent essentiellement des procédures mal utilisées et des conceptions erronées. Les difficultés révélées par ces erreurs sont nombreuses, notamment :

- la difficulté d'appliquer une procédure appropriée à un problème donné;
- la difficulté de considérer le problème comme un tout, les apprenants isolent les questions les unes des autres et les considèrent comme autant de problèmes particuliers;
- la difficulté d'ordre conceptuel relative aux concepts en jeu.

1.1.4.2 Les erreurs dues à la surcharge cognitive

Ces erreurs peuvent provenir du fait que certaines notions font appel à des opérations indisponibles chez l'apprenant. Il faut laisser le temps à l'apprenant d'enregistrer toutes les informations, les démarches, qu'elles deviennent pour lui naturelles. Les limites de la mémoire de travail, par opposition à la mémoire à long terme, et la charge cognitive réelle de l'activité sont souvent les causes de ces erreurs. La mémoire de travail utilisée pour le stockage temporaire d'informations a une double limitation, de capacité et de durée.

1.1.4.3 Les erreurs d'inattention

Ces erreurs sont généralement aperçues comme des erreurs qui n'arrivent pas régulièrement. Elles se produisent le plus souvent lorsque l'élève perd le fil au moment de l'exécution d'une procédure. Elles pourront être évitées si l'élève retravaille le problème.

1.1.4.4 Les erreurs de logique ou de raisonnement

L'apprenant confond hypothèse et conclusion, enchaîne mal ses calculs, a de difficulté à gérer les différentes données de la situation proposée.

1.1.4.5 Les erreurs non diagnosticables

Il existe des erreurs qui ne sont rattachées à aucune des catégories précédentes, ce sont des erreurs que l'on ne peut ni analyser, ni diagnostiquer. Elles se produisent souvent, surtout si un apprenant perd la piste dans une procédure ou lorsqu'il a mal appris plus d'une étape de l'algorithme correct.

1.2 Analyse des erreurs

L'analyse des erreurs précède le processus de diagnostic. Elle s'agit en effet d'identifier l'erreur, en décrire la nature, définir ses caractéristiques et décrire le contexte où elle se produit. L'importance de l'analyse des erreurs est soulignée par plusieurs chercheurs notamment (Radatz, 1980; Chanier & al., 1992; Bundy, 2001; Giroire & al., , 2002). Cette analyse ne se substitue pas aux méthodes de diagnostic, mais, par contre, elle nous permet de décrypter le processus de résolution avancé par l'apprenant et de fournir des informations sur sa compréhension et sur ses habiletés.

1.3 Diagnostic

1.3.1 Définition

Le terme *diagnosis* vient du grec, mot composé de dia (qui signifie la séparation) et de gnosis qui signifie apprendre à connaître. Ainsi, l'origine étymologique de ce mot signifie apprendre à séparer les connaissances : séparer le faux du vrai, le bien du mal, ce qui est sain de ce qui est malade, ce qui est normal de ce qui est en panne, autrement dit le sens étymologique du mot diagnostic, c'est savoir discerner. Il s'agit en effet d'arriver à la connaissance des problèmes et difficultés, connaissance suffisante pour éventuellement conduire à une solution (Hirashima & al., 2000). De plus, il a pour but de connaître les sources réelles de ces problèmes et difficultés.

1.3.2 L'importance du diagnostic

Il est très utile pour l'enseignant de se servir d'erreurs comme moyen pour avoir plus d'informations relativement à ce qui se passe dans la tête des apprenant afin d'analyser les processus de leur pensée. Entre autres, il est très profitable de découvrir les mécanismes mentaux qui ont conduit les apprenants à telle ou telle erreur. Il ne suffit pas de considérer le produit final qu'est l'erreur. Il ne suffit pas non plus de la catégoriser pour déterminer leur nature ou de faire un bilan en cours d'apprentissage, mais, il est important d'utiliser le diagnostic pour connaître les sources réelles des difficultés rencontrées par les apprenants et ainsi pouvoir aider ces apprenants à les résoudre. Cette importance est soulignée par plusieurs chercheurs, notamment Brown, & Burton (1978), Burton (1982),

VanLehn (1990), Self (1992, 1993), Dimitrova & al., (2000), Brna (2000) et Bundy (2001, 2002).

1.4 Les outils informatisés

Les enseignants passent une grande partie de leur temps à accomplir des actes évaluatifs; la plupart de ces actes touchent le diagnostic. Pour ce faire, ils utilisent des tests de type papier-crayon (comme les fameux examens), ils font des entretiens avec des élèves, parfois de façon formelle, sous forme de mini-entrevues par exemple, ou parfois plus informelle en travaillant avec leurs élèves en classe. Plusieurs de ces outils sont peu précis alors que d'autres sont extrêmement exigeants en termes de temps et d'efforts. D'où l'idée d'aller chercher de l'aide dans le monde de l'intelligence artificielle pour trouver des instruments qui soient à la fois raisonnablement précis sans demander trop des ressources de l'enseignant.

Dans cette sous-section, nous présentons brièvement les principaux systèmes reliés à l'étude diagnostique des erreurs commises par les élèves en mathématiques.

1.4.1 West (Burton & Brown, 1982)

West est un tutoriel conçu pour l'apprentissage de l'utilisation des opérateurs arithmétiques de base (l'addition, la soustraction, la multiplication et la division). L'élève joue contre l'ordinateur. Le jeu ressemble à celui du « jeu de l'oie ». Chaque joueur à son tour reçoit trois nombres tirés au hasard, avec lesquels il doit composer une expression arithmétique utilisant l'addition, la soustraction ou la multiplication. La valeur de l'expression obtenue indique le nombre de cases dont le joueur fait avancer son pion. Les connaissances nécessaires à ce jeu sont d'une part des connaissances arithmétiques (bon emploi des opérateurs et des parenthèses), d'autre part des connaissances stratégiques sur le jeu (utilisation des raccourcis, des cases qui permettent de rejouer, etc.). Ces connaissances sont regroupées dans le modèle de l'expert, qui est ainsi capable de jouer de manière optimale. Après chaque coup joué par l'élève, le système détermine les connaissances effectivement utilisées par l'élève et les compare aux connaissances qu'aurait utilisées l'expert dans la même situation. Le modèle de l'élève mémorise, pour chaque connaissance, le nombre de fois où l'élève l'a utilisée à bon escient, le nombre de fois où l'élève l'a utilisée à mauvais escient, et le nombre de fois où l'élève ne l'a pas utilisée alors que l'expert l'a utilisée. Le modèle de l'élève est ensuite consulté par le tuteur pour individualiser le guidage et les aides.

1.4.2 Wusor, Goldstein (1983)

Wusor est un autre outil de diagnostic basé sur un jeu qui fait manipuler des probabilités à l'élève. Dans ce système, les connaissances de l'élève sont représentées comme un sous-ensemble des connaissances du module expert qui sont de nature opératoire et sont organisées sous forme d'un graphe. Chaque nœud du graphe est une procédure. Les arcs représentent les relations entre les procédures (correcte/incorrecte). Les connaissances semblables sont donc représentées par des nœuds voisins dans le graphe, en particulier les procédures visant le même but forment un îlot de nœuds interconnectés.

Quant au modèle de l'élève, il est constitué du sous-graphe représentant les connaissances attribuées à l'élève. Goldstein a souligné que les connaissances nouvellement acquises sont proches des connaissances déjà acquises, et focalise le diagnostic à la frontière du modèle de l'élève. Si l'élève améliore ses performances, le tuteur attribuera de préférence ce gain à l'acquisition de connaissances proches des connaissances déjà acquises. D'autres part, les erreurs commises par l'élève s'expliquent en termes d'absence de connaissances, c'est-à-dire que l'élève ignore les règles en jeu ou le concept qui lui permettra de jouer le meilleur coup possible.

Deux limites sont attribuées au système Wusor. Tout d'abord, le modèle est mis en échec chaque fois que l'apprenant suit une voie qui n'a pas été prévue dans le modèle de l'expert comme un chemin optimal. La seconde limite est liée au modèle lui-même. En effet, le modèle suppose qu'une performance non optimale est le résultat d'un manque de connaissance, par rapport à celle de l'expert, et non celui d'une erreur commise lors du déroulement d'une stratégie de solution.

1.4.3 Buggy et Debuggy (Brown et Burton, 1978)

Un troisième système, Buggy, consiste à utiliser les erreurs les plus fréquemment rencontrées chez les élèves comme des variantes possibles du modèle de l'expert. Ce système est capable de dépister plus d'une centaine de manières erronées d'effectuer des soustractions en calcul écrit. L'idée à la base de ce système est que la majorité des erreurs commises ne sont pas dues, comme on le croit souvent, à un manque de concentration de la part de l'élève. Au contraire, elles trouvent leur origine dans l'application consciente d'un algorithme partiellement erroné.

Dans le système Buggy, les erreurs de calcul sont expliquées par des perturbations du réseau procédural qui représente les habiletés de calcul. Dans ce réseau, les conceptions erronées simulant les erreurs possibles sont associées à des sous-procédures; 330 erreurs sont ainsi encodées.

Le système est destiné à l'entraînement des enseignants dans le diagnostic de «bug», en addition et en soustraction. Il se présente comme un jeu où l'utilisateur (en général l'enseignant) est censé être un expert consulté par une commission. L'enseignant découvre alors que les erreurs de calcul sont très souvent associées à un réseau procédural

bien défini, réseau qui ne se distingue du réseau adéquat que par la présence de quelques sous-procédures ou règles erronées. Cette découverte s'effectue ainsi : l'enseignant propose au système un exercice de calcul, le système produit une réponse erronée et demande à l'enseignant de reconnaître l'erreur commise et d'appliquer la stratégie qu'il juge responsable de l'erreur à d'autres exercices suggérés par le système. C'est-à-dire qu'au lieu de fournir un diagnostic sous forme verbale, l'enseignant doit montrer qu'il a reconnu l'erreur en produisant le résultat fautif du système sur les exercices proposés. Le système compare alors les réponses induites par la procédure erronée qu'il a choisie à celles fournies par l'enseignant et, en cas de désaccord, donne sa réponse à un des exercices et demande à nouveau à l'enseignant de trouver et d'appliquer la stratégie erronée afin de se forger une idée précise de ces perturbations.

Ce système présente trois avantages. Tout d'abord, il sensibilise les enseignants aux problèmes de «bugs» et les familiarise avec les plus courants. Ensuite, l'efficacité de ce système s'explique par la pédagogie exploitée; cette pédagogie s'appuie sur la notion de conflit cognitif qui est essentielle dans une perspective de formation des enseignants. Enfin, il assure un diagnostic des erreurs systématiques et des procédures qui les produisent en conjecturant et en trouvant des exemples à poser à l'utilisateur pour infirmer ou confirmer une hypothèse.

Malgré ces avantages, Nicolson (1988) a relevé quelques critiques que l'on peut adresser à Buggy (et les versions suivantes). Il comprend un trop grand nombre de «bugs» (330 pour la soustraction seulement) dont beaucoup ne sont pas souvent rencontrés chez les élèves. Cette multiplicité a parfois pour résultat qu'on ne sait plus quoi faire pour aider l'enfant, notamment parce que la diversité des «bugs» rend instables les façons d'expliquer les erreurs des élèves.

2. LES SYSTÈMES TUTORIELS INTELLIGENTS

2.1 Introduction

L'histoire de l'intelligence artificielle (IA) montre que les efforts des chercheurs dans ce domaine ont abouti à la production d'un ensemble de modèles et de techniques parfois très élaborés. Ces chercheurs ont fixé comme objectif d'améliorer les conditions d'enseignement et d'apprentissage. Ainsi, dans un premier temps, on voit apparaître un bon nombre de systèmes pédagogiques qui se sont contentés de traduire sous une forme informatique les supports traditionnels de l'enseignement : cours, recueils d'exercices, ...etc. Cependant, l'émergence de ces systèmes a donné l'espoir d'aller plus loin et d'apporter des solutions aux problèmes de l'enseignement et de l'apprentissage.

Certes, l'arrivée de l'ordinateur a facilité la réalisation des programmes d'enseignement très élaborés. Ces programmes peuvent, d'une part, assurer l'enseignement d'un cours bien préparé et découpé en leçons optimisées pour chaque apprenant. D'autre part, ils peuvent poser des questions et analyser les réponses de l'apprenant. Mais cela est loin de résoudre tous les problèmes (Bruillard, 1997).

Si les tout premiers systèmes se sont révélés extrêmement primitifs, dès les années soixante-dix, de nouveaux modèles se sont développés. Ce sont finalement les Systèmes Tutoriels Intelligents, qui, grâce à l'orientation cognitiviste de l'intelligence artificielle, se sont attaqués d'emblée aux problèmes de fond de l'apprentissage (O'Shea & Self, 1983).

Dans la section suivante, nous présentons les systèmes tutoriels intelligents ainsi que leur architecture. Nous décrivons ensuite les disciplines impliquées en EIAO ainsi que leurs rôles respectifs dans l'élaboration des différentes parties d'un tutoriel intelligent.

2.2 Enseignement intelligemment assisté par ordinateur

L'apparition des techniques d'intelligence artificielle a donné l'espoir d'apporter une réponse aux critiques de l'EAO, notamment par la capacité de résoudre de problèmes et par la capacité aussi d'expliquer les solutions. Le domaine s'est donc recentré autour du thème de l'Enseignement Intelligemment Assisté par Ordinateur (EIAO), et en particulier les Systèmes Tutoriels Intelligents (STI).

Un STI est censé afficher un comportement proche de celui d'un tuteur humain. Cette propriété se dénote notamment par une capacité à gérer l'interaction en adaptant la situation à l'individu qui utilise ce système.

2.2.1 Architecture d'un STI

Un STI doit posséder des connaissances de natures diverses : sur le domaine enseigné, sur la façon d'enseigner, sur l'apprenant lui-même et sur les moyens de communiquer. C'est pourquoi un STI est généralement formé de quatre modules, à savoir, le modèle de l'expert, le modèle pédagogique, le modèle de l'élève et l'interface (Nicaud et al., 1988).

Nous décrivons, très brièvement, dans la suite les différentes parties de cette architecture, puis nous présentons les interférences qui peuvent exister entre ces modules.

2.2.1.1 Modèle de l'expert

Une des principales caractéristiques d'un STI, comme pour un enseignant, est d'être compétent dans la matière qu'il enseigne, c'est-à-dire de se comporter comme un expert. Cette compétence permet au tutoriel d'exposer son raisonnement et de justifier ses décisions. Pour ce faire, le STI doit contenir, de façon générale, la connaissance spécifique au domaine ainsi que les processus de raisonnement intervenant lors de la résolution de problèmes (Swartz, 1992).

