HAL
open science

Un modèle informatique pour la production de rétroactions épistémiques. L'exemple d'un environnement d'apprentissage en chirurgie

Dima Mufti-Alchawafa, Vanda Luengo, Lucile Vadcard

To cite this version:

Dima Mufti-Alchawafa, Vanda Luengo, Lucile Vadcard. Un modèle informatique pour la production de rétroactions épistémiques. L'exemple d'un environnement d'apprentissage en chirurgie. Jun 2007. hal-00161373

HAL Id: hal-00161373

https://hal.science/hal-00161373v1

Submitted on 10 Jul 2007

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

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

Un modèle informatique pour la production de rétroactions épistémiques. L'exemple d'un environnement d'apprentissage en chirurgie

Dima Mufti-Alchawafa, Vanda Luengo, Lucile Vadcard

LIG -Laboratoire d'Informatique de Grenoble
BP 53
38041 Grenoble cedex 9
{Dima.Mufti-Alchawafa, Vanda.Luengo, Lucile.Vadcard}@imag.fr

RÉSUMÉ. *Dans cet article nous présentons une méthode pour automatiser la prise de décision didactique dans le cadre des environnements informatiques pour l'apprentissage humain. Nous avons développé une application pour un environnement d'apprentissage en chirurgie orthopédique. Le modèle de décision didactique permet la production des rétroactions pertinentes par rapport à la connaissance de l'apprenant lors de la résolution d'un problème. Nous définissons la procédure de la prise de décision didactique en quatre étapes liées. D'abord, « la décision de la cible », qui permet de sélectionner la connaissance qui sera visée par la rétroaction. Ensuite, « la détermination de l'objectif », qui permet de définir le but de la rétroaction du point de vue de l'apprentissage. Puis, « le choix de la forme », qui permet de sélectionner la forme adaptée pour la rétroaction. Enfin, « la détermination du contenu », qui permet de formuler la rétroaction en fonction de sa forme, son objectif et sa cible.*

MOTS-CLÉS : *Modélisation de la prise de décision didactique, Analyse de décision, Théorie de l'utilité, Représentation de la connaissance, Réseaux Bayésiens, Diagramme d'Influence.*

1. Introduction

Notre recherche s'inscrit dans un projet de conception d'un environnement informatique pour l'apprentissage de la chirurgie orthopédique : TELEOS. L'apprentissage dans cet environnement est basé sur l'approche où l'apprenant construit ses connaissances en interagissant avec le système d'apprentissage. Nous considérons de ce fait, la connaissance comme un objet d'interaction dans l'environnement d'apprentissage. Ainsi, l'environnement favorise l'apprentissage en produisant des rétroactions épistémiques (liées à la connaissance). Dans notre environnement, la production des rétroactions est faite en fonction d'un diagnostic de la connaissance de l'apprenant pendant l'activité de résolution du problème.

Dans le cadre de la formation professionnelle (pilote de ligne, chirurgie,...), nous considérons que l'analyse de la résolution d'un problème proposée par l'apprenant, doit se faire par rapport à la cohérence de sa solution relativement au contexte du problème donné. Autrement dit, le diagnostic du degré d'acquisition d'une connaissance, est une détermination de la pertinence de la connaissance mobilisée par l'apprenant pour construire sa solution, et n'est pas uniquement une comparaison avec un ensemble de solutions possibles (solutions correctes ou similaires des solutions de l'expert). Cependant, la déduction des connaissances mobilisées par l'apprenant lors de la résolution de problèmes est de nature incertaine. En effet, le système ne peut pas savoir exactement quelles sont les connaissances mobilisées par l'apprenant, mais il peut les déduire à partir des actions, avec un certain degré d'incertitude. En conséquence, dans notre environnement, le diagnostic de la connaissance de l'apprenant est réalisé en appliquant l'inférence dans un réseau bayésien. Le réseau bayésien est une représentation de la connaissance qui permet d'intégrer la notion d'incertitude dans le modèle de l'apprenant [CONATI et al. 02].

Par ailleurs, la production des rétroactions dans certains ITS (Systèmes Tutoriels Intelligents) est une sélection de la prochaine action du système en se basant sur des informations concernant le modèle de l'apprenant (l'état de l'apprenant ou sa solution). Mayo et Metrovic [2001] ont étudié différentes applications d'ITS qui produisent des rétroactions selon les stratégies de PAS (Sélection de l'Action Pédagogique) en se basant sur un modèle de l'apprenant sous forme de Réseaux Bayésiens. Ainsi, ils ont défini trois approches générales des stratégies de la production de PAS : stratégies alternatives, stratégies basées sur le diagnostic, stratégies basées sur la théorie de la décision. Ces différentes stratégies sont proposées en utilisant un ensemble de solutions préalables du problème. Cependant, la relation entre le domaine de connaissance et la stratégie de PAS n'est identifiée dans aucune des approches proposées.

