



HAL
open science

Modélisation et représentation de la connaissance pour la conception d'un système décisionnel dans un environnement informatique d'apprentissage en chirurgie

Dima Mufti-Alchawafa

► To cite this version:

Dima Mufti-Alchawafa. Modélisation et représentation de la connaissance pour la conception d'un système décisionnel dans un environnement informatique d'apprentissage en chirurgie. Informatique [cs]. Université Joseph-Fourier - Grenoble I, 2008. Français. NNT : . tel-00380562

HAL Id: tel-00380562

<https://theses.hal.science/tel-00380562>

Submitted on 3 May 2009

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.

UNIVERSITE JOSEPH FOURIER – GRENOBLE I

Ecole doctorale : Mathématiques, Sciences et Technologie de l'Information, Informatique

THÈSE

Présentée par
Dima MUFTI-ALCHAWAFA

Pour l'obtention le grade de **Docteur de
l'Université Joseph Fourier de Grenoble**

Spécialité
Informatique

Modélisation et représentation de la connaissance pour la conception d'un système décisionnel dans un environnement informatique d'apprentissage en chirurgie

Présentée et soutenue publiquement le 30 Septembre 2008 devant le jury composé de

Philippe CINQUIN	Professeur à l'Université Joseph Fourier (Examinateur)
Cristina CONATI	Associate Professor at the University of British Columbia, Canada (Examinatrice)
Serge GARLATTI	Professeur à l'Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications de Bretagne (Rapporteur)
Vanda LUENGO	Maître de Conférences à l'Université Joseph Fourier (Co-Directrice)
Agathe MERCERON	Professor at the University of Applied Sciences - TFH Berlin, Allemagne (Rapporteur)
Jean-Pierre PEYRIN	Professeur à l'Université Joseph Fourier (Directeur)
Marie-Christine ROUSSET	Professeur à l'Université Joseph Fourier (Présidente)
Lucile VADCARD	Maître de Conférences à l'Université Pierre Mendès France (Invitée)

Thèse préparée au sein de l'équipe METAH du Laboratoire LIG

Remerciements

Mes remerciements s'adressent à toutes les personnes qui m'ont soutenu, accompagné et participé à ma thèse.

Merci à mes encadreurs :

Vanda LUENGO, pour m'avoir encadré scientifiquement pendant ma thèse... merci pour sa disponibilité indéfectible, ses conseils, ses remarques judicieuses qui ont enrichi mon travail et surtout d'avoir cru en moi et de m'avoir fait confiance.

Jean-Pierre PEYRIN, pour avoir accepté d'être mon directeur de thèse et m'avoir permis d'intégrer son équipe (ARCADE)... merci pour sa présence professionnelle et humaine, son enthousiasme, son soutien, ses conseils et ses discussions.

Merci aux membres du jury :

Serge GARLATTI et Agathe MERCERON, pour avoir accepté de lire et évaluer mon travail et pour leurs retours constructifs.

Marie-Christine ROUSSET pour avoir accepté de présider mon jury de thèse, ainsi que Philippe CINQUIN et Cristina CONATI pour avoir accepté de participer au jury.

Lucile VADCARD pour son aide, son soutien, sa coopération et bien entendu pour sa participation au jury de cette thèse.

Un grand merci à Jean-Michel CAGNAT pour sa présence, son soutien, ses conseils, ses discussions et surtout pour la relecture de ma thèse.

J'adresse mes remerciements à mon Pays « la Syrie », et surtout à « l'université d'Alep » pour m'avoir donné cette chance de continuer mes études en France.

Je remercie tous les membres de l'ancien équipe ARCADE et de l'équipe METAH pour leur accueil, leur soutien et leurs conseils. Je souhaite remercier particulièrement Dominique avec qui j'ai partagé le bureau pendant quatre ans, merci à Anne, Carole, Fatoumata et Viviane pour leur aide et leurs discussions.