2.2.1.2 Modèle pédagogique

Un modèle pédagogique est donc un ensemble de spécifications sur la manière dont le système doit construire ses interventions (Self, 1987). Ce module interagit avec l'élève plus ou moins directement en sélectionnant les problèmes qu'il doit résoudre, en le guidant vers la solution, en critiquant ses performances, en lui fournissant une aide appropriée lorsque l'élève le lui demande, en montrant des exemples. Afin de gérer les interactions le module pédagogique s'appuie aussi sur des connaissances relatives aux stratégies pédagogiques qui sont utilisées par les tuteurs humains, telles que l'apprentissage par l'exemple, l'apprentissage par l'analogie, etc.

2.2.1.3 Modèle de l'élève

Le modèle de l'élève constitue un ensemble d'informations relatives à l'état des connaissances, exactes ou erronées, de l'élève. Sa construction s'établit principalement par comparaisons avec les connaissances de l'expert. Le modèle de l'élève sert ainsi à construire un diagnostic qui pourra servir au STI pour prendre une décision de nature didactique (questionnement, explications, remédiation...) (Self, 1992). Dans les STIs, l'état des connaissances de l'élève est généralement représenté comme un sous-ensemble des connaissances du module expert. Dès lors, le modèle de l'élève est construit en comparant la performance de l'apprenant avec celle que l'expert aurait produite dans les mêmes circonstances (Goldstein, 1982).

2.2.2 Interface

Les interactions entre l'élève et le STI sont devenues dynamiques grâce à l'interface (Baker, 1997). Son rôle principal est de faciliter la communication des informations entre le système et l'élève. Elle doit offrir à l'élève des activités au travers desquelles il pourra acquérir ou consolider des concepts et des démarches.

2.3 Modélisation de l'apprenant

Les recherches sur les premiers tuteurs intelligents se sont focalisées sur la modélisation de l'expertise du domaine. Puis, on a ressenti la nécessité de disposer de connaissances sur l'élève au sein des tuteurs. En effet, pour que les processus de guidage, d'évaluation et d'interaction soient efficaces et dynamiques, il est apparu indispensable que le système dispose d'informations sur les aptitudes, les connaissances et les lacunes propres à chaque apprenant, c'est ce qu'on appelle « modélisation de l'apprenant ».

La modélisation, par un système tutoriel intelligent, est donc le processus qui analyse non seulement des informations sur l'apprenant, mais aussi ses produits pour estimer son niveau de connaissance du domaine. Mais, cette modélisation ne peut être réalisée sans problèmes. En effet, et selon plusieurs chercheurs, (Kass, 1987; Nicaud & al., 1988; Holt

& al., 1993) les problèmes liés à la modélisation de l'apprenant reviennent tout d'abord, à déterminer les informations précises sur l'apprenant qu'on veut modéliser, ensuite, vient le choix d'un formalisme pertinent de représentation de ces informations et en dernier lieu, l'élaboration des processus qui construisent le modèle de l'apprenant.

Les systèmes de modélisation se distinguent selon les moyens qu'ils utilisent pour stocker les informations sur l'apprenant, les méthodes de construction qu'ils appliquent pour l'élaboration du modèle de ce dernier, ainsi qu'à l'utilisation qu'ils font de cet ensemble d'informations. Dans la section suivante, nous présentons certains aspects qui caractérisent le modèle de l'apprenant.

2.3.1 Aspects du modèle de l'apprenant

Le modèle de l'apprenant peut être (Holt & al., 1993; Kass, 1987) :

- *implicite* lorsque les informations décrivant le comportement de l'apprenant et influençant le déroulement de l'interaction avec le système sont incorporés dans ce dernier;
- *explicite* lorsque les informations sur l'apprenant sont intégrées et codées dans le système de manière explicite dans le but de gérer l'interaction avec l'apprenant;
- *statique* lorsque les connaissances de l'apprenant sont déterminées avant toute utilisation et ne peuvent être l'objet d'une modification en cours de session;
- *dynamique* lorsqu'on peut ajouter ou modifier les données en cours de session;
- *spécifique* lorsqu'il peut être adapté à une catégorie d'apprenants;
- *de surface* lorsqu'il contient des informations limitées qui ne peuvent expliquer l'état cognitif de l'apprenant;
- *de profond* dans le cas où il contient des informations plus représentatives de l'état cognitif de l'apprenant.

Dans la suite nous présentons, en premier lieu, les informations qui doivent être contenues dans le modèle de l'élève. En second lieu, nous exposons les différentes techniques de représentation de ces informations qui sont utilisées par certains systèmes tutoriels. Dans la dernière section, nous décrirons les processus d'élaboration de ces ensembles d'informations ainsi que les méthodes qui ont été appliquées dans cette optique.

2.3.2 Contenu du modèle de l'apprenant

Le contenu du modèle de l'apprenant est indispensable pour la réalisation des tuteurs intelligents suffisamment adaptatifs. Cette nécessité a conduit certains chercheurs à introduire deux approches complémentaires pour déterminer le contenu du modèle de l'apprenant (Self, 1987; VanLehn, 1988) :

- ***l'approche fonctionnelle*** : cette approche vise à décrire le contenu du modèle sous forme de fonctions que le système doit assurer ;
- ***l'approche extensionnelle*** : cette approche, en s'appuyant sur les résultats obtenus par la première approche, tente d'énumérer les informations qui doivent apparaître dans le modèle de l'apprenant.

Il existe plusieurs fonctions du modèle de l'apprenant qui doivent être présents dans le modèle de l'élève.

2.3.2.1 Classification de Self (1988)

Self a identifié vingt utilisations différentes d'un modèle de l'apprenant dans des systèmes tutoriels intelligents existants. Il a engagé six fonctions principales, qui dépendent des caractéristiques du modèle de l'élève et de l'existence d'un modèle du processus d'apprentissage :

1. ***corrective*** : le modèle de l'apprenant doit pouvoir aider à éliminer les connaissances erronées de l'élève ;
2. ***élaborative*** : le modèle de l'élève doit compléter les connaissances de l'élève, i.e. de choisir le prochain sujet à aborder. Ce choix peut être basé sur le curriculum, par comparaison expert-apprenant, par analyse interne de la connaissance de l'apprenant ou laissé à l'élève dans une liste d'exercices choisis en fonction du modèle de l'élève ;
3. ***stratégique*** : le modèle de l'élève est utilisé pour contrôler l'interaction et la stratégie d'enseignement suivie par le tuteur, comme par exemple, le plan de déroulement de session ou le style d'interaction;
4. ***diagnostique*** : le modèle de l'élève doit servir à la construction d'un diagnostic plus fiable et plus précis surtout dans le cas où plusieurs interprétations sont a priori possibles ;
5. ***prédictive*** : le modèle de l'élève peut être utilisé par le tuteur pour prédire le comportement de l'élève face à un problème afin de limiter l'espace de recherche. La prédiction peut porter sur la performance de l'élève ou sur les effets des actions didactiques pour choisir la meilleur et élaborer le nouveau modèle;
6. ***évaluative*** : le modèle de l'élève peut être utilisé pour mesurer l'efficacité potentielle d'un système en comparant différentes stratégies didactiques avec un apprenant simulé. D'autre part, le contenu du modèle peut servir à évaluer les performances de l'élève.

2.3.2.2 Classification de VanLehn (1987)

De sa part, VanLehn a proposé une autre classification qui contient quatre fonctions. Cette classification n'est pas loin de celle de Self. Pour lui, le modèle de l'élève doit permettre :

1. d'augmenter la connaissance de l'élève en passant au thème suivant après la maîtrise du thème en cours d'enseignement ;
2. d'intervenir au moment des erreurs et offrir des conseils non sollicités ;
3. de générer les problèmes de façon dynamique plutôt que seulement gérer l'enchaînement de problèmes prédéfinis ;
4. d'individualiser les explications suivant le niveau de la connaissance de l'élève.

Nous allons passer en revue les différents types de modélisation de l'état cognitif de l'apprenant puis les techniques de diagnostic associées.

2.4 Différents types de modélisation de l'apprenant

Un modèle de l'apprenant est une structure de données qui caractérise l'état des connaissances de cet apprenant. Il va se définir par l'écart entre les connaissances propres de l'apprenant et les connaissances cibles de l'expert telles qu'elles sont représentées dans le système. Pour concevoir cet écart deux grandes approches peuvent être utilisées : modèle d'expertise partielle ou par recouvrement dans lesquels la connaissance de l'élève est un sous-ensemble de la connaissance de l'expert; modèle différentiel ou par perturbations qui incorporent des connaissances fausses correspondant à des préconceptions erronées.

2.4.1 Le modèle de recouvrement (overlay model) (VenLehn, 1988)

La modélisation par recouvrement consiste à représenter, dans le système, les connaissances de l'élève comme un sous-ensemble de la connaissance experte. Dans cette approche, le modèle de l'élève est construit en comparant la performance de l'apprenant avec celle de l'expert. Le but du tutoriel est alors de compléter les connaissances de l'élève pour qu'il s'approche de celui de l'expert.

2.4.1.1 Avantages de ce modèle

Cette approche présente certains avantages. D'une part, elle se déduit facilement de l'analyse d'un domaine, de sa décomposition en connaissances et compétences élémentaires. D'autre part, l'approche est simple à implémenter. En plus, elle est suffisante dans les cas où les seules connaissances importantes sur l'état cognitif de l'apprenant sont celles décrivant ses acquis et ses lacunes, sans nécessiter d'analyse plus profonde des conceptions de l'apprenant.

2.4.1.2 Problèmes de ce modèle

Malgré les avantages de cette approches, elle souffre au moins de deux difficultés majeures. Tout d'abord, ce modèle ne peut donner aucune indication permettant

d'expliquer pourquoi un apprenant n'a pas effectué le meilleur choix possible. D'autre part, il ne permet pas de prendre en compte des méthodes ou résultats incorrects que l'élève peut avoir acquis. Or, les études sur les erreurs ont montré que de nombreuses erreurs ne sont pas dues à un manque de connaissances de l'apprenant, mais plutôt à l'application correcte de procédures fausses.

2.4.2 Le modèle par perturbations (buggy model) (Brown & Burton, 1978)

La modélisation par perturbations consiste à représenter les mal-règles qui sous-tendent les erreurs systématiques de l'élève, en plus des règles correctes qu'il peut posséder. Les erreurs sont considérées comme des perturbations de la connaissance experte. Ces perturbations peuvent alors faire partie du modèle de l'élève.

2.4.2.1 Avantages de ce modèle

Cette approche de modélisation a l'avantage de prendre en compte les erreurs de l'apprenant autrement que par des lacunes, contrairement à la modélisation par recouvrement. D'autre part, ce modèle a induit des stratégies basées sur la remédiation.

2.4.2.2 Problèmes de ce modèle

Si une description des erreurs est certainement importante pour caractériser l'apprenant, il n'est pas évident quelle soit suffisante pour déterminer les types d'intervention à effectuer. Étiqueter un comportement ne donne pas les informations nécessaires pour choisir une remédiation adaptée.

Le système Buggy est un exemple de cette approche. Ce logiciel permet à des enseignants de s'entraîner à identifier les causes des erreurs généralement commises par des élèves dans la soustraction multi-colonnes. Il génère pour cela des réponses inexactes, en simulant le comportement d'un élève. Il utilise pour ce faire les règles correctes et les mal-règles qui figurent dans son catalogue d'erreurs. Par exemple, le système possède une mal-règle qui dit que, pour chaque colonne, la soustraction des deux chiffres de la colonne se fait en soustrayant le plus petit chiffre au plus grand, sans tenir compte des positions respectives des deux chiffres.

2.5 Techniques de représentation de la connaissance dans un STI

Parmi les aspects fondamentaux d'un système tutoriel intelligent se trouvent la représentation de la connaissance du domaine de l'application, les stratégies de raisonnement que le système utilise pour inférer des nouvelles connaissances et la communication usager-système, en particulier pour que la stratégie suivie soit comprise par l'utilisateur.

2.5.1 Différents types de connaissances

On peut considérer deux grandes catégories des connaissances, tout d'abord, les connaissances liées au domaine que l'on veut enseigner, ensuite celles liées aux stratégies d'enseignements, c'est-à-dire les connaissances sur la façon d'enseigner.

2.5.2 Techniques de représentation

Une technique de représentation des connaissances est une façon de représenter la connaissance dans un système tutoriel intelligent pour qu'elle soit utilisée pour inférer des nouvelles connaissances. Dans le cours des 30 dernières années, on a vu apparaître différentes techniques de représentation de connaissances. Dans la suite, nous présentons les plus connus.

2.5.2.1 les systèmes à base de règles

Un système à base de règles comporte trois parties: une base de règles, un contexte ou base de faits et un moteur d'inférence. La base de règles contient l'ensemble de règles de production du système ; cette base représente la connaissance opératoire que l'expert a du domaine du problème. Quant au moteur d'inférence, il contrôle l'activité du système, souvent couplé à un module qui explique le raisonnement du système. L'élément de base des systèmes à base de règles est la règle de production ; une règle a la forme : **Si** *<condition>* **Alors** *<action>*. Cette technique de représentation de la connaissance consiste à définir un ensemble de règles de production qui modélisent la connaissance considérée (Kass, 1987). Elle est utilisée dans un grand nombre de tuteurs intelligent actuels. Les systèmes à base de règles sont les plus aptes à modéliser des connaissances de type procédural (Haton & al., 1991). Le fameux système expert Mycin (pour le diagnostic médical), les tuteurs basés sur la théorie ACT* (Lisp et Geometry principalement) le tuteur Buggy (Brown & Burton, 1978) sont des exemples de systèmes dont la connaissance à communiquer est représentée sous forme de règles de production.

Avantages de cette technique

Les systèmes à base de règles permettent notamment d'exprimer facilement des processus de résolution de problèmes en termes de buts et de sous-buts qui sont atteints en réalisant des successions d'actions, ainsi ils permettent en général de bien résoudre les problèmes de causalité ou de diagnostic. Ils offrent un cadre déclaratif pour exprimer des connaissances procédurales, de «savoir-faire», ce qui permet de voir clairement les conditions dans lesquelles une règle est applicable. La connaissance est exprimée de façon uniforme par des règles et des faits (Barr et Feigenbaum, 1981)..

Problèmes de cette technique

Dans les systèmes à base de règles la connaissance de la base n'est pas structurée, et l'information concernant un objet quelconque est éparpillée dans les différentes règles qui parlent de cet objet. De plus, les règles expriment souvent une connaissance apparente, superficielle, susceptible d'occulter le raisonnement profond de l'expert humain (Haton & al., 1991).

2.5.2.2 Les réseaux sémantiques

Un réseau sémantique est un graphe composé d'un ensemble de nœuds qui représentent des concepts d'entité, attribut, objet, événement, état,...etc. et d'un ensemble d'arcs orientés, étiquetés, liant deux nœuds, qui représentent des relations binaires entre ces concepts, les étiquettes dans les arcs spécifient le type de la relation modélisée. Les réseaux sémantiques ont été mis en œuvre par Quillian (cité dans Haton, 1991) comme un modèle psychologique explicite de la mémoire associative humaine : la mémoire est vue comme un réseau d'unités d'information; ces unités sont activées par un mécanisme qui propage des signaux à travers le réseau, la «procédure d'activation».