Dans le cadre de notre recherche, nous proposons une conception d'environnement d'apprentissage qui n'intègre pas de solutions a priori pour un problème donné ou de scénarios prédéfinis à propos de la résolution de problème. Ainsi nous ne nous basons pas sur une liste prédéfinie d'actions possibles pour

produire la rétroaction par PAS (Sélectionnant l'Action Pédagogique). Notre rétroaction est créée par une procédure de prise de décision didactique. Elle a une cible, un objectif, une forme et un contenu.

Dans cet article, nous introduirons d'abord l'environnement d'apprentissage avec nos considérations concernant la représentation de la connaissance et le diagnostic. Ensuite, nous présenterons les étapes de la procédure de prise de décision. Enfin, nous proposerons une discussion sur notre modèle et les travaux associés.

2. Cadre d'étude

Notre environnement est conçu pour favoriser l'apprentissage de la connaissance empirique en prenant en compte la connaissance déclarative [LUENGO et al. 06]. Les connaissances déclaratives représentent la partie de la connaissance chirurgicale décrite dans les cours, les livres, etc. Elles sont formalisées et consensuelles. Les connaissances empiriques représentent les connaissances mobilisées par le chirurgien lors de résolution d'un problème réel. Ce sont des connaissances en acte, qui interviennent dans la résolution de problèmes. Nous considérons que les outils informatiques d'apprentissage ne sont pas les mêmes pour les deux types de connaissance. Nous prenons donc en compte le type de la connaissance dans la définition du modèle de la prise de décision didactique.

Dans l'architecture interne de l'environnement il existe trois modèles qui traitent la connaissance. D'abord, un **modèle de connaissance** qui modélise la connaissance chirurgicale en situation de résolution de problèmes. Puis, un **modèle de diagnostic** qui récupère les traces des activités de l'apprenant sur l'interface du simulateur et déduit des hypothèses sur son état de connaissance à partir du modèle de la connaissance. Enfin, le **modèle de prise de décision** qui utilise les résultats du diagnostic pour déterminer la rétroaction la plus pertinente par rapport à l'état de connaissance de l'apprenant.

2.1. Le modèle de connaissance

Le modèle de connaissance est basé sur le modèle ck¢ [BALACHEFF 95]. Dans des travaux précédents [VADCARD & LUENGO 05], nous avons présenté l'application de ce modèle à la connaissance chirurgicale dans une situation de résolution de problème.

Dans notre modélisation nous représentons trois types d'éléments sélectionnés à partir du modèle ck¢ : *P*, problème à résoudre ; *R*, opérateur qui représente des règles pour la résolution de ce problème ; Σ, contrôle qui permet la validation d'une solution en fonction de l'opérateur et du problème associés. Par exemple, pour résoudre le problème Pa « déterminer une trajectoire pour une fracture de sacrum dans un os normal », il est nécessaire d'appliquer plusieurs opérateurs d'une manière valide, par exemple l'opérateur r_1 « le choix du point d'entrée ». Ainsi, pour valider les opérateurs, plusieurs éléments de contrôles sont identifiés, par exemple le

contrôle Σ_1 « si les repères cutanés tracés sont les projections du sacrum, alors le point d'entrée se situe dans le quadrant dorso-crânial ». Ce contrôle représente un des contrôles qui permet de valider l'opérateur r_1. En plus, l'évaluation de la cohérence d'utiliser un contrôle dépend du contexte du problème. Par exemple Σ_1 est valide pour un problème qui a comme variable « type de fracture » dont la valeur est « fracture de Sacrum », mais il est invalide pour un autre type de fracture. Autrement dit, dans notre modélisation nous représentons la connaissance sous forme d'éléments liés entre eux par des liens de dépendance et de causalité.

2.2. Le modèle de diagnostic de la connaissance

Le modèle de diagnostic est représenté sous forme d'un réseau bayésien et il permet de déduire l'état des éléments de connaissance. Le diagnostic est calculé en fonction, d'une part, du contexte du problème et d'autre part, des traces des actions de l'apprenant sur l'interface de l'environnement [VU MINH et al. 06].

Chaque élément de connaissance a trois états possibles représentant la manière dont il a été mobilisé au cours de la résolution du problème, à savoir : Mis_Jeu_Valide (MJV), Mis_Jeu_Invalide (MJIV) et Pas_Mis_Jeu (PMJ). Les résultats du diagnostic sont donc pour chaque élément une distribution probabiliste entre ces trois états.