Toute ma gratitude et mon amitié aux membres de l'ancien laboratoire CLIPS. Je leurs remercie pour leur compagnie, leurs discussions et leurs sourires.

Je tiens également à remercier tous mes amis en France, en Syrie et partout dans le monde pour leur présence réelle et virtuelle pendant toute la durée de ce travail. Je remercie plus particulièrement : Abir, Hayan, Ibtisam, Iman, Iyad, Lamis, Laya, Lina, Masun, Mohamed, Olf, Razan, Rim, Samer et Sonia.

Enfin, je remercie ma famille pour m'avoir soutenue même dans les moments les plus durs... un grand merci à mes parents à qui je dois ce que je suis devenue, merci pour leur éducation, leur ouverture d'esprit, leur amour, et leur soutien ... merci à ma sœur Hala, mon frère Souheil et à leur famille.

TABLE DES MATIERES

<i>LISTE DES TABLEAUX</i>	<i>ix</i>
<i>LISTES DES FIGURES</i>	<i>x</i>
<i>LISTE DES ABREVIATIONS</i>	<i>xii</i>
CHAPITRE I - Introduction	1
1. Problématique	2
1.1. Les hypothèses de recherche au niveau EIAH.....	2
1.2. Spécification de la problématique.....	3
2. Cadre d'étude	4
2.1. Le contexte de l'apprentissage de la chirurgie orthopédique.....	4
2.2. Les connaissances chirurgicales.....	4
2.3. L'environnement TELEOS.....	5
3. Organisation du document	8
Partie A - La production des rétroactions épistémiques dans les EIAH	9
CHAPITRE II - Les fondements théoriques pour la production des rétroactions épistémiques dans les EIAH	11
Introduction	12
1. Le mode d'interaction entre l'apprenant et la machine dans un EIAH	12
1.1. Les tuteurs.....	13
1.2. Les Micromondes.....	13
1.3. Les environnements de découverte guidée.....	14
2. Les différents modules de connaissances dans un EIAH	15
3. La prise en compte de l'apprenant dans les EIAH	15
3.1. Quelques approches de modélisation.....	16
3.1.1. La connaissance correcte et/ou incorrecte.....	16
3.1.2. Les plans de résolution.....	17
3.1.3. Les atomes de connaissances.....	17
3.2. L'incertitude dans la représentation du modèle de l'apprenant.....	18
4. La production des rétroactions épistémiques dans les EIAH	19
4.1. Rétroaction à travers l'humain.....	20
4.2. Rétroaction à travers la machine.....	20
4.2.1. Stratégies alternatives.....	21
4.2.2. Stratégies basées sur le diagnostic.....	21
4.2.3. Stratégies basées sur la théorie de la décision.....	21
5. Positionnement et Conclusion	21
CHAPITRE III - La représentation de la connaissance et de la prise de décision dans les systèmes informatiques pour l'apprentissage humain	23
Introduction	24
1. La représentation de la connaissance dans les EIAH	24
1.1. Exemples des systèmes de représentation de la connaissance.....	25