Cette représentation a été utilisée dans le cadre des tuteurs au début de l'EAO (Kass, 1987). Notamment, le tuteur Scholar, créé à cette époque, utilise un réseau sémantique pour représenter la connaissance factuelle de la géographie de l'Amérique du Sud (Nicaud & Vivet., 1988; Kass, 1987);

Avantages de cette technique

Les réseaux sémantiques sont bien adaptés aux domaines où les concepts sont simples et fortement liés entre eux, comme les phrases en langage naturel. La représentation à base de réseaux sémantiques rend visibles les diverses relations existantes entre les objets. Sur cette représentation sous forme de graphe, le mécanisme de filtrage permet de récupérer des informations explicites ou implicites de la base de réseaux à la manière des associations mentales de l'être humain.

Problèmes de cette technique

Un premier inconvénient des réseaux sémantiques est que le concepteur du réseau a dû mal à déterminer le niveau de détail et les structures générales nécessaires à la bonne expression d'une proposition. De plus, la seule information attachée à un nœud est son nom, donné par une étiquette. Cette simplification pose plusieurs problèmes. D'une part, il est difficile d'exprimer des propositions ayant des quantificateurs universels, existentiels et numériques, très courants en traitement de langage naturel. D'autre part, les réseaux sémantiques offrent une représentation statique du monde, ce qui rend difficile la modélisation de l'évolution de l'information.

2.5.2.3 les systèmes basés sur la logique

La logique mathématique figure parmi les premiers outils utilisés par l'intelligence artificielle pour formaliser la connaissance. La logique la plus utilisée est la logique des prédicats du premier ordre. Certains tuteur intelligent utilisent cette logique pour décrire la connaissance de leur utilisateur. La connaissance de l'élève est alors représentée sous la forme d'un ensemble de formules auxquelles sont associées des valeurs de vérité, ainsi qu'un mécanisme qui permet d'inférer de nouvelles formules à partir des connaissances possédées jusque là. Parmi les systèmes intelligents utilisant la logique comme formalisme de représentation, sont les démonstrateurs de théorèmes.

On peut distinguer parmi les logiques utilisées dans les tuteurs intelligents actuels :

- *la logique classique* . Ce formalisme a été utilisé dans certains systèmes pour représenter la connaissance de l'élève. Le conseiller en programmation en Lisp, Scent (Brecht & al., 1989), est un exemple d'un tel système;
- *les logiques multivaluées* : sont des formalismes logiques qui utilisent plus de deux valeurs de vérité, par exemple, on peut exprimer la notion d'inconnu lorsque l'élève ne croit rien à propos d'une proposition. SMIS (Student Modeling Inference System) (Ikeda & al., 1993) est un exemple de systèmes qui utilise ce formalisme;
- *la logique probabiliste* : est un formalisme logique dont les valeurs de vérité peuvent s'échelonner sur l'ensemble des réels compris entre 0 et 1. La valeur de vérité associée à une formule représente la probabilité que cette formule soit vraie. Le tuteur West est un exemple de ce formalisme;

Avantages de cette technique

Le cadre formel de la logique mathématique permet de manipuler directement certaines notions cognitives élémentaires en leur donnant un sens précis. La logique fournit un formalisme clair et non ambigu; cette clarté vient d'une part du fait que la signification d'une formule ne dépend que de sa structure et de la signification donnée à ses composants atomiques et d'autre part du fait que le langage d'expression logique est proche du langage naturel.

Problèmes de cette technique

La logique présente de gros inconvénients qui ont ralenti son utilisation dans les systèmes intelligents. D'une part la représentation d'objets complexes est difficile. En effet, un objet est décrit par son nom qui ne porte pas d'information sur son sens et sa structure. Les composants, propriétés et relations des objets sont, eux aussi, décrits par des noms. Ces éléments sont liés entre eux et avec l'objet par des formules logiques. Comme l'ensemble des formules de la base n'a pas de structure, la connaissance d'un objet est disséminée dans des formules différentes, non organisées. Il y a donc une grande distance entre le modèle et les éléments du monde, qui complique l'acquisition de connaissances, la

compréhension et la modification de la représentation, et la vérification de sa cohérence. D'autre part, les mécanismes de raisonnement utilisent des algorithmes généraux qui ne sont pas toujours assez efficaces pour la résolution de problèmes nécessitant un grand volume de connaissances. Enfin, la logique des prédicats du premier ordre ne permet pas de représenter des connaissances incomplètes.

2.5.3 Conclusion

Une conclusion que l'on peut tirer de cette étude sur les techniques de représentation de la connaissance d'un apprenant est que le type de représentation de la connaissance qui est choisi par les auteurs du STI dépend généralement de la nature des informations considérées. Par exemple, pour l'enseignement d'un domaine tel que la soustraction, qui est typiquement considéré comme de la connaissance procédurale, la technique employée est très souvent celle des règles de production.

Dans la suite, nous nous intéressons à la détermination des processus qui élaborent le modèle de l'élève.

2.6 Élaboration du modèle de l'élève

L'élaboration du modèle de l'élève est la phase la plus importante dans un système tutoriel intelligent. L'élément essentiel dans cette élaboration est la détermination des processus d'acquisition d'informations sur l'élève.

2.6.1 Acquisition de connaissances

Le processus d'acquisition est généralement appelé diagnostic, par analogie avec les systèmes d'acquisition d'informations sur les systèmes mécaniques ou sur les systèmes médicaux. Ainsi, selon Wenger (1987), le diagnostic concerne non seulement l'acquisition d'informations sur l'élève mais aussi la synthèse de ces informations.

Les méthodes de diagnostic utilisées dans les STI actuels sont nombreuses et différent selon le domaine d'application. Nous pouvons les classifier selon les critères suivants (Kass, 1987), (Wenger, 1987) et (Paiva & al., 1994b):

- *les sources d'informations qui peuvent être implicites* (le diagnostic se base sur des observations, comme par exemple dans le cas du système ACM (Wenger, 1987)) ou explicites (l'apprenant est considéré comme une source d'information possible, comme par exemple les systèmes ACE (Sleeman & al., 1982; Wenger, 1987; Kass, 1987) et WHY (Wenger, 1987; Self, 1987) ;
- *les données fournies au diagnostiqueur peuvent être incrémentales* (le système affine son modèle de l'élève au fur et à mesure des interactions, en analysant le comportement de l'élève) ou globales (le système attend d'avoir les réponses à tous les exercices avant de commencer son diagnostic);

- *le diagnostic*, selon Wenger (1987), peut être actif (le système peut faire en sorte de poser à l'élève des questions dont les réponses apportent des informations supplémentaires sur l'apprenant. Il peut être aussi passif (le système ne vise qu'à transmettre des connaissances à l'apprenant);
- *le moment de l'acquisition peut être en ligne* (le diagnostic est réalisé au moment où l'élève utilise le système) ou hors ligne (dans un premier temps, l'élève fournit ses réponses qui ne sont qu'enregistrées par le système, ensuite le diagnostiqueur analyse ces réponses et en infère des informations).

Dans les sections suivantes, nous présentons dans un premier lieu les principaux problèmes qui se posent généralement lors de la détermination d'un système de diagnostic du comportement d'un apprenant, ensuite nous décrivons quelques méthodes de diagnostic du comportement d'un élève qui sont utilisées dans des STIs.

2.6.2 Problèmes d'acquisition

De façon générale, trois problèmes se posent lors de la détermination d'un système de diagnostic des réponses de l'apprenant à savoir (Haton & al., 1991):

- *l'identification des connaissances* qui expliquent le comportement de l'élève. Ces informations sur l'état cognitif de l'élève concernent le fait que l'élève possède des connaissances, et que ces connaissances soient celles d'un expert du domaine ou pas ;
- *l'identification des erreurs* qui peuvent être commises par l'élève. Le problème est alors d'arriver à élaborer un système de diagnostic qui permette d'acquérir des informations fiables à partir de réponses incorrectes, et ce pour le plus grand nombre d'erreurs possible. Ces informations doivent provenir d'un diagnostic profond en plus de celui de surface, elles devraient renseigner sur les causes des erreurs ;
- *l'explosion combinatoire* qui peut résulter de la procédure de diagnostic. Le problème survient notamment lorsque, dans le cas de l'utilisation d'un catalogue d'erreurs, le diagnostiqueur cherche une combinaison d'un certain nombre d'erreurs simultanées qui puisse expliquer le comportement de l'élève.

2.7 Méthodes de diagnostic

VanLehn (1988) a proposé une classification des différentes techniques de diagnostic. Ces méthodes se différencient selon le type de représentation de la connaissance utilisé dans le STI, généralement *procédural* vs *conceptuel*.

2.7.1 Dans le cas de la connaissance procédurale

Deux types de techniques de diagnostic utilisés lorsque les connaissances de l'apprenant sont considérées comme étant de nature procédurale.

2.7.1.1 Diagnostic par traçage de modèle (model tracing)

La méthode de diagnostic dite par *traçage de modèle* (model tracing) a été mise au point par Anderson et son équipe lors de l'élaboration des systèmes basés sur la théorie ACT. L'idée de base de ce modèle consiste à utiliser le *modèle de performance* pour suivre l'état de la solution d'un élève à l'intérieure d'une tâche et à utiliser le *modèle d'apprentissage* pour déterminer l'état des connaissances d'un élève au fur et à mesure qu'il accomplit les différentes tâches.

Dans le traçage de modèle d'Anderson, on distingue les connaissances que l'élève manifeste extérieurement pendant qu'il résout un problème, le modèle de performance, de celles qu'il possède véritablement, le modèle d'apprentissage, en se référant aux différentes règles de production représentant les connaissances du domaine. Dans le modèle de performance, on observe le comportement de l'élève en situation de résolution de problèmes et on tente d'identifier un ensemble de règles ou mal-règles du système qui pourrait expliquer un tel comportement; cette identification permet alors de suivre les états cognitifs de l'élève en temps réel. Il faut surveiller et contrôler l'élève à chaque production en supposant qu'il y a une correspondance étroite entre les unités du modèle interne du système (Wenger, 1987), les comportements observables de l'élève.

Le principal avantage de cette technique de diagnostic, d'un point de vue pratique, réside dans la simplicité de sa mise en œuvre (Wenger, 1987). De plus, d'un point de vue plus pédagogique, le fait que la correction des erreurs soit effectuée dès qu'une erreur est commise est une notion souhaitable selon Anderson. Cependant, cela sous-entend que l'élève ne peut pas explorer des chemins corrects mais sous-optimaux, et encore moins des chemins incorrects au bout desquels l'élève se rend compte par lui-même de ses erreurs (lorsqu'il rencontre une impasse). Une autre limite à la technique dite par traçage de modèle est qu'elle nécessite un catalogue de mal-règles afin de reconnaître les étapes incorrectes de l'apprenant, ce qui entraîne des inconvénients importants, notamment au niveau de l'exhaustivité de ce catalogue.

2.7.1.2 Diagnostic par induction (Vanlehn, 1988)

Dans cette technique le connaissance sous- jacente au comportement correct ou non de l'élève est représentée en termes des conditions sous lesquelles l'élève utilise les différentes entités de connaissances primitives. Le diagnostic consiste donc à induire, pour chaque primitive, l'espace des problèmes pour lesquels cet opérateur est appliqué par l'élève. Un espace vide signifie que l'opérateur n'est pas utilisé dans les solutions de l'élève. Le processus de diagnostic est composé de trois étapes. D'abord, donner un ensemble de problèmes à résoudre à l'élève et récolter les solutions proposées par l'élève. Ensuite, identifier les séquences d'opérateurs. Enfin, inférer les conditions d'applications des

opérateurs apparaissant dans les séquences, telles que l'utilisation de tous les opérateurs applicables à un problème permette de retrouver la solution qui a été construite par l'élève.

2.7.2 Dans le cas de la connaissance conceptuelle

Une autre technique de diagnostic a été proposée, par VanLehn (1988), en ce qui concerne les connaissances conceptuelles qui sont représentées le plus souvent sous forme déclarative. Cette méthode consiste à mémoriser un ensemble d'événements qui ponctuent le comportement de l'élève. Elle a notamment été utilisée dans le tutoriel *WEST* (Burton & Brown, 1982).

2.7.2.1 Diagnostic orienté contraintes

Ohlsson (1992) propose une technique de diagnostic, dite *orientée contraintes*, qui permet d'obtenir des informations de type crédit/débit. L'idée est que les concepteurs du STI doivent énoncer les événements à mémoriser sous la forme de contraintes. Ces dernières forment un sous-ensemble plus ou moins grand des concepts du domaine enseigné. Le diagnostic est alors l'ensemble de ces exigences qui sont respectées par la réponse de l'élève en ce qui concerne le crédit, le débit étant l'ensemble des contraintes qui ne sont pas respectées. Une application de cette technique de diagnostic est présentée de façon théorique dans (Ohlsson, 1992) pour le domaine de la soustraction multi-colonnes, par exemple, certaines contraintes concernent la gestion de la retenue.

2.7.2.2 Diagnostic dit générer et tester

Cette technique consiste à générer un ensemble de candidats pour ensuite les tester un par un afin de déterminer celui ou ceux qui conviennent. Dans le cas de la modélisation de l'apprenant, l'algorithme de diagnostic basé sur cette méthode peut être appliqué comme suit : génération, dans une première phase, d'un ensemble des diagnostics candidats à partir d'heuristiques de diagnostic généralement ad hoc, puis calcul des modèles de l'élève correspondant à ces diagnostics, détermination dans un troisième temps des réponses que chaque modèle de l'élève prédit, puis finalement comparaison des prédictions avec la réponse réelle de l'élève. Cette technique a l'avantage d'être applicable quelque soit le type de connaissance considéré. Cependant, lorsqu'on souhaite l'utiliser, elle nécessite des heuristiques dépendantes du domaine afin d'augmenter la rapidité du diagnostic, sous peine d'être peu efficace à cause de l'explosion combinatoire inhérente à la phase de génération (Wenger, 1987).

2.7.3 Conclusion

D'après VanLehn (Vanlehn88), il n'est pas possible de déterminer de façon théorique, en fonction du type de modèle de l'élève souhaité et même du domaine d'enseignement, la technique de diagnostic à utiliser pour un STI. La solution qu'il propose pour réaliser ce choix est d'implanter différentes techniques de diagnostic dans le même STI et de comparer l'efficacité des logiciels afin de garder le diagnostiqueur le plus adéquat. Cependant, comme nous le verrons par la suite, cette confrontation n'apporte pas forcément les informations nécessaires pour faire ce choix. Selon nous, le type de connaissance considéré dans le domaine enseigné constitue un critère permettant de faire un choix entre les techniques de diagnostic, comme nous l'avons dit précédemment. En effet, certaines techniques sont visiblement plus adaptées à des types de connaissance que d'autres. Par exemple, les méthodes dites par traçage de modèle ne sont utilisables que dans le cas de connaissances de nature procédurale, tandis que la technique de diagnostic dite orientée contraintes est particulièrement bien adaptée pour de la connaissance de type conceptuel.