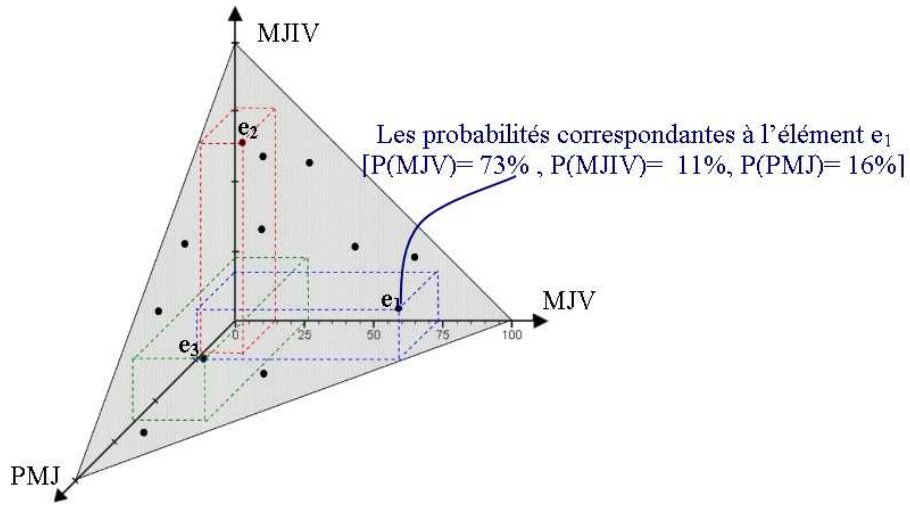

Figure 1. *L'espace des résultats du diagnostic.*

Ainsi, en fonction de ces trois états, le diagnostic permet de positionner l'élément de connaissance dans un espace tridimensionnel. La figure (1) montre un exemple des éléments diagnostiqués. Les résultats du diagnostic seront utilisés ensuite par le modèle de prise de décision que nous présentons maintenant.

3. Le modèle de prise de décision didactique

Comme évoqué préalablement, la prise de décision didactique cherche à favoriser la production de rétroactions pertinentes par rapport aux résultats du diagnostic des connaissances. Le modèle de prise de décision va prendre en compte des critères issus de l'analyse didactique pour produire une rétroaction épistémique (pertinente par rapport à l'état de connaissance), en quatre étapes (figure 2) :

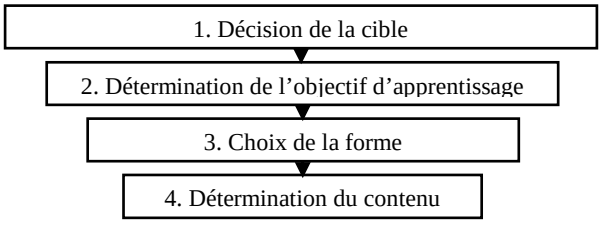

Figure 2. *La procédure de prise de décision pour la rétroaction épistémique.*

Ainsi, dans la première étape le système décide quel(s) élément(s) de connaissance sera(ont) ciblé(s) par la rétroaction. Puis, à partir de la connaissance ciblée, il détermine l'objectif d'apprentissage de la rétroaction. Ensuite, en fonction de la cible et de l'objectif, le système choisit une forme de rétroaction parmi les formes possibles dans l'environnement. Enfin, selon la forme choisie le système formule la rétroaction en définissant son contenu.

Par exemple, après la phase du diagnostic, lors de la résolution d'un problème *Pa*, le modèle de décision détermine : d'abord, que *la cible* de la rétroaction est la connaissance liée à « la prise en compte du type de la fracture pour la définition de la longueur de vis ». Ensuite, *l'objectif* de la rétroaction est de « vérifier l'état de connaissance de l'apprenant concernant cette cible ». Puis, *la forme* la plus pertinente par rapport à la cible et l'objectif est « l'envoi d'un autre problème à résoudre ». Enfin, *le contenu* est d'envoyer à l'apprenant un problème « Pb », puisque dans ce problème, la prise en compte du type de fracture pour déterminer la longueur de la vis est indispensable. Dans la suite de cet article, nous présenterons chaque étape de la procédure en détails.