1.1.1. Les règles de production.....	25
1.1.2. Les graphes conceptuels.....	27
1.1.3. Les Réseaux Bayésiens.....	29
1.2. Discussion.....	33
2. La représentation de décisions dans les systèmes informatiques	35
2.1. Le diagramme d'influence.....	35
2.2. La notion d'utilité.....	36
2.2.1. La fonction d'utilité.....	37
2.2.2. L'inférence selon la théorie de la décision.....	37
2.3. Exemples d'applications.....	38
3. Positionnement par rapport à quelques travaux basés sur la théorie de la décision dans les EIAH.....	40
4. Conclusion	41
Conclusion de la partie A.....	42
Partie B - La conception du modèle de prise de décisions didactiques dans le cadre de TELEOS.....	43
CHAPITRE IV - Un aperçu de la conception des modules de la connaissance de référence et du diagnostic dans TELEOS.....	45
Introduction	46
1. Le module de la connaissance de référence	46
1.1. La modélisation de la connaissance	46
1.1.1. Le modèle ckç	47
1.1.2. L'analyse cognitive pour l'extraction de la connaissance.....	47
1.1.3. Exemple de modélisation	48
1.2. La représentation de la connaissance	50
1.2.1. Identification des variables et de leur espace d'états.....	50
1.2.2. Définition de la structure du réseau bayésien.....	51
1.2.3. Définition de la loi de probabilité conjointe des variables.....	52
2. Le module du diagnostic.....	53
2.1. Le rôle des contrôles pour le diagnostic	53
2.2. La représentation du diagnostic.....	54
2.2.1. Les variables de situation	54
2.2.2. Le réseau du diagnostic	55
2.2.3. La dimension temporelle	55
2.3. Les résultats du diagnostic.....	56
2.4. Exemple de diagnostic.....	57
3. Discussion et conclusion	59
CHAPITRE V - Le modèle de prise de décisions didactiques	61
Introduction	62
1. Le choix de la cible de la rétroaction	63
1.1. Les facteurs de choix de la cible.....	64
1.2. La représentation avec le diagramme d'influence.....	65
1.2.1. La fonction d'utilité d'apprentissage.....	66
1.2.2. Exemple de calcul de l'utilité.....	68

1.3. L'inférence dans le diagramme d'influence	70
1.4. Exemple de calcul de l'utilité estimée	71
2. La détermination de l'objectif de la rétroaction	73
3. Le choix de la forme de la rétroaction	74
4. La détermination du contenu de la rétroaction	75
4.1. Le calcul du contenu pour la rétroaction « cours web »	75
4.2. Le calcul du contenu pour le choix d'un autre problème	76
4.2.1. La détermination du contexte d'utilisation du contrôle ciblé	76
4.2.2. La recherche d'un problème dans le réseau bayésien de la connaissance de référence	77
4.2.2.1. La notion de similarité	78
5. Discussion et conclusion	79
Conclusion de la partie B	82
Partie C - La mise en œuvre du modèle de prise de décisions didactiques dans TELEOS	83
CHAPITRE VI - Développement du modèle de prise de décisions didactiques dans TELEOS	85
Introduction	86
1. L'architecture multi agents dans TELEOS	86
1.1. Les agents	87
1.2. Les interactions entre les agents	87
2. Spécification des outils de développement	88
2.1. Genie et SMILE	88
3. L'agent décision didactique	88
3.1. Les entrées et les sorties de l'agent	88
3.2. Le fonctionnement de l'agent	89
3.2.1. L'initialisation du calcul	90
3.2.2. L'application de la procédure de prise de décisions didactiques	96
3.2.3. Exemple d'exécution	98
4. Discussion et conclusion	100
CHAPITRE VII - Evaluation du modèle de prise de décisions didactiques	101
Introduction	102
1. Paramétrage du modèle	102
1.1. Dilemme paramétrage versus évaluation	102
1.2. Définition des échelles de paramètres	103
2. Evaluation informatique du modèle	106
2.1. Analyse de dominance dans le calcul d'utilité	106
2.1.1. La dominance par rapport aux caractéristiques	107
2.2. Analyse de sensibilité du modèle	109
2.2.1. Analyse de sensibilité en variant les paramètres du tableau d'utilité d'état	110
2.2.2. Analyse de sensibilité aux variables de priorité	115
3. Application des scénarios d'usage	116