2.8 Identification du processus de résolution de problèmes

Plusieurs méthodes d'identification du processus de résolution de problèmes ont été élaborées dans les STIs, nous distinguons entre autres trois méthodes : l'arbre de décision, la recherche par chemin et la reconnaissance de plan (Haton & al., 1991).

2.8.1 L'arbre de décision

Cette méthode consiste à construire l'espace des processus de résolution de problèmes possibles sous forme d'un arbre dont les feuilles sont toutes les réponses imaginables. Cette technique est donc applicable dans le cas où seule l'étape finale est visible par le STI. Elle permet un diagnostic relativement rapide, surtout dans le cas des combinaisons d'erreurs puisque ces combinaisons sont calculées hors ligne. Cependant, l'explosion combinatoire de cette technique reste un inconvénient dans le cas où le diagnostiqueur détermine plusieurs chemins possibles.

2.8.2 La recherche de chemin

Cette méthode de diagnostic consiste à élaborer un algorithme qui permette de retrouver en ligne les étapes intermédiaires effectuées par l'élève, en d'autres termes le chemin que l'apprenant a emprunté pour construire sa réponse. L'algorithme se poursuit itérativement jusqu'à ce qu'une étape corresponde à la solution de l'apprenant ou jusqu'à ce que le problème soit retrouvé. Contrairement à la technique de diagnostic par arbre de décision, cet algorithme ne construit pas tous les chemins possibles qui aboutissent à toutes les réponses diagnostiquables par le STI.

2.8.3 La reconnaissance de plan

Cette méthode consiste à déterminer le plan qui sous-tend les actions effectuées par l'élève. Une fois déterminé, le plan permet d'inférer les étapes intermédiaires qui n'ont pas été observées. En d'autres termes, il s'agit de réaliser l'opération réciproque de la planification. Cette technique de diagnostic est plus efficace que celle dite par recherche de chemin lorsqu'il manque beaucoup d'étapes mentales entre deux étapes observées, puisqu'elle permet de retrouver les étapes possibles en se basant sur les buts intermédiaires que l'élève a dû se fixer.

2.9 Problèmes des systèmes diagnostiques

Cependant, on peut constater qu'il existe un certain nombre de problèmes récurrents qui se posent à certains systèmes tutoriels. Tout d'abord il existe très peu de systèmes qui dépassent le simple stade du prototype, quand ce n'est pas celui de maquette. Ensuite, les performances de ces systèmes ne sont pas satisfaisantes. Nous pouvons décrire les problèmes de ces tutoriels de la manière suivante (Sleeman & Brown, 1982; Sleeman & al., 1989; Self, 1992, 1993, Paquette, 1997; Dimitrova & al., 2000; Nakano & al., 2002) :

1. le diagnostic dans ces systèmes porte avant tout sur la détermination de *comment* fait l'apprenant et non sur *pourquoi* il le fait. Il reste au niveau des erreurs de surface. Ce mode de diagnostic invite à des interventions du type compléter et corriger, alors qu'un diagnostic plus profond des causes des erreurs pourrait conduire à d'autres modes d'interventions;
2. le niveau d'intervention dans ces systèmes, suite à une erreur commise par l'apprenant est souvent situé à un mauvais niveau de détail, le système supposant trop ou pas assez de connaissance de l'apprenant;
3. trop peu de ces systèmes qui sont capables de représenter efficacement les conceptualisations des apprenants qui leur permettraient de diagnostiquer efficacement leurs "bugs" sur cette base;
4. la plupart de ces systèmes d'évaluation ont été réalisés à partir de l'intuition du concepteur et non pas à partir d'une théorie cognitive explicite d'enseignement. En effet, sans modèle cognitif, nous ne pouvons avancer aucune hypothèse pour expliquer pourquoi un apprenant ne parvient pas à réaliser correctement une tâche d'apprentissage;
5. l'interactivité usager-système est encore trop restrictive, limitant l'expressivité de l'apprenant et par contrecoup limitant les capacités de diagnostic du système;
6. les systèmes tutoriels de diagnostic ne répondent pas encore aux attentes. Parmi les raisons qui expliquent cela, on peut retenir la difficulté d'adapter le raisonnement-expert au raisonnement des novices et aussi la difficulté du transfert, c'est-à-dire la généralisation à d'autres matières d'un processus de diagnostic élaboré pour une matière donnée.

Devant cette problématique, et pour résoudre ces problèmes, il est indispensable de concevoir et de construire un véritable système tutoriel intelligent, efficace, utilisable, utile pour l'enseignement et qui a pour but de diagnostiquer de façon plus précise les erreurs des apprenants et d'en trouver des causes.

D'où notre intérêt pour l'exploration du domaine de l'intelligence artificielle et de proposer une nouvelle approche de diagnostic afin de fournir un véritable outil à l'enseignant soucieux de mieux diagnostiquer les erreurs de ses élèves et de mieux cerner les connaissances et habiletés vraiment acquises par ses élèves sans y consacrer tout son temps et toutes ses énergies.

2.10 Conclusion

Nous venons de présenter les résultats obtenus en modélisation de l'apprenant. Ces résultats montrent que la plupart des systèmes existants sont construits pour un domaine particulier. En conséquence, ils ne sont pas utilisables pour d'autres domaines d'enseignement que ceux pour lesquels ils ont été construits. Or, l'accent doit être mis sur la formalisation des résultats si l'on veut obtenir un système de modélisation dont les capacités soient clairement délimitées et dont les résultats soient facilement comparables, contrairement à la plupart des systèmes proposés.

Lors de cet exposé, nous avons présenté une décomposition du problème de l'élaboration d'un STI en distinguant trois points complémentaires : celui de la détermination du contenu du modèle de l'apprenant, du choix d'une technique de représentation de la connaissance et de la conception des processus d'élaboration dynamique du modèle de l'apprenant.

Lors de la conception de notre modèle, nous tenons compte des aspects précédents. Notre modèle de l'apprenant ne décrit que les informations sur l'état cognitif de l'apprenant. Ces renseignements doivent dépeindre aussi bien les connaissances de l'élève que ses lacunes et ses erreurs, c'est-à-dire les mal-règles qu'il utilise. Ces connaissances doivent être décrites quel que soit le type de connaissance considéré dans le tutoriel intégrant notre système : procédural ou conceptuel. Aussi ces deux types de connaissance doivent-ils être contenus dans le modèle de l'apprenant. La technique de représentation de la connaissance utilisée dans notre système est celle à base de règles. L'explosion combinatoire des erreurs est un des problèmes que nous devons considérer puisque nous cherchons à élaborer un diagnostiqueur dynamique, donc les techniques de diagnostic les plus pertinentes de notre point de vue est celles dites, par traçage de modèle et réseaux bayésiens. La première aide à savoir ce qui se passe dans la tête de l'apprenant et à extraire des informations précises et utiles pour le module pédagogique. La seconde aide à prédire les erreurs de l'apprenant, de plus, elle permet de prendre en compte un grand nombre d'erreurs sans craindre l'explosion combinatoire. C'est une technique originale et est une des rares utilisables en ligne pour des

domaines relativement complexes. Ces deux techniques seront l'objet de la partie suivante de ce travail.

3. MÉTHODOLOGIE DE RECHERCHE

3.1 Introduction

Les méthodes de diagnostic utilisées dans les systèmes tutoriels intelligents actuels diffèrent suivant le type de représentation de la connaissance qui est utilisé dans ces systèmes.

Comme, nous avons le souci de construire un modèle de l'apprenant pour obtenir une interaction adaptative entre l'environnement d'apprentissage et l'apprenant, nous proposons une nouvelle approche pour réaliser cet objectif. En effet, notre approche se base sur deux techniques différentes, une pour le diagnostic des erreurs de l'apprenant et l'autre pour sa modélisation. La première, dite par traçage de modèle d'Anderson, nous aide à savoir ce qui se passe dans la tête de l'apprenant et à extraire des informations précises et utiles pour le module pédagogique. La seconde, dite modèle de réseaux bayésiens, nous aide à prédire les erreurs de l'apprenant, de plus, elle permet de prendre en compte un grand nombre d'erreurs sans craindre l'explosion combinatoire. C'est une technique originale et est une des rares utilisables en ligne pour des domaines relativement complexes.

Dans les sections suivantes nous présentons ces deux techniques ainsi que leur implémentation dans notre système.

3.2 Méthodes de diagnostic

3.2.1 Nécessité d'une théorie cognitive

Pour comprendre les difficultés d'apprentissage et, sur cette base, pouvoir mettre en œuvre des actions efficaces, il est indispensable de disposer d'un modèle du fonctionnement cognitif (Anderson, 1990; Arroyo & al., 1999; Young, 2001). Ce modèle doit offrir un cadre conceptuel qui permet d'expliquer le développement de la pensée et l'acquisition des connaissances. Il cherche à comprendre aussi les modalités de traitement de l'information qui se déroulent dans le cerveau humain entre le stimulus et la réponse. Il peut être une source importante d'informations sur les aptitudes, les connaissances et les lacunes propres à chaque apprenant.

Les modèles théoriques qui satisfont ces contraintes sont rares. Selon plusieurs chercheurs (Tardif, 1992; Brusilovsky, 1998; MacLaren & Koedinger, 2002), la théorie ACT (ACT* ou ACT-R) d'Anderson est une des seules théories cognitives qui soient applicables pour l'évaluation diagnostique en milieu scolaire. Nous appliquerons cette théorie comme modèle de diagnostic dans notre système tutoriel intelligent, plus précisément nous utiliserons « le traçage de modèle » (Anderson & al., 1986, 1987, 1995) de cette théorie

pour diagnostiquer les erreurs de l'apprenant en tenant compte des limites adressées à ce modèle (Mayers, 1997).

3.2.2 Théorie ACT d'Anderson

La théorie ACT a été développée par John Anderson et son équipe au début des années 80 puis progressivement affinée jusqu'à ce jour. ACT sont les initiales de *Adapative Control of Thought* (Contrôle Adaptatif de la Pensée). La version la plus connue de la théorie ACT est l'ACT*, présentée en 1983 dans « *The architecture of cognition* ». Une version plus récente ACT-R (Anderson, 1993, 1996). Nous nous référerons ici à sa version initiale ACT. Le modèle d'Anderson est bâti autour d'une théorie de la cognition fondée sur des hypothèses quant à l'organisation et à l'acquisition d'habiletés cognitives complexes (Mayers, 1997). Les hypothèses fondamentales de ce modèle sont les suivantes (Anderson, 1986) :

- les fonctions cognitives peuvent être représentées par des règles de production;
- le mécanisme d'apprentissage se réduit à la transformation de la connaissance déclarative enseignée en une connaissance procédurale par l'exécution des tâches;
- les modalités d'intervention en cas d'erreur;

3.2.2.1 Règles de production dans la théorie ACT

Dans la théorie ACT d'Anderson, les fonctions cognitives sont représentées par un ensemble de règles de production. Ces règles constituent le modèle idéal de la façon dont un élève doit résoudre divers problèmes. Si on y ajoute des règles représentant les façons correctes ou incorrectes pour cet élève d'arriver à des solutions de ces problèmes différentes de celle du modèle idéal, on obtient le *modèle de performance*.

3.2.2.2 Traçage de modèle dans ACT

La méthode de diagnostic dite par *traçage de modèle* (Model Tracing) a été mise au point par Anderson et son équipe lors de l'élaboration des systèmes basés sur la théorie ACT. L'idée de base de ce modèle consiste à utiliser le *modèle de performance* pour suivre l'état de la solution d'un élève à l'intérieure d'une tâche et à utiliser le *modèle d'apprentissage* pour déterminer l'état des connaissances d'un élève au fur et à mesure qu'il accomplit les différentes tâches (Ritter, 1997). Chaque nouvelle tâche est choisie par le tuteur en fonction des connaissances diagnostiquées comme faibles ou absentes dans les connaissances de l'élève.

Dans son traçage de modèle, Anderson utilise deux modèles de contrôle : un premier modèle, *modèle de performance*, fournit une information en temps réel sur les états

cognitifs de l'élève pendant que ce dernier résout un problème. Le tuteur est donc capable d'intervenir durant le processus de résolution parce qu'il connaît les différents états à travers lesquels passe l'élève durant ce processus. Un deuxième modèle, *modèle d'apprentissage*, est utilisé pour déduire l'état des connaissances de l'élève à partir de sa capacité à résoudre des problèmes. Cet état des connaissances, global par opposition à l'état dans l'espace problème¹ en cours, peut être utilisé pour mieux interpréter le comportement de l'élève et surtout pour choisir le problème les plus susceptibles d'optimiser son apprentissage.

3.2.2.3 Modalités d'intervention en cas d'erreur

Rétroaction immédiate

La théorie ACT, version 1983, suggère qu'une rétroaction n'est efficace qu'en autant qu'elle est immédiate. Selon Anderson, il est plus facile pour l'élève d'analyser le cheminement mental qui l'a conduit à une erreur et d'effectuer la correction appropriée si cette erreur est toute fraîche au moment de la rétroaction. La rétroaction immédiate rend donc le tutorat plus facile, parce qu'on peut toujours retracer où en est exactement l'élève. Elle facilite aussi l'analyse des données, du fait qu'on peut segmenter les actions de l'élève en morceaux dont chacun est associable à une règle de production, si chaque règle de production implique une action de la part de l'élève. La rétroaction rend également l'apprentissage plus efficace, parce qu'elle empêche l'élève de perdre trop de temps à errer dans de fausses pistes. Elle réduit enfin les risques de frustrations associées à une recherche infructueuse.

Cependant, la rétroaction immédiate n'est pas toujours celle qui favorise le plus l'apprentissage. En effet, plusieurs problèmes sont causés par l'utilisation de la rétroaction immédiate. Il y a d'abord le danger que cette rétroaction fournisse une réponse toute faite à l'élève plutôt que d'inciter ce dernier à penser ou à calculer la bonne réponse. Il semble en effet important, sur le plan de l'apprentissage, que l'élève passe à travers un processus cognitif qui génère la bonne réponse, et non qu'il la copie à partir de la rétroaction fournie. Il y a aussi le problème des erreurs qu'un élève pourrait lui-même corriger, si on lui en laissant seulement le temps. Une telle autocorrection est évidemment préférable quand elle survient spontanément plutôt qu'à la suite d'une rétroaction. Un autre problème touche la motivation des élèves pour accomplir des tâches. En effet, si les novices s'accommodent bien d'une rétroaction immédiate, il semble qu'il en soit autrement des élèves plus expérimentés pour lesquels les messages d'erreur peuvent devenir superflus ou irritants.