3.1. La décision de la cible

Cette étape permet de choisir quel élément de connaissance sera visé par la rétroaction. Nous avons identifié, à partir de l'analyse didactique, les critères qui permettent de sélectionner la cible de la rétroaction. Ainsi, cette décision est influencée par l'état des éléments de connaissance mobilisés par l'apprenant (résultats du diagnostic). L'état de chaque élément est la validité de l'utilisation de cet élément lors de la résolution de problème. Par exemple, si P(MJV) est le plus élevé dans le vecteur de probabilités de l'élément e_1, cela signifie qu'il est fort probable que l'apprenant a mobilisé e_1 d'une manière valide. Autrement dit, le choix de la cible permet de sélectionner un élément dans l'espace tridimensionnel présenté

dans la figure (1). Si dans l'espace il y a des éléments qui ont les mêmes coordonnées, leurs caractéristiques, que nous détaillerons dans la suite, vont jouer un rôle pour affiner la sélection de la cible.

Nous représentons le choix de la cible avec un diagramme d'influence. Dans le domaine de l'analyse de décision, le diagramme d'influence permet la conception de modèle de décision [SKINNER 99]. Il est utilisé pour modéliser et calculer la prise de décision dans plusieurs applications, par exemple [HORVITZ et al. 03] ou [KABANZA et al. 06]. Ainsi, il représente une extension des Réseaux Bayésiens [NAÏM et al. 02]. Dans le diagramme d'influence, il existe trois types de nœuds : Décision, Utilité ainsi que les nœuds de causalité classiques des Réseaux Bayésiens. Le nœud d'utilité représente les critères de préférence pour le choix d'une action. Cette action fait partie d'une liste des actions possibles représentées dans le nœud de décision. Enfin, le choix est calculé en fonction des évènements incertains représentés par les nœuds de causalité.

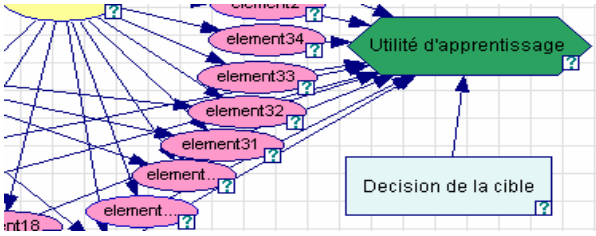

Figure 3. *Le diagramme d'influence pour le choix de la cible.*

Dans notre diagramme (figure 3) il y a des nœuds qui représentent les « éléments de connaissance », un nœud de « décision de la cible » et un nœud d'« utilité d'apprentissage ». La décision dans notre cas est de sélectionner un élément de connaissance parmi l'ensemble des éléments, le nœud de décision contient donc tous les éléments candidats pour être cible de la rétroaction.

Concernant le nœud d'utilité, nous avons défini une fonction d'utilité qui sera la base du calcul de l'utilité. Nous l'appelons « la fonction de l'utilité d'apprentissage » $Uapp(C_i, E)$; elle calcule l'utilité de choisir un élément de connaissance comme cible C_i de rétroaction en prenant en compte l'ensemble des éléments E.

3.1.1. La fonction de l'utilité d'apprentissage

Cette fonction permet d'initialiser le calcul a priori de l'utilité d'apprentissage pour le nœud d'utilité du diagramme d'influence. Les facteurs qui influencent le choix de la cible sont l'état de l'élément de connaissance et ses caractéristiques. L'état de l'élément est une distribution probabiliste de trois valeurs : « Mis_Jeu_valide », « Mis_Jeu_InValide », et « Pas_Mis_Jeu ». De plus, dans notre cadre d'étude, chaque élément de connaissance a trois caractéristiques :

– Le type de l'élément : représente le type de connaissance auquel cet élément est lié. Il peut avoir deux valeurs possibles « déclaratif » ou « empirique ».

– L'ordre de l'intervention de l'élément dans la résolution du problème.

– La nature de l'élément : représente le contexte de l'intervention de l'élément dans la résolution de problèmes. L'élément peut intervenir dans le cas « général » du processus de résolution, ou bien dans un certain cas « particulier ».

L'équation (1) représente notre fonction de l'utilité d'apprentissage. Dans cette fonction, l'utilité de choisir un élément comme cible C_i de la rétroaction est la somme des utilités correspondantes à chaque facteur influençant ce choix pondérées par des variables : α, β, γ, et δ, que nous appelons « les variables de priorité ».

$$U_{app}(c_i, E) = \alpha \cdot U_{Etat}(c_i, E) + \beta \cdot U_{Type}(c_i) + \gamma \cdot U_{order}(c_i) + \delta \cdot U_{nature}(c_i) \qquad [1]$$

Les facteurs n'influencent pas le choix de la même manière, ils n'ont donc pas le même poids. *Les variables de priorité* permettent de définir leurs poids, et ainsi de s'adapter aux choix pédagogiques et didactiques faits par les experts du domaine et les didacticiens.