3.1. Questionnaire pour le paramétrage.....	117
3.1.1. Problème de dépendance entre les facteurs du calcul	117
3.1.2. Paramétrage appliqué	118
3.2. Exécution des scénarios et analyse des résultats	118
4. Discussion et conclusion	120
CHAPITRE VIII - Conclusion	123
1. Synthèse	124
2. Conclusions.....	125
2.1. Par rapport à l'environnement d'apprentissage.....	125
2.1.1. L'interdépendance entre les recherches en informatique et en didactique.....	125
2.1.2. La séparation entre le diagnostic et la prise de décisions didactiques.....	126
2.2. Par rapport à la conception du modèle de prise de décisions	126
2.2.1. Les choix informatiques	126
2.2.2. Le paramétrage dans le modèle	127
2.3. Par rapport à la mise en œuvre du modèle dans TELEOS	127
2.3.1. La complexité du calcul.....	127
2.3.2. La validation.....	128
3. Perspectives.....	129
3.1. Au niveau de la complétude du modèle	129
3.1.1. Le calcul du contenu pour le choix d'un autre problème	129
3.1.2. La dimension historique	129
3.1.3. La connaissance gestuelle.....	130
3.2. Au niveau de l'amélioration de la performance du modèle	130
3.2.1. Le niveau de granularité de connaissance	130
3.2.2. L'apprentissage automatique des paramètres du modèle.....	131
3.2.3. L'optimisation du calcul.....	132
3.2.4. La redéfinition de la fonction d'utilité d'apprentissage	133
3.2.5. L'ajustement de la sensibilité du modèle	133
3.3. Au niveau de l'environnement	134
3.3.1. La validation globale	134
3.3.2. La réutilisation du modèle dans d'autres domaines de formation professionnelle.....	134
Références.....	135
Annexes.....	141
Annexe 1 : La création de la matrice de coefficients	142
Annexe 2 : Les connaissances modélisées.....	145
Annexe 3 : Le questionnaire pour le paramétrage de calcul.....	153
Annexe 4 : Le test effectué pour évaluer le modèle par rapport à des scénarios d'usage	155
Annexe 5 : Les tests effectués pour la validation informatique du modèle.....	171

LISTE DES TABLEAUX

Tableau IV- 1 : Un exemple du diagnostic.	59
Tableau V- 1: Un exemple d'hypothèse didactique pour le calcul d'utilité d'état.....	67
Tableau V- 2 : Un exemple des états et des caractéristiques de quatre éléments.	69
Tableau V- 3 : Les utilités correspondant à chaque facteur.	69
Tableau V- 4 : Un exemple d'hypothèses didactiques pour le choix de la forme.....	75
Tableau V- 5 : Un exemple du choix du contexte d'utilisation pour un contrôle ciblé c.	77
Tableau V- 6 : Un exemple de problèmes formalisés par trois variables didactiques.	79
Tableau VI- 1 : Les vecteurs des hypothèses didactiques dans le tableau des utilités des états.	91
Tableau VI- 2: Les tableaux de l'utilité d'état pour deux éléments.	92
Tableau VII- 1 : L'échelle du paramétrage du tableau des utilités des états.....	103
Tableau VII- 2 : Les paramètres du tableau des utilités des états.	103
Tableau VII- 3 : Les intervalles des valeurs possibles pour chaque facteur de calcul de l'utilité d'apprentissage.....	104
Tableau VII- 4 : L'échelle du paramétrage des variables de priorité.....	105
Tableau VII- 5 : Exemple du paramétrage du tableau des utilités des états.....	108
Tableau VII- 6 : Exemple d'un ensemble d'éléments avec des caractéristiques variées.	108
Tableau VII- 7 : a, b et c exemples de paramétrage du tableau des utilités des états.....	111
Tableau VII- 8 : Résultats d'analyse de sensibilité du calcul en variant la variable α	116
Tableau VII- 9 : Résumé des scénarios utilisés dans le test.....	118
Tableau VII- 10 : Une partie des utilités estimées calculées pour le scénario7 et pour trois essaies.....	119