¹ L'espace-problème (Newell & Simon, 1972) est une construction mentale composée d'un ensemble d'états et d'opérateurs permettant de passer d'un état à un autre (ce sont les règles de production). Un problème est défini par la donnée d'un état initial et d'un état final. Une solution est alors un chemin dans cet espace entre les deux états déterminé par une suite d'opérateurs.

Enfin, et surtout, Anderson explique qu'il est parfois difficile d'identifier la raison pour laquelle une réponse d'élève est erronée. C'est qu'au moment où une erreur est détectée, le contexte n'est pas toujours suffisamment large pour identifier toute la dimension de cette erreur.

Il y a plusieurs façon de remédier à ces problèmes. D'ailleurs, Anderson (1986) lui-même a souligné que rien dans la méthodologie du traçage de modèle n'imposait l'utilisation d'une rétroaction immédiate. Parmi les solutions envisagées, il y a celle d'une rétroaction seulement après une réponse complète d'un élève, permettant ainsi à ce dernier de se corriger lui-même. Cette solution se rapproche de celle adoptée dans le système PROUST (Johnson & Soloway, 1985), dans lequel le diagnostic est fourni à l'élève à la suite d'une solution complète et non pas à partir d'une solution partielle. On a aussi étudié (Lewis & Anderson, 1985) la possibilité d'adapter le moment de la rétroaction à l'expérience de l'élève : moins l'élève a d'expérience, plus l'intervention est rapide. Une autre solution, proposée cette fois par Corbett, Anderson et Patterson (1988), consiste à laisser le contrôle de la rétroaction à l'élève. De fait, au lieu de fournir immédiatement au tuteur les caractères dès qu'ils sont tapés, le système les envoie tout simplement dans une mémoire-tampon et ne les soumet au tuteur qu'au moment où l'élève le désire.

Dans notre système, nous utilisons une nouvelle stratégie d'intervention celle qui combine les avantages de la rétroaction immédiate d'Anderson et ceux de la rétroaction après une réponse complète de l'apprenant.

3.2.3 Conclusion

La théorie ACT d'Anderson est une des rares théories cognitives à fournir un cadre général permettant de comprendre la construction de l'ensemble des apprentissages. Elle est également une des seules théories à avoir fait l'objet d'applications systématiques dans le contexte scolaire. La théorie ACT s'est révélée particulièrement robuste et efficace lorsqu'elle a été mise à l'épreuve de la réalité scolaire au travers de tutoriels d'apprentissage de l'algèbre, de la géométrie et du programmation (Brusilovsky, 1998). Cette théorie apparaît également très prometteuse pour l'élaboration d'outils d'évaluation diagnostique.

3.3 Modélisation de l'apprenant à l'aide des réseaux bayésiens

3.3.1 Introduction

La modélisation de l'apprenant nécessite une gestion attentive des incertitudes car elle est fondée sur un recueil de données par principe incertaines (comme par exemple, la difficulté de trouver des données objectives) et incomplètes (comme par exemple, la difficulté d'avoir des données au bon moment). C'est l'un des problèmes majeurs d'une telle modélisation que

de réussir à contourner, à dépasser ces difficultés. À ce titre, les réseaux bayésiens offrent une méthode de modélisation tout à fait adaptée (Zapata_rivera, 2000; Bunt, 2002). Cette méthode s'appuie nécessairement sur des connaissances incomplètes, incertaines et imprécises pour stocker et exploiter de façon lisible et rigoureuse les connaissances génériques et spécifiques que l'on peut avoir sur l'association entre les actions et les connaissances des apprenants de façon probabiliste.

Dans cette section, nous commençons par une définition d'un réseau bayésien. Ensuite, nous présentons notre méthodologie de modélisation de l'apprenant en utilisant les réseaux bayésiens. Enfin, nous concluons cette section en montrant comment utiliser les réseaux bayésiens pour faire un diagnostic efficace.

3.3.2 Définition générale d'un réseau bayésien

Un réseau bayésien, (Jensen, 1996 ; Edwards, 2000; Murphy, 2001), est un modèle graphique dans lequel les connaissances sont représentées sous forme de variable. Chaque variable est un nœud du graphe et prend ses valeurs dans un ensemble discret ou continu. Les arcs dirigés représentent un lien de dépendance directe (la plupart du temps il s'agit de causalité). Ainsi un arc allant de X à Y exprimera le fait que Y dépend directement de X. L'absence d'arc ne renseigne alors que sur la non-existence d'une dépendance directe. Les paramètres expriment le poids donné à ces relations et sont les probabilités conditionnelles des variables sachant leurs parents (exemple: $p(Y|X)$) ou les probabilités *a priori* si la variable n'a pas de parents.

Les orientations des arcs prennent ainsi une valeur sémantique précise : $X \rightarrow Y$ s'interprète alors comme une règle « X est cause de Y ».

D'une manière générale, on utilise les réseaux bayésiens pour calculer les différentes sortes de probabilités : marginale (probabilité qu'une variable prenne telle valeur), jointe (probabilité qu'une série de variables prennent telle série de valeurs), conditionnelle (probabilité qu'une variable prenne telle valeur, sachant la valeur d'une autre variable).

3.3.3 Méthodologie de modélisation de l'apprenant

L'une des difficultés de la modélisation de l'apprenant réside dans le fait qu'on ne peut observer directement ce qu'il connaît ou ne connaît pas, mais seulement l'estimer de manière très imparfaite à travers ses actes; de même, au seul examen de ses actions, on ne peut savoir avec certitude le but qu'il cherche à accomplir (VenLehn & Niu, 2001). C'est pour tenter de gérer ce type d'incertitudes que nous utiliserons les réseaux bayésiens (De Rosis & al., 2001; VenLehn, 2001).

Notre méthodologie de modélisation de l'apprenant à partir de réseaux bayésiens, est basée sur quatre modules. Ces modules ne se distinguent que par les questions que l'on pose au

réseau bayésien, et la construction du réseau ne dépend absolument pas de ce que l'on compte en faire. Ainsi, le même réseau pourra être utilisé pour prédire le comportement d'un apprenant ou pour reconnaître les buts qu'il poursuit, seules les questions qu'on lui posera seront différentes. Nous allons présenter dans la suite, très brièvement, ces modules.

3.3.3.1 Évaluation des connaissances

Pour évaluer le niveau de connaissance d'un apprenant dans les systèmes classiques, comme par exemple les systèmes experts, un expert confrontera toutes les informations qu'il a sur ce dernier à ses propres connaissances, et inférera à partir de là ce que l'apprenant semble connaître (Jameson, 1996). Mais cette tâche n'est pas évidente surtout, lorsque les informations ne sont pas précises ou incomplètes. Dans ces conditions, l'utilisation des réseaux bayésiens pour inférer les connaissances d'un apprenant est judicieuse. En effet, tout d'abord, les réseaux bayésiens permettent d'évaluer les connaissances en présence d'informations incomplètes en utilisant des probabilités *a priori*, c'est-à-dire les probabilités qu'un apprenant connaisse telle ou telle procédure. Ensuite, les connaissances d'un apprenant sont inférées principalement à partir des actions qu'il réalise. De plus, le mécanisme de propagation d'informations des réseaux bayésiens permet d'actualiser l'évaluation des connaissances après chaque action de l'apprenant. Enfin, le réseau peut prendre en compte le fait que les informations qui lui sont transmises sont bruitées.

3.3.3.2 Reconnaissance de plan

La reconnaissance de plan consiste à inférer des informations sur l'apprenant en se fondant sur l'observation de ses actions. Cette observation est interprétée comme l'arrivée de nouvelles informations, le mécanisme d'inférence du réseau bayésien pourra déterminer, non seulement, le but recherché par l'apprenant mais aussi ses intentions, de prédire ou d'anticiper les actions possibles à venir, et de détecter les obstacles pouvant entraver la réalisation de ce but. Cette activité sera modélisée en s'appuyant sur le fonctionnement cognitif de l'apprenant. À chaque instant, les connaissances, les croyances et les intentions d'un apprenant forment son « état mental ». (Johnson, 1986; Jensen, 1996; Pynadath & Wellman, 1995; Albrecht & al., 1997).

3.3.3.3 Prédiction

Les réseaux bayésiens sont particulièrement bien adaptés pour faire de la prédiction. Dans un réseau bayésien, il est en effet relativement aisé de déterminer la prochaine action la plus probable, connaissant la dernière action effectuée. Cette technique est utilisée dans le système ANDES (Conati & al., 1997, 2002) dédié à l'apprentissage de la physique newtonienne.

3.3.3.4 Diagnostic

Le diagnostic est sans doute le processus le plus compliqué dans un système tutoriel intelligent puisque, sans compter les difficultés inhérentes du processus d'inférence, il implique le traitement d'information qui est dans beaucoup de cas incertaine et/ou imprécise (Millán & Luis, 2002). Dans ces conditions, les réseaux bayésiens sont plus adaptés pour faire un diagnostic avec exactitude et efficacité. En effet, et à l'aide des réseaux bayésiens, on peut déterminer très facilement les causes plausibles des conséquences des actions ($A_1, A_2, \dots, A_i, \dots, A_n$) d'un apprenant qui accomplit une tâche. De plus, les réseaux peuvent aussi nous aider à déterminer la probabilité que l'apprenant a effectué l'action A_i .

3.4 Notre approche de diagnostic

Comme il a été mentionné précédemment, notre approche de diagnostic est la combinaison de la théorie ACT d'Anderson et des RB. Sur la base de cette combinaison originale, nous allons construire un véritable système tutoriel intelligent de diagnostic, efficace et plus adéquat. Nous expliquons dans la suite comment nous allons procéder pour réaliser cette combinaison.

3.4.1 Comment peut-on utiliser la théorie ACT ?

3.4.1.1 Implantation du Traçage de Modèle

La tâche la plus importante pour implanter le Traçage de Modèle est la création des règles de production nécessaires au Traçage. Cette tâche implique d'abord l'identification des connaissances que l'apprenant devra acquérir.

Une des sous-tâches impliquées est l'élaboration d'un ensemble de mal-règles dans le modèle de l'apprenant. C'est grâce à ces règles qu'il sera possible d'identifier les erreurs rencontrées. Ces règles constituent les connaissances du tuteur.

Dans le cas de notre système, nous avons identifié les connaissances relatives aux règles et de mal-règles à partir des approches développées par VanLehn (1990), Brown & Burton (1982) et d'autres chercheurs.

3.4.1.2 Structure d'une règle dans notre système

Chaque règle du système est essentiellement composée d'une tâche et d'un ensemble de sous-tâches correspondant à la décomposition de cette tâche à un certain niveau. Elle comprend :

- une identification de la règle : elle peut porter un numéro spécifique pour vérifier d'une part sa présence dans la base de connaissances, d'autre part pour la déclencher au besoin;

- une tâche à exécuter par application de la règle identifiée, afin de résoudre un problème donné;
- des sous-tâches correspondant à la décomposition de cette tâche pour faciliter la vérification du cheminement possible que pourrait emprunter un apprenant pour résoudre un problème;
- la possibilité d'identifier le niveau de complexité de la tâche, i.e., elle sert à limiter le champ de recherche lors du processus d'analyse et de diagnostic;
- la connaissance d'une procédure à laquelle une règle doit se référer. Elle permet au système de choisir la tâche qui lui est proposée en tenant compte des connaissances requises pour solutionner les différents problèmes possibles;
- les messages d'explication, d'analyse et de diagnostic associés à son déclenchement contiennent les connaissances qui permettent de générer les messages appropriés étant donné les comportements manifestés par l'élève.

La règle numéro 100, par exemple, peut être décrite comme suit (problème d'arithmétique):

SI *la tâche à exécuter est de traiter la colonne1
et qu'il n'y a pas encore de résultat pour la colonne1
et que chiffre1 est supérieur ou égal à chiffre2*

ALORS *faire la différence entre chiffre1 et chiffre2
écrire cette différence dans la colonne1*

Pour que les connaissances dans notre système puissent servir à analyser la solution soumise par un apprenant, il faut que ces connaissances représentent les étapes de résolution que pourrait adopter un apprenant accomplissant ces tâches. Le système ne vise pas simplement à générer une solution correcte au problème posé, mais plutôt à générer un grand nombre de cheminements possibles vers cette solution, cheminements que pourrait emprunter un apprenant en train de résoudre le même problème. Cependant, il reste à savoir dans quelle mesure les cheminements empruntés par un apprenant utilisant le système seront détectés et, par conséquent, pourront faire l'objet d'un diagnostic fiable. La figure1 nous montre comment nous concevons le Traçage de Modèle.

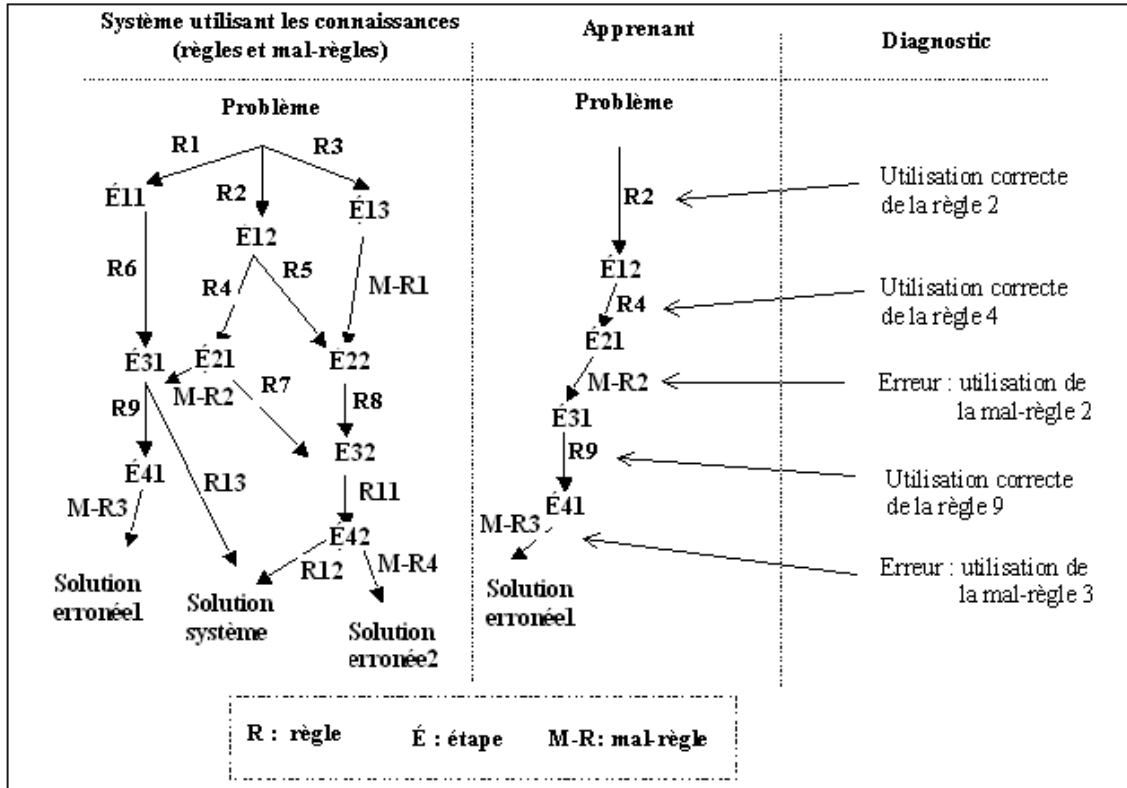


Figure 1 : Diagnostic par traçage de modèle

Il faut noter que la description de la connaissance en terme de règles s'applique aussi aux connaissances correctes. Cette nécessité a abouti à une base de règles très grande.