L'utilité U_{Etat} de choisir un élément comme cible C_i pour son état est défini dans l'équation (2). Elle est calculée en accumulant les utilités des couples d'éléments (c_i , e_j) ; pour tous les éléments e_j dans l'ensemble *E*. Ainsi, l'utilité de l'état pour chaque couple $U_{Etat}(c_i , e_j)$ est paramétrée par l'expert dans un tableau à partir des hypothèses didactiques.

$$U_{Etat}(c_i, E) = \sum_{j=1}^{n} U_{Etat}(c_i, e_j) \qquad [2]$$

$U_{Etat}(c_i, e_j)$		e_j		
		Mis_Jeu_Invalide	Mis_Jeu_valide	Pas_Mis_Je
c_i	Mis_Jeu_Invalide	0	-2	-1
	Mis_Jeu_valide	2	1	0
	Pas_Mis_Jeu	1	-1	0

Tableau 1. *Un exemple des hypothèses didactiques pour le calcul de l'utilité d'état.*

Le tableau (1) représente un exemple de calcul de l'utilité pour les couples d'éléments (c_i , e_j). Dans ce tableau, par exemple, l'hypothèse didactique « il est plus utile de focaliser la rétroaction sur un élément utilisé par l'apprenant d'une manière invalide que de la focaliser sur un élément qu'il n'a pas mis en jeu » est représenté par : U_{Etat}(c_i = «Mis_Jeu_valide», e_j) ≥ U_{Etat}(c_i = «Pas_Mis_Jeu», e_j). Ce tableau permet donc d'identifier l'utilité (négative ou positive) de sélectionner c_i en tenant compte d'un autre élément e_j présent dans l'espace des résultats.

Dans l'équation (3), nous définissons l'utilité concernant le type de l'élément $U_{type.}$. Cette utilité correspond à l'hypothèse « il est plus important de focaliser la rétroaction sur un élément déclaratif que de la focaliser sur un élément empirique ».

Dans l'équation (4), nous définissons l'utilité concernant l'ordre de l'intervention de l'élément dans la résolution du problème U_{order}. Cette utilité est proposée à partir

de l'hypothèse « il est plus important de focaliser la rétroaction sur un élément qui intervient dans les premières étapes du processus de résolution que de la focaliser sur un élément qui intervient dans une étape ultérieure ». Nous prenons en compte la possibilité qu'un élément intervienne dans plusieurs étapes de la résolution.

Dans l'équation (5) nous définissons l'utilité concernant la nature de l'élément U_{nature}. Il correspond à l'hypothèse « il est plus important de focaliser la rétroaction sur un élément qui apparaît dans le contexte général du processus de la résolution de problème que de la focaliser sur un élément qui apparaît dans un cas particulier».

$$U_{Type}(c_i) = \begin{cases} 1\ ; & \text{si } c_i \text{ est déclaratif} \\ 0\ ; & \text{si } c_i \text{ est empirique} \end{cases} \qquad [3]$$

$$U_{order}(c_i) = \sum_{j=1}^{m} \frac{1}{O_j(c_i)} \qquad [4]$$

m : le nombre des étapes de résolution dans lesquelles c_i apparaît
Oj : le numéro de la position de l'étape de la résolution

$$U_{nature}(c_i) = \begin{cases} 1\ ; & \text{si } c_i \text{ est général} \\ 0\ ; & \text{si } c_i \text{ est particulier} \end{cases} \qquad [5]$$

Ainsi, nous avons défini un algorithme qui calcule la fonction de l'utilité d'apprentissage et permet d'initialiser le tableau intégré dans le nœud d'utilité de notre diagramme. L'inférence se fait donc à partir de l'utilité en prenant en compte les probabilités résultantes du diagnostic. En se basant sur la théorie de l'utilité, l'utilité estimée pour le choix d'un élément C_i comme cible de la rétroaction $EU(C_i)$ est la somme des utilités de l'apprentissage pondérées par la probabilité de chaque état résultant du diagnostic. L'équation (6) présente ce calcul ; *E* l'ensemble des éléments, j le nombre des états possibles pour chaque élément.

$$EU(c_i) = \sum_j P(E_j) \cdot U_{app}(c_i, E_j) \qquad [6]$$

La cible de la rétroaction est donc l'élément qui a l'utilité estimée la plus élevée. La figure (4) montre un exemple du calcul de l'utilité qui utilise les variables de priorité α =100, β = 10, γ = 1, et δ =0.1, et le tableau d'utilité d'état présenté dans le tableau (1). Sur le côté gauche nous voyons la liste des éléments avec leurs caractéristiques et leurs états (probabilités). Sur le côté droit, nous voyons pour chaque élément, l'utilité estimée qui est calculée avec la fonction d'utilité que nous proposons. Ainsi, nous remarquons dans le cas des éléments Sigma14 et Sigma8 que, bien qu'ils aient le même vecteur de probabilités, l'utilité estimée EU de sigma14 est inférieure à celle de sigma8 parce que sigma8 est un élément déclaratif, ce qui lui donne plus de poids (cela correspond aux hypothèses didactiques intégrées dans notre calcul). La cible dans cet exemple est sigma8, l'élément qui a l'utilité estimée la plus élevée. Nous avons développé l'interface de la figure (4) pour tester notre algorithme.

Le système peut obtenir plusieurs éléments qui ont la plus grande mesure d'utilité. Dans ce cas, la suite de la procédure sera appliquée à tous les éléments ciblés afin de produire plusieurs rétroactions pertinentes.

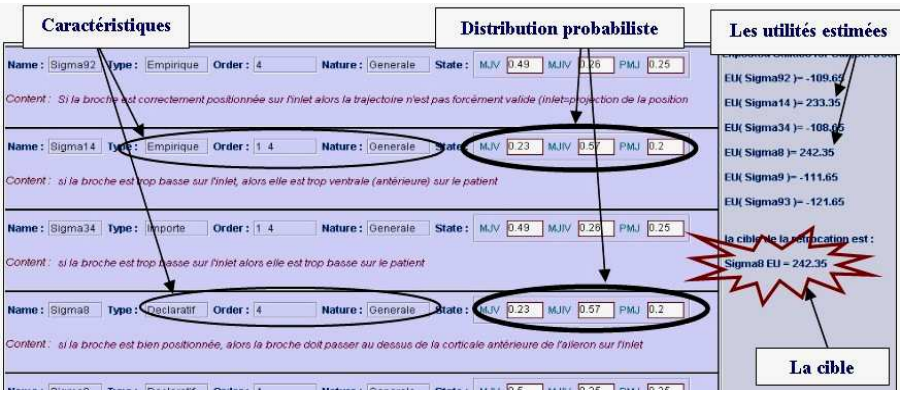

Figure 4. *Exemple de calcul de la cible.*

3.2. Détermination de l'objectif de la rétroaction

Une fois que le système a choisi la cible de la rétroaction il détermine l'objectif de la rétroaction. Ainsi, un élément ciblé qui avait une forte probabilité d'être Mis_Jeu_InValide ne produira pas la même rétroaction qu'un élément qui avait une forte probabilité d'être Mis_Jeu_Valide.

Nous avons défini ainsi un algorithme qui détermine l'objectif en appliquant une analyse sur l'état de l'élément ciblé avec un seuil de précision sur les probabilités. Autrement dit, avec un seuil de précision l'espace des résultats présenté dans la figure (1) sera segmenté et pour chaque zone le système définit un objectif de rétroaction. Cet objectif correspond donc à la zone dans laquelle l'élément ciblé se situe. La figure (5) présente un exemple d'une segmentation où l'objectif de rétroaction est de « vérifier » dans deux cas (zones) : le premier cas, où il n'y a pas assez de différence entre la probabilité MJV (Mis en Jeu Valide) et la probabilité MJIV (Mis en Jeu InValide). Si |P(MJV) – P(MJIV)| < 0.25 alors l'objectif = *« vérifier »*. Le deuxième cas, où la probabilité de PMJ (Pas Mis en Jeu) est forte. Si P(PMJ) – P(MJIV) > 0.25 et Si P(PMJ) – P(MJV) > 0.25 alors l'objectif = « vérifier ».

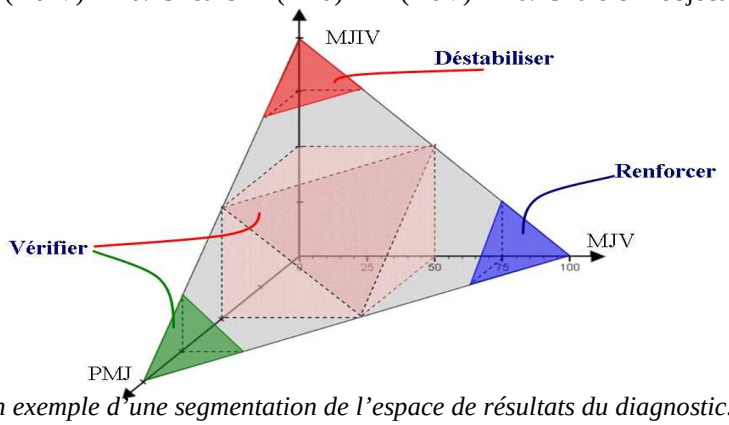

Figure 5. *Un exemple d'une segmentation de l'espace de résultats du diagnostic.*