3.4.1.3 Construction de la base de règles

La base de connaissances de notre système comportera un ensemble de règles structurées hiérarchiquement en fonction du but explicite de chacune. D'autres règles spécifiques concernant le domaine choisi seront ajoutées.

L'incorporation de règles générales pertinentes et la formulation adéquate de ces règles permettront à notre système de réagir dynamiquement dans une situation d'apprentissage donnée. Les types de règles du système sont les suivantes :

- les règles qui correspondent aux étapes de résolution qu'utiliserait un apprenant pour résoudre un problème;
- les règles qui permettent de suivre le cheminement de l'apprenant pendant le processus de résolution;
- les règles qui permettent au système d'intervenir auprès de l'apprenant pour l'aider ou le guider en cas d'erreurs;
- les règles qui définissent les différents types d'erreurs;
- ...

Ces règles de productions ont les particularités suivantes :

- elles sont autonomes : chacune contient à la fois la connaissance et les conditions dans lesquelles elle est utilisable;
- elles sont indépendantes les unes des autres : chacune renferme une connaissance limitée mais complète et ne réfère explicitement à aucune autre;
- elles sont modulaires dans le sens où on peut à tout moment ajouter, supprimer ou modifier une règle sans modifier les autres règles.

Il faut noter que ces règles seront utilisées dans le cadre d'une structure de buts explicite. De fait, chaque règle se réfère explicitement à un but dans le système. Cette structuration a d'ailleurs un important effet sur le système :

- elle permet au système de situer des messages et des dialogues explicatifs en fonction d'un but clair et précis;
- elle facilite également la décomposition d'une étape, nécessaire pour résoudre un problème, en une hiérarchie explicite de tâches et de sous-tâches;
- elle permet enfin de regrouper toutes les règles partageant un même but en une classe de règles ou en une unité de connaissances.

3.4.1.4 Structure du système

Le système contient de deux types de modules : un module principal et un autre module utilitaire. Le module principal sera constitué de plusieurs unités de connaissances ou classes de règles (au sens d'Anderson : une unité de connaissances regroupe toutes les règles partageant un même but (Anderson, 1983). Chaque unité peut ainsi comprendre au moins deux types de règles :

- les règles qui seront utilisées pour activer correctement une unité comme, par exemple, les règles utilisées pour obtenir la solution du système aux problèmes posés;
- les mal-règles utilisées pour interpréter le comportement d'un apprenant qui commet une erreur en essayant de résoudre un problème.

Ce module, utilisé pour les processus d'analyse et de diagnostic, sera exécuté par le système sans intervention ou demande de l'apprenant.

Le module utilitaire est composé de deux unités de connaissances qui ne sont pas forcément liées. Il sera exécuté sur demande de l'apprenant.

- **Unité 1** : cette unité sera utilisée pour fournir aléatoirement des problèmes en utilisant le générateur de nombres aléatoires, c'est-à-dire qu'elle propose des problèmes en choisissant aléatoirement les données. Cette unité est appelée par l'unité 2 lorsque l'apprenant demande au système de lui fournir un problème.

- **Unité 2** : c'est une unité d'aide. Elle sera appelée par d'autres unités dans le cas où l'apprenant a besoin de l'aide, par exemple s'il veut connaître l'analyse ou le diagnostic de ses erreurs. Cependant l'apprenant sera invité à résoudre certains problèmes tests, fourni par le système, et qui sont liés à sa conception erronée. Le système peut déduire les causes de l'erreur sans fournir d'autres problèmes. Selon les réponses de l'apprenant, le système peut prédire quelle conception erronée l'élève manifeste.

3.4.2 Comment peut-on utiliser les réseaux bayésiens ?

3.4.2.1 Structure du réseau

La construction du réseau bayésien nécessite une base de données. Cette base sera modélisée sous forme de graphe caractérisant les dépendances conditionnelles des différentes variables (Martin & Van Lehn, 1995).

Comme nous l'avons mentionné auparavant, nous avons une base de règles pour construire notre réseau bayésien. L'exemple suivant nous montre comment nous allons déterminer les nœuds du graphe.

Considérant un cas simple où un apprenant veut exécuter une action, donc il a besoin d'appliquer une règle de production pour arriver à son but. Il peut y avoir plusieurs règles pour réaliser ce but. Notre réseau bayésien dans ce cas peut être représenté par plusieurs nœuds, à savoir, les nœuds de règles (l'apprenant connaît une règle du modèle de l'élève) et le nœud d'action (l'apprenant a effectué une action particulière) (figure 2).

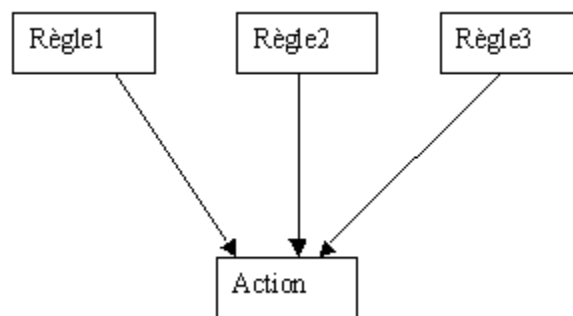


Figure 2 : exemple simple d'un réseau bayésien

Une fois le graphe est construit, il reste à remplir les tableaux de probabilités conditionnelles.

3.4.2.2 Acquisition des probabilités

Comme nous l'avons signalé dans la sous-section 3.2.2.1, le traçage de modèle d'Anderson utilise le *modèle de performance* pour tracer le *modèle d'apprentissage*. Ce modèle aboutit

à un autre modèle plus intéressant nommé *traçage de connaissances* (Anderson & al., 1995). Ce dernier consiste à mettre en œuvre un ensemble d'hypothèses sur la façon dont l'état de connaissances d'un élève change en fonction de son comportement pendant qu'il résout un problème. Pour ce faire, on assigne d'abord à chaque règle une probabilité initiale que l'élève à appliquer correctement cette règle. Cette probabilité évolue de manière différente pour chaque élève en fonction de la performance manifestée au cours de son apprentissage.

Nous utilisons ce modèle de la façon suivante :

- Pour chaque règle de production, notre système établit :
 - une probabilité que la connaissance déclarative pertinente est acquise;
 - une probabilité que, si cette connaissance n'est pas acquise à la première tentative, elle le sera à la suivante;
 - une probabilité que l'élève manifestera le bon comportement alors qu'il ne maîtrise pas la connaissance;
 - une probabilité que l'élève affichera un comportement erroné alors qu'il possède la connaissance.
- Ensuite, nous utilisons des procédures d'estimation bayésiennes pour inférer de la performance de l'élève déclenchant une règle particulière une probabilité que ce dernier connaisse effectivement cette règle.
- Ces probabilités de départ sont présentées comme des moyens, mais pour éviter les écarts entre les règles de production (en cas d'essai fructueux ou infructueux), nous adoptons, pour les fins de la mise à l'essai de notre système la formule suivante (Conati & al., 2002) :
 - PI : probabilité initiale (que l'élève va correctement appliquer une règle)
 - NP : nouvelle probabilité calculée après une certaine performance
 - $NP = PI + 0.5*(1-PI)$ si l'essai est fructueux
 - $NP = \text{Max} ((PI-0.2), 0.8*PI)$ si l'essai est infructueux
 - Il faudra réévaluer cette formule à la suite de la mise à l'essai du système.

3.4.2.3 Exemple d'un réseau bayésien

Nous présentons dans cette sous-section un exemple concret d'un réseau bayésien dans le domaine d'arithmétique cognitive. Cet exemple repose sur la reconnaissance de plan d'un apprenant.

Rappelons que, la reconnaissance de plan consiste à inférer des informations sur l'apprenant en se basant sur l'observation de ses actions. Le mécanisme d'inférence du réseau bayésien pourra déterminer, non seulement, le but recherché par l'apprenant mais aussi ses intentions, de prédire ou d'anticiper les actions possibles à venir, et de détecter les obstacles pouvant entraver la réalisation de ce but.

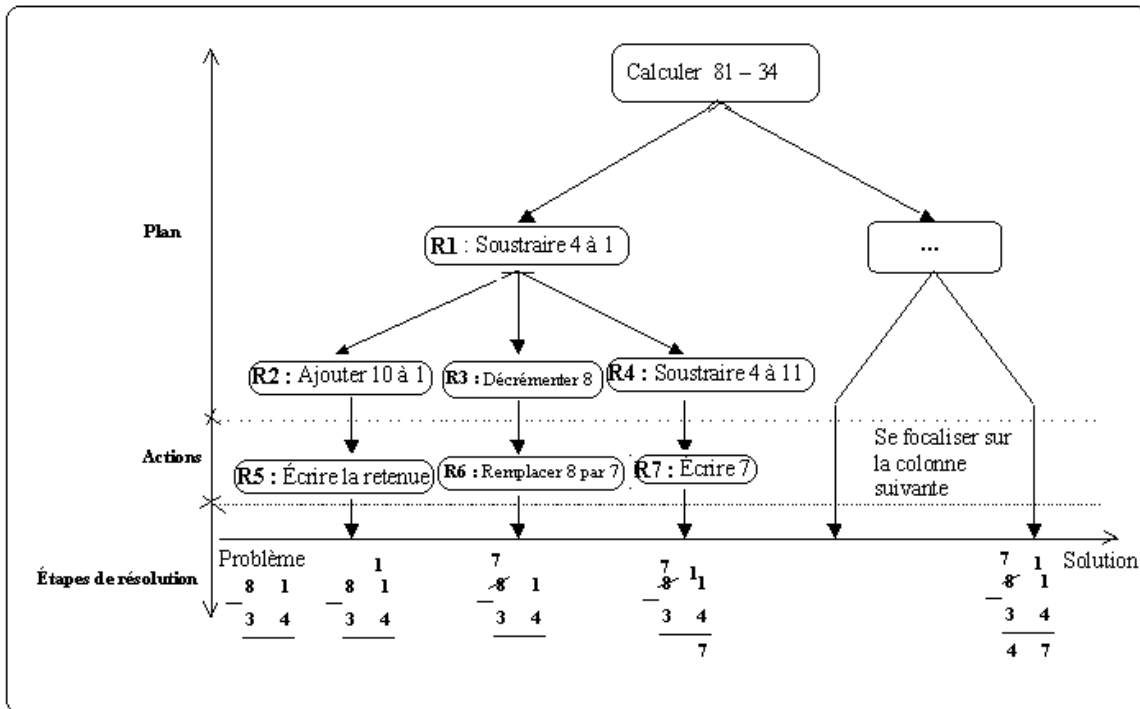


Figure 3 : exemple d'un réseau bayésien

3.5 Caractéristiques du système

Le système qui découlera de cette recherche est un système tutoriel intelligent qui a pour but de faciliter l'apprentissage en s'appuyant sur diagnostic des erreurs de l'apprenant. Les diverses caractéristiques ergonomiques que nous viserons pour notre système, pour être à la fois compréhensible et facile à utiliser, sont les suivantes :

1. le système sera facile à apprendre. En effet, le dialogue avec l'apprenant sera simple à suivre et sans ambiguïté pour répondre à des questions ou accomplir une tâche précise;
2. le système laissera le plus de contrôle possible à l'apprenant. En effet, il est plus facile pour ce dernier d'ordonner ses activités en fonction de sa compréhension lorsqu'il aura ce contrôle. Le système n'interviendra qu'au besoin pour le conseiller. De cette façon, l'apprenant sera amené graduellement vers l'apprentissage des différentes composantes de sa tâche;
3. le système sera transparent. Il rendra visible les tâches demandées ou effectuées. En effet, les tâches du système ou de l'apprenant seront proposées de la façon la plus évidente et apparente possible. L'apprenant, pourra même voir ce qui se passera au fur et à mesure qu'il répondra à une tâche particulière;

4. le système sera facile à utiliser. Divers aides seront introduites pour guider l'apprenant dans l'exécution des tâches, ce qui l'aidera à comprendre le fonctionnement du système. À cet égard, chaque tâche possèdera des fonctions d'aide, de vérification, d'arrêt d'exécution;
5. le système ne visera pas seulement à générer une solution correcte au problème posé, mais aussi à générer les cheminements possibles vers cette solution. Pour cela, les connaissances du système représenteront les différentes étapes de résolution que pourrait adopter un utilisateur accomplissant ces tâches.
6. le système sera capable de suivre le raisonnement de l'apprenant pendant le processus de résolution d'un problème. Ceci implique de rendre explicite la stratégie de contrôle de la démarche ainsi que la trace de l'apprenant. Le système pourra aussi justifier à l'apprenant ses étapes intermédiaires de calcul ou de raisonnement.

3.6 Justification du domaine d'application

Malgré que notre méthode de diagnostic qui se veut générique, quelques choix particuliers s'imposent pour valider cette approche. Nous présentons dans la suite les justifications du domaine d'application que nous avons choisi.

Arithmétique cognitive²

Les recherches sur les types d'erreurs en arithmétique ainsi que leur classification ont bénéficié de plus d'attention de la part des nombreux chercheurs que celles effectuées dans d'autres domaines de mathématiques (Rojas & al., 2002; Beal al., 2000). La recherche bibliographique que nous avons effectuée, nous a donné un nombre considérable de documents traitant des erreurs arithmétiques, notamment en soustraction, parmi les plus récentes publications (Bundy, 2001, 2002; Dimitrova al., 2000; Hirashima & al., 2000; Nakano & al., 2000; SiteWeb, 2002, Arroyo, 2000, Arroyo & al., 2000, Anandeeep, 1995).

Il y a plusieurs raisons qui expliquent cet intérêt pour l'arithmétique, parmi lesquelles, nous pouvons retenir les suivantes:

1. le domaine de l'arithmétique se prête un peu plus difficile à l'étude des principes généraux de l'apprentissage et de l'enseignement et fournit une fenêtre sur les transformations cognitives chez l'enfant (De Corte & al., 1991);

² L'arithmétique cognitive est un modèle de résolution des problèmes arithmétiques par modèles mentaux. (Lebiere & Anderson, 1998; Geary, 1999; Ashcraft, 2001)

2. parmi les principaux objectifs de l'enseignement fondamental demeure de nos jours celui de former des individus capables d'effectuer correctement les opérations arithmétiques de base. D'ailleurs, aux États-Unis d'Amérique, beaucoup d'instituteurs ou institutrices se comportent comme s'ils croyaient avoir pour seule mission, en enseignant les mathématiques, de développer l'aptitude au calcul arithmétique (Geary & al., 1997, 1999);
3. l'addition et la soustraction occupent une place primordiale dans les curriculums mathématiques. Plusieurs chercheurs ont confirmé que le champ conceptuel des structures additives, pour lequel l'addition et la soustraction des nombres naturels sont les exemples les plus élémentaires, est à la base d'une large portion de mathématiques et se développe sur une longue période de temps (Vergnaud, 1982; Bundy, 2001, 2002; Hirashima & al., 2000).
4. l'investigation des erreurs des élèves en arithmétique y est relativement compliquée par rapport aux autres domaines (Chiu & al., 1997).