Un objectif « vérifier » pour un élément cible C_i signifie que la rétroaction sera envoyée à l'apprenant afin de vérifier son état de connaissance concernant l'élément C_i. Dans l'exemple de la figure (5) nous montrons que d'autres objectifs peuvent être définis selon la zone où se trouve l'élément. Par exemple, l'objectif pour un élément qui a une forte probabilité « Mis_Jeu_InValide » est de « Déstabiliser ». L'objectif pour un élément qui a une forte probabilité « Mis_Jeu_Valide » est de « Renforcer ». En résumé, cette étape permet le passage des probabilités résultantes du diagnostic à des objectifs précis d'apprentissage. Nous tenons à préciser que les objectifs pour chaque zone ainsi que le seuil de précision sont paramétrables dans notre algorithme, en fonction des orientations pédagogiques et didactiques.

3.3. Le choix de la forme de la rétroaction

Dans cette étape, le système choisit la forme la plus pertinente de la rétroaction. Dans notre environnement, il existe trois formes d'interaction possibles : les cours en ligne, le simulateur, et la base des cas cliniques. Le choix de la forme sera calculé en fonction de l'objectif de la rétroaction ainsi que du type de l'élément cible. Le tableau (2) présente un exemple des hypothèses didactiques concernant ce choix. Ici aussi, les hypothèses didactiques sont paramétrables.

	Objectif1 : déstabiliser		**Objectif2 :** vérifier	
Type de la cible	*Déclaratif*	*Empirique*	*Déclaratif*	*Empirique*
Forme1 : Cours Web	*			
Forme2 : Cas clinique		*		
Forme3 : Simulateur		*	*	*

Tableau 2. *Un exemple des hypothèses didactiques pour le choix de la forme.*

3.4. La détermination du contenu de la rétroaction

Le contenu est fortement lié à la forme de rétroaction. Pour le cas de la forme « Cours Web », le contenu représente les liens vers les pages à consulter. Pour le « Cas clinique », il représente le cas à consulter et concernant le « Simulateur », il représente le problème à résoudre. Le calcul du contenu pour la rétroaction de la forme «Cours Web» est fait en envoyant des mots clés concernant les connaissances visées à un module de WEB sémantique. Ce module produit ensuite une liste des pages pertinentes par rapport au diagnostic [LUENGO & VADCARD 05].

Le calcul du contenu pour la rétroaction « cas clinique » et « simulateur » représente un instanciation des *variables didactiques* qui traitent des connaissances ciblées. En effet, les variables didactiques sont les caractéristiques du problème qui, si on les change, modifient la résolution de problème (par exemple « type de fracture »). Dans notre modèle de connaissance, les variables didactiques définissent le problème [LUENGO et al. 06]. Le choix d'un autre problème est calculé ainsi avec un algorithme d'inférence appliqué au Réseau Bayésien des connaissances du

domaine. L'inférence est appliquée en fonction de la cible et de l'objectif de la rétroaction.

4. Discussions et Conclusions

Nous avons présenté dans cet article une procédure de prise des décisions didactiques dans laquelle nous utilisons une stratégie basée sur la théorie de la décision. Comme nous l'avons évoqué dans l'introduction certains ITS utilisent la théorie de la décision pour décider la prochaine action du système. Cette stratégie de PAS (Sélection de l'Action Pédagogique) est utilisée par exemple dans le système CAPIT [MAYO & METROVIC 01] qui est un ITS pour l'apprentissage de la ponctuation et capitalisation en anglais, dans lequel le calcul de l'utilité estimée pour la prochaine action (ici le problème) est basé sur le nombre d'erreurs de l'apprenant. DTutor [MURRAY et al. 04] est un autre exemple qui utilise cette stratégie, il propose une architecture indépendante du domaine. Le calcul de l'utilité estimée dans DTutor est en fonction de plusieurs facteurs liés à l'apprenant (connaissance, morale, indépendance, et attention). DTutor a été appliqué dans deux systèmes : « Résolution de problème de calcul » et « Tutoriel de lecture pour les enfants ».

Dans notre cadre de recherche qui est « la formation professionnelle », nous nous appuyons sur l'apprentissage de la connaissance de nature empirique. Cela différencie notre problématique par rapport aux exemples des ITS cités ci-dessus qui traitent des connaissances de nature déclarative. Dans ces exemples pour chaque problème il y a des solutions prédéfinies ou correctes, contrairement à notre cadre de recherche. Aussi, dans notre approche, la stratégie basée sur la théorie de décision est essentielle mais elle n'est pas suffisante pour la production de la rétroaction. Nous utilisions cette stratégie pour le choix de la cible (et non pas la prochaine action) qui maximise l'utilité d'apprentissage. Pour cela, nous avons défini « la fonction de l'utilité d'apprentissage » qui permet de calculer la cible en fonction de l'état de connaissance de l'apprenant et des caractéristiques de la connaissance.

Dans la conception de notre modèle nous soulignons que nous avons choisi de rendre paramétrables les hypothèses didactiques, bien que cela entraîne un calcul plus compliqué. Cet aspect rend, d'une part, notre modèle plus générique, et permet, d'autre part, de valider le modèle du point de vue informatique sans avoir besoin de justifier les hypothèses didactiques. En outre, il donne plus de flexibilité aux experts (didacticiens) pour paramétrer ou modifier les hypothèses dans le modèle. Ce choix est particulièrement important dans le domaine médical, où les procédures évoluent assez rapidement au cours du temps.

Nous avons implémenté ce modèle dans un environnement pour l'apprentissage de la chirurgie orthopédique. Une première validation informatique a été réalisée, elle montre la possibilité de produire une décision à partir d'un diagnostic. Nous construisons actuellement une expérimentation avec laquelle nous pourrons valider auprès des experts (didacticiens et médecins formateurs) la pertinence des décisions prises par le modèle.

5. Références

[BALACHEFF 95] Balacheff, N., « Conception, propriété du système sujet/milieu », *Actes de la VIIème école d'été de didactique des mathématiques*, Noirfalise R., Perrin-Glorian M.-J. (Eds), Clermont-Ferrand : IREM de Clermont-Ferrand, 1995, p. 215-229.

[CONATI et al. 02] Conati, C., Gertner, A.S., VanLehn, K., «Using Bayesian Networks to Manage Uncertainty in Student Modeling ». *User Modeling and User-Adapted Interaction* 12, 2002, p.371-417.

[HORVITZ et al. 03] Horvitz, E., Kadie, C. M., Paek, T., Hovel, D., « Models of attention in computing and communication: from principles to applications ». *Commun. ACM* 46(3), 2003, p.52-59.

[KABANZA et al. 06] Kabanza, F., Bisson, G., Charneau, A., Jang, T.-S., « Implementing tutoring strategies into a patient simulator for clinical reasoning learning ». *Journal of Artificial Intelligence in Medicine (AIIM)*, 38(1), September 2006, p.79-96.

[LUENGO & VADCARD 05] Luengo, V., Vadcard, L., « Design of adaptive feedback in a web educational system ». *Workshop on Adaptive Systems for Web-Based Education: Tools and Reusability, In 12th International Conference on Artificial Intelligence in Education*, Amsterdam, 2005.

[LUENGO et al. 06] Luengo, V., Vadcard, L., Dubois, M., Mufti-Alchawafa, D., « TELEOS : de l'analyse de l'activité professionnelle à la formalisation des connaissances pour un environnement d'apprentissage », *In : IC 2006, 17éme journées francophones d'Ingénierie des connaissances*, 28-30 juin 2006, Nantes, France.

[MAYO & METROVIC 00] Mayo, M., Mitrovic, A., « Optimising ITS behaviour with bayesian networks and decision theory ». *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 12, 2001, p.124-153.

[MURRAY et al. 2004] Murray, R.C., VanLehn, K., Mostow, J., «Looking ahead to select tutorial actions: A decision-theoretic approach ». *International Journal of Artificial Intelligence and Education*, 14(3-4), 2004, p.235-278.

[NAÏM et al. 02] Naïm, P., Wuillemin, P.H., Leray, P., Pourret, O., Becker, A., *Réseaux Bayésiens*, Paris, Eyrolles, 2002.

[SKINNER 99] Skinner, D., *Introduction to Decision Analysis*. 2nd Ed. Gainesville, FL: Probabilistic Publishing. 1999.

[VADCARD & LUENGO 05] Vadcard, L., Luengo, V., « Réduire l'écart entre formations théorique et pratique en chirurgie : conception d'un EIAH ». *Actes de la Conférence EIAH,* Montpellier, 2005, p.129-140.

[VU MINH et al. 06] Vu Minh, C., Luengo, V., Vadcard, L., « A Bayesian Network Based Approach for Student Diagnosis in Complex and Ill-structured Domains ». *Conférence des Technologies de l'Information et de la Connaissance dans l'Enseignement Supérieur et l'Industrie, TICE*, Toulouse, 25-27 octobre 2006.