D'ailleurs, on sait depuis longtemps que la résolution des problèmes de la soustraction écrite, soulève de nombreuses difficultés, et pour les apprenants et pour les enseignants (Cox, 1974, 1975; Engelhandt, 1979, 1982; Resnik, 1982, Ellerton, 1986). En revanche, l'intérêt porté à ce genre de difficultés se révèle beaucoup plus récent au chapitre des domaines techniques et constitue même une des « retombées » des recherches en intelligence artificielle. D'autre part le secteur dans lequel les obstacles et les difficultés d'apprentissage sont les plus ardues et les plus difficiles à éliminer est celui relatif à la compréhension du concept de la soustraction (Foss, 1987a; Brown & VanLehn, 1980, 1982; VanLehn, 1990, Hannessy, 1990).

3.7 Nature du projet

3.7.1 Objectif de recherche

En regard à ce que nous venons de voir dans les chapitres précédents, notamment les problèmes des systèmes tutoriels existants, notre objectif est de concevoir et de construire un véritable système tutoriel intelligent, efficace, utilisable, utile pour l'enseignement et qui a pour but de diagnostiquer de façon plus précise les erreurs des apprenants et d'en trouver des causes. Nous voulons offrir un outil d'évaluation qui pourrait faciliter la tâche de l'enseignant qui voudrait l'utiliser et lui permettrait de mieux appuyer ses apprenants dans leur démarche d'apprentissage.

3.7.2 Type de recherche

Il faut noter que notre recherche est de type développement. Ce type de recherche porte sur la manière dont le produit élaboré apporte une solution (ou des solutions) aux problèmes définis au départ.

3.7.3 Originalité du projet

Cette démarche est originale à plusieurs égards.

- Proposition d'une approche originale de diagnostic.
- La conception du notre système tutoriel s'appuie à la fois sur un modèle de connaissances capable de générer des problèmes et d'analyser et de diagnostiquer ceux que lui soumettent des apprenants et à la fois sur un modèle d'apprentissage, à savoir, le traçage de modèle de ACT* d'Anderson.
- La stratégie tutorielle est centrée sur le volet diagnostic plutôt que sur l'analyse comme le cas de plusieurs systèmes présents. Cet accent sur le diagnostic impose une nouvelle approche de diagnostic qui se distingue des approches existantes.
- Une nouvelle stratégie d'intervention est proposée celle qui combine les avantages de la rétroaction immédiate d'Anderson et ceux de la rétroaction après une réponse complète de l'apprenant.
- Un autre aspect d'originalité, c'est que notre système sera capable de générer des tests pour savoir exactement les causes des erreurs commises par un apprenant et de choisir à quel moment l'intervention est efficace.

4. MÉTHODE DE VALIDATION DU NOTRE MODÈLE

4.1 Introduction

Un système tutoriel intelligent est un produit qui exige une validation et un contrôle de qualité comme les autres types d'applications informatiques. Avant sa mise en service, il est donc indispensable d'effectuer un minimum de tests afin de déceler et de corriger les principales déficiences que le concepteur-réalisateur aurait pu ne pas remarquer : questions mal formulées, commentaires inadéquats,... Ces tests sont généralement effectués par des experts ayant déjà une expérience dans le domaine traité. Ces experts se distinguent des utilisateurs finaux dans le fait qu'ils participent à la conception du système. Leurs attitudes doivent être critiques par rapport au système : ils fournissent au concepteur, d'une part, l'ensemble des informations spécifiques au domaine traité et, d'autre part, un regard sur le système en cours d'élaboration.

Nous présentons dans ce chapitre la méthode qui sera utilisée pour valider notre modèle et vérifier que le système développé donnera les résultats attendus, notamment en ce qui a trait à la nature d'analyse d'erreur, aux modalités d'explication et la qualité du diagnostic proposé. Ainsi, nous exposons comment les données seront recueillies et analysées.

4.2 Méthode de validation de tuteurs intelligents

La préoccupation de valider notre modèle et de détecter de façon précoce les éventuels problèmes d'utilisation se traduit dans notre projet par une grande importance accordée à l'évaluation technique et pédagogique du système dès le début de notre travail. Ainsi, l'évaluation technique est un jugement sur les aspects techniques du système, comme la présentation des images d'écran, la facilité de son utilisation et les messages d'informations. L'évaluation pédagogique, quant à elle, est un jugement sur la valeur éducative du système, en tant qu'outil d'apprentissage.

Il existe plusieurs approches de validation du système tutoriel intelligent. Il y a, par exemple, celle utilisée par Anderson et son équipe (1989). Cette méthode consiste à faire d'abord plusieurs expérimentations du système afin d'identifier celles qui sont représentatives de son modèle. Ensuite, la qualité de performance du système est mesurée grâce à son interprétation correcte du comportement d'élèves. Enfin, on identifie, parmi les résultats obtenus lors de l'expérimentation du système, ceux qui établissent, dans certaine mesure, les résultats que des chercheurs sont en droit d'attendre quand ce modèle est appliqué.

Une autre approche proposée par Weiderman et al. (1987). Cette méthode a le privilège de reposer bien plus sur les activités de l'utilisateur, que sur l'outil à évaluer. Selon les auteurs, cette approche est expérimentale et comporte six phases distinctes :

- La première phase, consiste à définir les classes d'activités d'un utilisateur d'un tel système, à décomposer en activités ponctuelles et à distinguer les activités primaires et secondaires;
- La deuxième phase, consiste à établir les critères d'évaluation s'appliquant au système d'une part et à ceux reliés à chaque activité de l'utilisateur d'autre part;
- Sur la base des activités identifiées, des critères d'évaluation et des caractéristiques de système connu, la troisième phase consiste à élaborer des expériences à mener avec ce type de système;
- La quatrième phase suppose la traduction des expériences génériques élaborées au cours des phases précédentes en expériences spécifiques au système évalué. Dès cette phase, des données de l'évaluation sont recueillies;

- La cinquième phase est la conduite des expériences et la collecte des mesures et des réponses aux questions posées à la phase deux;
- La phase finale consiste à analyser les données brutes provenant des phases quatre et cinq.

Cette méthode d'évaluation repose bien plus sur les activités de l'utilisateur que sur l'outil à évaluer. En effet, les auteurs croient que l'utilisateur est aussi important que le processus de développement d'un système et la méthode d'évaluation doit en tenir compte.

Par ailleurs, les critères d'évaluation que les auteurs ont retenu, sont ceux liés aux questions suivantes :

- Comment les connaissances sont-elles exprimés?
- Par quel moyen le système explique-t-il son raisonnement?
- L'utilisateur contrôle-t-il le régime du moteur d'inférences?
- Quelles sont les difficultés que rencontre l'utilisateur?
- L'interface permet-elle à l'utilisateur de réaliser sa tâche correctement?
- Comment peut-on améliorer la présentation d'information sur son écran?

Avant d'exposer notre approche, nous soulignons que nous nous concentrons sur la validation du processus de diagnostic puisque notre apport à la science est là alors que les autres modules du tutoriel respectent l'approche classique.

4.3 Notre approche de validation

Nous signalons au départ que nous n'avons pas l'intention de suivre les approches précédentes intégralement, mais nous allons toutefois inspirer de ces approches dans la validation de notre système en conservant seulement les étapes que nous jugeons utiles à notre démarche.

En effet, d'abord, nous sommes aussi intéressés aux activités de l'apprenant parce qu'il s'agit de son futur outil de travail qui doit être le plus efficace possible dans l'aide qu'il devra lui apporter. Ensuite, nous allons appliquer les critères d'évaluation mentionnés ci-haut pour vérifier dans quelle mesure les objectifs attendus seront atteints, objectifs proposés lors de la conception du système. L'évaluation empirique ou l'expérimentation sera réalisée aussi pour les cueillettes de données. Enfin nous allons également utiliser la dernière phase pour analyser les résultats obtenus lors de l'expérimentation du système. Dans la suite, nous expliquons davantage notre démarche.

Tout d'abord, nous soumettrons le système à l'expérimentation avec des experts en la matière. Les experts disposeront d'un questionnaire et suivront en gros le même protocole que les utilisateurs finaux. Ils seront ensuite invités à donner leurs commentaires

verbalement et à répondre au questionnaire faisant une large place aux questions à développement (sur la base de notre méthodologie de recherche). Le but de validation est d'obtenir l'opinion des personnes qualifiées sur l'utilité et les possibilités de ce système. Elle servira principalement à apporter des correctifs ou modifications au système afin de rendre celui-ci plus fonctionnel, plus facile d'utilisation et plus performant, avant de l'insérer dans une situation d'apprentissage.

En produisant quelques erreurs volontaires, les experts tentent de savoir si le système est capable de :

- dépister les erreurs commises par l'apprenant;
- donner une analyse adéquate de ses erreurs et en fournir les causes réelles;
- assurer la plus grande efficacité de diagnostic;
- arriver aux mêmes conclusions que celles des experts humains.

En bref, il s'agit d'identifier les caractéristiques que devrait avoir le système, ainsi que l'ensemble des attributs relatifs à sa finalité et de vérifier aussi si les objectifs attendus ont été atteints.

4.4 Les aspects à valider du système

À travers cette expérimentation, tous les aspects du système seront testés :

- la valeur de son raisonnement;
- la qualité de l'interface avec l'utilisateur;
- la capacité de fournir des explications de son raisonnement;
- l'adéquation du moteur d'inférences;
- les points aveugles du système.

4.5 Choix des activités et des données à recueillir

4.5.1 Phase instruction

Durant cette phase d'instruction, qui doit précéder l'étape de validation, un bref exposé sera présenté oralement aux experts rappelant la structure du système, son mode de fonctionnement, les méthodes de contrôle, son interface et ses objectifs. Puis une démonstration sera aussi présentée. Une fois la phase d'instruction terminée, les experts seront invités à procéder de la même manière que lors de la démonstration.

4.5.2 Phase d'activités

Dans cette phase, l'objectif préliminaire est de déterminer les activités qui feront l'objet d'observation durant la validation ainsi que les données à recueillir lors de ces activités.

Pour encadrer cette démarche, les étapes des activités de la méthode mentionnée dans la section précédente seront appliquées.

Par ailleurs, les données recueillies lors de cette phase d'expérimentation du système seront fondées sur les deux modes de fonctionnement du système. Dans le premier mode, le système propose des problèmes aux experts qui doivent y répondre. Alors que suivant le second mode, le système laisse le choix aux experts d'entrer leur propre problème, mais le système contrôle les données.

Peu importe le mode choisi, dès qu'un problème est résolu par l'expert, le système émet des analyses, des diagnostics et intervient en conséquences :

- Si les réponses données par les experts sont correctes, le système les invite à entrer un nouveau problème;
- Si les réponses sont fausses, le système fournit les réponses justes et propose des analyses détaillées et des diagnostics appropriés aux erreurs commises par les experts.

En somme, nous demanderons aux experts de jouer le rôle des futurs apprenants et de faire fonctionner le système comme ceux-ci seront appelés à le faire, ce qui est essentiel pour juger de ce fonctionnement. Lors de cette expérimentation du système, les réactions de ces personnes seront observées et notées. Ensuite, les données seront recueillies et analysées.

4.6 Critères d'évaluations

Comme nous l'avons souligné dans la méthodologie utilisée, nous avons retenu un certain nombre de critères permettant d'évaluer le système, notamment :

- La conformité de son processus de raisonnement à celui des experts;
- Sa convivialité, sa facilité d'apprentissage et sa facilité d'utilisation;
- Sa qualité de la détection et du diagnostic des erreurs;
- Sa facilité d'intégration à la pratique de la classe;
- Sa rétroaction générale;
- Sa performance, temps d'exécution des opérations qu'il demande;
- Ses objectifs attendus.

Comme nous l'avons signalé auparavant, ce sont évidemment les experts qui sont les plus aptes à effectuer l'évaluation définitive du système.

Afin de recueillir leurs opinions, nous administrons un questionnaire immédiatement après la séance d'apprentissage. Ce questionnaire permet en particulier de connaître la perception des experts concernant l'utilité et la pertinence du système et offre une appréciation générale de ce dernier.

4.7 Analyse et interprétation des résultats

La validation auprès des experts en la matière nous permettra de faire ressortir les problèmes possibles au niveau de la conception et de l'implémentation du système. Donc, il est possible de regrouper les réponses et commentaires de ces experts sous deux grands thèmes, soit l'utilisation du système et l'information fournie par ce dernier. Ensuite, nous procéderons à l'analyse de ces données. De cette analyse, nous déduirons les modifications à apporter au système, et nous justifierons au besoin, les suggestions que nous ne retiendrons pas.

5. ÉTAT D'AVANCEMENT DES TRAVAUX

L'état d'avancement des travaux de notre recherche pour concevoir et élaborer le système s'avance de façon très satisfaisante. Plusieurs étapes sont achevées ou sur le point d'être terminées :

- Une base de données sur les différents types d'information concernant les stratégies de l'apprenants est déjà construite;
- Une classification de ces informations est faite aussi;
- L'implémentation d'une première version du système pour tester la faisabilité du projet est réalisée. Cette version est composée deux modules : un module système où le tuteur peut proposer un problème à l'apprenant s'il le désire et le module apprenant où ce dernier choisit lui-même son propre problème. Les résultats sont encourageants;
- Rédaction de la thèse : Bonne partie de la revue de littérature est complétée;
- Certaines publications sont en cours de préparation :
 - o l'utilisation des réseaux bayésiens pour prédire les erreurs de l'apprenant ;
 - o les méthodes formelles et la modélisation de l'apprenant : application de treillis de Galois au diagnostic des erreurs
 - o les réseaux neurones et modélisation de l'apprenant : application au diagnostic des erreurs de l'apprenant.

6. BIBLIOGRAPHIE

- Albrecht, D., Zukerman, I., Nicholson, A., Bud, A. (1997). Towards a bayesian model for keyhole plan recognition in large domains. *User Modeling : Proceedings of the Sixth International Conference, UM'97*, Jameson, A., Paris, C., et Tasso, C., éditeurs, Springer.
- Anderson, J. R. (1983). *The Architecture of cognition*. Harvard University Press, Cambridge, Mass.
- Anderson, J.R. (1989). A theory of origins of Human Knowledge. *Artificial Intelligence*, 40 , 313-351.
- Anderson J.R., Boyle C. F, Corbett A.T & Lewis, M. (1990). Cognitive Modelling and Intelligent Tutoring. *Artificial Intelligence*, vol. 42, pp. 7-49.
- Anderson, J.R. (1993). *Rules of the mind*. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum.
- Anderson, J.R. (1996). ACT. A simple theory of complex cognition. *American Psychologist*, 51, 355-365.
- Arroyo. I. (2000). Animalwatch: an arithmetic ITS for elementary and middle school students. "Learning Algebra with the Computer" Workshop. Fifth International Conference on Intelligent Tutoring Systems. Montreal, Canada.
- Bailin, A. (1995). Errors, possible errors, and parsers. In F. L. Borchardt & E. Johnson (Eds), *Proceedings of the 1995 annual symposium: Computers and collaborative learning* (pp. 15). Durham, NC: CALICO.
- Barr, A., Feigenbaum, E.A. (1981). *The handbook of artificial intelligence*. New-York: Addison-Wesley, Vol.1 chap. 3.
- Beal, C., Woolf, B., Beck, J., Arroyo, I., Schultz, K. and Hart, D. (2000). Gaining Confidence in Mathematics: Instructional Technology for Girls. In the of *Proceedings of International Conference on Mathematics/Science Education and Technology*. pp. 57-64.
- Beck, J., Stern, M. and Haugsjaa, E. (1996). *Applications of AI in Education*. ACM Crossroads.
- Beller, S., & Hoppe, H. U. (1993). Deductive error reconstruction and classification in a logic programming framework. In P. Brna, S. Ohlsson, & H. Pain (Eds.), *Proceedings of the World Conference on Artificial Intelligence in Education* (pp. 433-440). Charlottesville: Association for the Advancement of Computing in Education.
- Brecht, B.J., MacCalla, G.I., Greer, J.E. & Jones M. (1989). Planning the Content of Instruction. *Actes de Artificial Intelligence and Education (AI&Ed)*, pp. 32-41.
- Brna, P. (2000). *Representation and Modeling in Learning Systems: Diagnosis and Assessment*. CBL, Leeds University. Course, Lecture 9.

- Brown, J., and Burton, R. (1978). Diagnostic models for procedural bugs in basic mathematical skills. *Cognitive Science* 2: 155--192.
- Brown, J. S. & VanLehn, K. (1982). Towards a generative theory of bugs. In C.P. Carpenter, J.M. Moser and T.A. Romberg (Eds.) *Addition and Subtraction : a cognitive perspective*. Hillsdale, NJ: Erlbaum, p. 117-135.
- Bruillard, E. (1997). *Les machines à enseigner*. Éditions Hermès, Paris, 320p.
- Brusilovsky, P. (1998). ACT-R Electronic Bookshelf : An adaptive system to support learning ACT-R on the Web. In: *Proceedings of The 3rd World Conference of the WWW, Internet, and Intranet, WebNet'98, Orlando, FL, November 7-12, AACE*, pp. 92-97.
- Bundy A., (2001). *Diagnosing Arithmetic Errors using Algorithmic Debugging*, Blue Book Note 1396, Edinburgh.
- Bundy, A. (2002). *Adapting Shapiro's Algorithmic Debugging Technique to Diagnose Student's Faulty Arithmetic Procedures*. <http://www.dcs.ed.ac.uk/teaching/cs4/projects/>
- Bunt, A. and Conati C. (2002). *Assessing Effective Exploration in Open Learning Environments Using Bayesian Networks* . In *Proceedings of ITS 2002, 6th International Conference on Intelligent Tutoring Systems, Biarritz, France*.
- Burton, R.R. (1982). Diagnosing bugs in a simple procedural skill. In Sleeman, D.H. and Brown, J.S. (Eds.) *Intelligent Tutoring Systems*. Academic Press, London. 157183.
- Chanier, T., Pengelly, M., Twidale, M., & Self, J. (1992). Conceptual modeling in error analysis in computer-assisted language learning systems. In M. L. Swartz & M. Yazdani (Eds), *Intelligent tutoring systems for foreign language learning: The bridge to international communication* (pp. 125-150). Berlin: Springer Verlag.
- Charnay, R. (1986). *L'erreur dans l'enseignement des mathématiques*. INRP. *Rencontres pédagogiques* , 12, p. 9-32.
- Conati, C., Gertner, A., VanLehn, K., Drudzel, M. J., (1997). On-line student modeling for coached problem solving using bayesian networks. *User Modeling : Proceedings of the Sixth International Conference, UM'97, Jameson, A., Paris, C., et Tasso, C., éditeurs, Vienna, New York. Springer*.
- Conati C., Gertner A. and VanLehn K. (2002). *Using Bayesian Networks to Manage Uncertainty in Student Modeling* . To appear in: *Journal of User Modeling and User-Adapted Interaction*, vol. 12(4), Winner of the 2002 James Chen Annual Award for Best UMUAI Paper.
- Corbett, A. T., Anderson, J.R. & Patterson, E.J. (1988). Problem compilation and tutoring flexibility in the LISP Tutor. In *Proc. Of the first International Conference on Intelligent Tutoring Systems*, p 423-429. Université de Montréal, Montréal.

- Cox, L.S. (1974). Analysis, classification and frequency of systematic error computational patterns in the Add., Sub., Mult. Et div. In vertical Algorithm for Grades 2-6 Special Education classes. Kansas University, Research in Education., 9, p. 180-191.
- Davis, R.B. (1984). Learning Mathematics: The Cognitive Science Approach to Mathematics Education. London: Croom-Helm.
- De Corte, E., Verschaffel, L., & Schrooten, H. (1991). Computer simulation as a tool in studying teacher's cognitive activities during error diagnosis in arithmetic. In P. Goodyear (Ed.), Teaching knowledge and intelligent tutoring (pp. 367-378). Norwood, NJ: Ablex. (91/9).
- De Rosis, F., Covino, E., Falcone, R., and Castelfranchi, C.. (2001). Bayesian Cognitive Diagnosis in Believable Multiagent Systems. International Belief Revision NMR7 Workshop, Trento, Italy. Also in "Frontiers of Belief Revision", M.A. Williams, H. Rott (eds.), Kluwer Academic Press.
- Dimitrova, V., Self, J.A. and Brna, P. (2000). Involving the Learner in Diagnosis – Potentials and Problems, tutorial to be presented at Web Information Technologies: Research, Education and Commerce, Montpellier, France, 2-5 May.
- Edwards, D. (2000). Introduction to Graphical Modelling. 2nd ed. Springer-Verlag.
- Ellerton, N. F. (1986). Children's made up mathematics problems: A new perspective on talented mathematicians Educational Studies in Mathematics, 17, pp261-271.
- Engelhardt, J. M. (1982). Using Computational errors in diagnostic teaching. Arithmetic Teacher vol. 5, 4, April, p. 16-19.
- Enright, E. B. (1983). Tester manuel for ENRIGHTTM Diagnostic Inventory of basic Arithmetic Skills. Curriculum Associates, INT.
- Geary, D.C., Hamson, C.O., Chen, G., Liu, F., Hoard, M.K., & Salthouse, T.A. (1997). Computational and reasoning abilities in arithmetic: Cross-generational change in China and the United States. Psychonomic Bulletin and Review, 4, 425-430.
- Giroire H., Le Calvez F., Duma J., Tisseau G., and Urtasun M. (2002). Targeted Detection: Application to Error Detection in a Pedagogical System. S.A. Cerri, G. Gouardères, and F. Paraguaçu (Eds.): ITS 2002, LNCS 2363, pp. 998–1008. Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- Goldstein I.P., (1982). The genetic graph : a representation for the evaluation of procedural knowledge. Intelligent Tutoring Systems, D.Sleeman et J.S.Brown (eds), Academic Press, New York, 1982, p. 51-78.
- Haton J.P, Bouzid N., Charpillet F., Haton M., Léasri B., Léasri H., Marquis P., Mondot T. & Napoli A. (1991). Le raisonnement en intelligence artificielle. Modèles, techniques et architectures pour les systèmes à bases de connaissances. InterEditions.

Hirashima, T., Nakano, A. and Takeuchi, A. (2000). A Diagnosis Function of Arithmetical Word Problems for Learning by Problem Posing Proc of PRICAI2000, pp745-755.

Hoppe, H., U. (1994). Deductive error diagnosis and inductive error generalization for intelligent tutoring systems.. Journal Artificial Intelligence in Education, vol. 5, pp. 27-49.

Holt, P., Dubs, Jones, M., and Greer, J. (1993). The State of Student Modelling. In J. Greer & G. McCalla (Eds.) Student Modelling: Key to Individualized Instruction NATO Conference on Student Modelling.

Jamson, A. (1996). Numerical uncertainty management in user and student modeling : An overview of systems and issues" User Modeling and User-Adapted Interaction, vol. 5, 1996, p. 193-251.

Jensen, F. (1996). An Introduction to Bayesian Networks, Springer-Verlag, North America.

Johnson, M.L. & Soloway, E. (1985). PROUST: An automatic debugger for Pascal programs. Byte, 10, 4, pp 179-190.

Johnson W.L. (1986). Intention-Based Diagnosis of Errors in Novice Programs. Los Altos, CA: Morgan Kaufmann.

Kass, R. (1987). The Role of User Modelling in Intelligent Tutoring System. Rapport technique, Moore School, Université de Pennsylvanie.

Lewis, M.W & Anderson, J.R. (1985). Discrimination of operator schemata in problem solving: learning from examples. Cognitive psychology, 17, pp 26-65.

MacLaren B. and Koedinger K. (2002). When and Why Does Mastery Learning Work: Instructional Experiments with ACT-R "SimStudents". S.A. Cerri, G. Gouardères, and F. Paraguaçu (Eds.): ITS 2002, LNCS 2363, pp. 355–366. Springer-Verlag Berlin Heidelberg.

Martin, J., VanLehn, K. (1995). A Bayesian approach to cognitive assessment. Cognitively Diagnostic Assessment, 1995, Nichols, P., Chipman, S., et Brennan, R. L., éditeurs, Hillsdale, NJ. LEA.

Mayers, A. (1997). Miace : Une architecture théorique et computationnelle de la cognition humaine pour étudier l'apprentissage. Université de Montréal.

Millán, E and LUIS, J. R. (2002). A Bayesian Diagnostic Algorithm for Student Modeling and its Evaluation. User Modeling and User-Adapted Interaction 12: 281-330, Kluwer Academic Publishers. Printed in the Netherlands.

Murphy, K. (2002). Learning Markov Processes. To appear in The Encyclopedia of Cognitive Science L. Nadel et al. (eds), Nature Macmillan.

Nakano A. T.Hirashima A.Takeuchi. (2000) A Learning Environment for Problem posing in Simple Arithmetical Word Problem. Proc of ICCE2000 pp. 91-98.

- Nicolson, R. I. (1988). The SUMMIT intelligent arithmetic tutor. In the fifth International Conference on Technology and Education CEP Consultants, Ltd, vol. 1, pp. 348-351, 1988.
- Newell A., Simon, H.A. (1972) Human Problem Solving. Prentice Hall, Englewood Cliffs, N.J.
- O'Shea, T. et Self, J. (1983). Learning and teaching with computers. Artificial Intelligence in Education Harvester Press.
- Ohlsson, S. (1992). Constraint-Based Student Modelling. Artificial Intelligence in Education (AIED), vol. 3, 4, pp. 429-447.
- Paiva A. & John A. (1994). A Learner Model Reason Maintenance System. Actes de European Conference on Artificial Intelligence (ECAI), pp. 193-196.
- Paquette, G. (1997). Les environnements d'apprentissage intelligents. Note de cours, Télé-université, Montréal.
- Radatz, H. (1980). Students Errors in the mathematics learning process : a survey. For the learning of mathematics, vol. 1, 1, pp.17-20.
- Ritter, S. (1997). PAT Online: A Model-tracing tutor on the World-wide Web. In Brusilovsky, P., Nakabayashi, K. & Ritter, S. (Eds.) Proceedings of Workshop "Intelligent Educational Systems on the World Wide Web" at AI-ED'97, 8th World Conference on Artificial Intelligence in Education, Kobe, Japan: ISIR, pp. 11-17.
- Roberts, G. H. (1968). The failure strategies of third grade arithmetic pupils. Arithmetic Teacher 15(5), pp. 442-446.
- Rojas S.A., Ramírez J., and Romero, O. (2002). "Intelligent tutoring system for Mathematics using an evolutionary student model", Proceedings of the second IASTED conference on Artificial Intelligence and Applications, Málaga, España, Septiembre.
- Self, A. (1988). Bypassing the Intractable Problem of Student Modelling. Intelligent Tutoring Systems: At the crossroads of AI and Education. – C. Frasson and G. Gauthier.
- Self, J. (1992). Cognitive Diagnosis for Tutoring Systems. 10th European Conference on Artificial Intelligence, ECAI92, pp. 699-703.
- Self, J. (1993). Model-based Cognitive Diagnosis. User Modeling and User-Adapted Interaction, 3, pp. 89-106.
- Self J. (1987). Students Models: What Use Are They? Actes de IFIP/TC3, pp. 73-85.
- Site Web. (2002). Common errors in written subtraction. Teaching and Learning about Whole Numbers. <http://online.edfac.unimelb.edu.au/485129/wnproj/subtract/errors.htm>
- Tardif, J. (1992) Pour un enseignement stratégique : l'apport de la psychologie cognitive. Éditions Logiques, Montréal.

- VanLehn, K. (1990). *Mind Bugs: The origins of procedural misconceptions*. Cambridge, MA: The MIT Press.
- VanLehn, K. (1983). The representation of procedures in repair theory. In H.P. Ginsberg, ed. *The Development of mathematical thinking*. Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- VanLehn K (1982). Bugs are not enough: Empirical studies of bugs, impasses and repairs in procedural skills. *Journal of Mathematical Behavior* 3, pp. 3-72.
- VanLehn K. (2001). *Olae: A Bayesian performance assessment for complex problem solving*. National Council on Measurement in Education, Seattle, WA.
- VanLehn, K. (1988). Toward a theory of impasse-driven learning. In H. Mandl & A. Lesgold (Eds.) *Learning Issues for Intelligent Tutoring Systems*, pp. 19-41. New York, NY: Springer.
- VanLehn, K., & Niu, Z. (2001). Bayesian student modeling, user interfaces and feedback: A sensitivity analysis. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 12, in press.
- VanLehn, K., Ball, W. & Kowalski, B. (1989). Non-LIFO execution of cognitive procedures. *Cognitive Science*, 13, pp. 415-465.
- Wenger, E. (1987). *Artificial Intelligence and Tutoring Systems*. Morgan Kaufman.
- Young, R. (2001). Production Systems in Cognitive Psychology. In N. J. Smelser & P. B. Baltes (eds.), *International Encyclopedia of the Social and Behavioral Sciences*. Pergamon, in press.