LISTES DES FIGURES

Figure I- 1 : Une trajectoire d'une vis pour une fracture du bassin.	5
Figure I- 2 : L'architecture de TELEOS.	6
Figure I- 3 : L'interface du simulateur de la planification du vissage sacro-iliaque.....	6
Figure I- 4 : Un exemple d'une page de cours organisé sous forme d'un Web sémantique.....	7
Figure I- 5 : La base de cas cliniques.	7
Figure II- 1: Exemple du dialogue dans Scholar [Carbonell 1970].	13
Figure II- 2 : Exemple d'un programme et le dessin associé dans Logo [Papert 1980].	13
Figure II- 3 : Exemple de question avec DEFI-CABRI	14
Figure II- 4: à gauche le modèle overlay (expertise partielle), à droite le modèle overlay étendu.	17
Figure III - 1 : Les modules d'un système à base de règles.	26
Figure III - 2 : le principe de l'algorithme d'exploration d'Anaïs.	27
Figure III - 3: Un exemple de graphe conceptuel.....	27
Figure III - 4 : A. Un exemple de support, B. Exemples de graphes conceptuels basés sur ce support.....	28
Figure III - 5 : Graphe conceptuel qui représente la définition d'un tri récursif.....	29
Figure III - 6: Un réseau qui représente l'exemple d'un pommier avec les tableaux de probabilités associés aux noeuds.....	30
Figure III - 7: Exemple d'inférence dans le Réseau Bayésien ; à gauche les probabilités résultant de l'inférence après l'observation de <i>smoke</i> et <i>leaving</i>	31
Figure III - 8: La relation entre les nœuds « Rule » et « Contexte Rule » dans Andes.....	31
Figure III - 9: A. représente le « <i>solution graph</i> » pour un problème. B. représente les noeuds du réseau bayésien correspondant à ce graphe, ainsi que leurs probabilités avant (la valeur à gauche) et après (la valeur à droite) le fait que l'apprenant a sélectionné «block A as the body ».....	32
Figure III - 10 : Tableau qui représente les avantages comparatifs des réseaux bayésiens. Le signe « + » signifie que la technique présente cet avantage. Le signe « * » représente la meilleure technique [Naïm et al. 2002].	34
Figure III - 11: Exemple d'un diagramme d'influence.	35
Figure III - 12 : Représentation du problème d'implantation du site d'un aéroport.	36
Figure III - 13: Exemple de calcul le coût de lancer un produit au marché.	38
Figure III - 14: Diagramme d'influence représentant le problème du contrôle de l'affichage des informations.	39
Figure III - 15 : Le niveau haut du modèle de décision qui prend en compte l'attention de l'utilisateur.	39
Figure IV- 1 : Relation entre les modèles de connaissance dans TELEOS.	46
Figure IV- 2 : Problèmes formalisés par des variables didactiques.	48
Figure IV- 3 : Un extrait de l'ensemble d'opérateurs et de l'ensemble de contrôles identifiés pour la famille de problèmes PB.	50
Figure IV- 4 : A gauche la structure générale du réseau de référence, à droite un exemple du réseau avec quelques éléments de connaissance ; Sigma représente les éléments du type Σ	52
Figure IV- 5 : A. Exemple du tableau de probabilité du nœud « problème ». B. Exemple du tableau de probabilités conditionnelles pour un nœud de type contrôle « Sigma13 ».	52

Figure IV- 6 : A gauche, les relations de dépendances entre VS, R et Σ ; à droite, un exemple de réseau du diagnostic.	55
Figure IV- 7 : A gauche, une vue inlet d'une trajectoire invalide ; à droite, deux exemples de correction de l'orientation de cette trajectoire.....	56
Figure IV- 8 : La structure générale du réseau bayésien temporel du diagnostic.	56
Figure IV- 9 : L'espace des résultats du diagnostic.	57
Figure V- 1 : La procédure de prise de décisions didactiques pour produire la rétroaction épistémique.....	62
Figure V- 2 : Un exemple de résultats du diagnostic.	63
Figure V- 3 : Deux exemples de problèmes de décision présentée avec le diagramme d'influence.....	65
Figure V- 4 : Le diagramme d'influence pour le choix de la cible.	66
Figure V- 5 : Un exemple d'une partie du tableau d'utilité d'apprentissage pour quatre éléments.....	70
Figure V- 6 : Exemple de calcul de la cible.	73
Figure V- 7 : Deux exemples de segmentation de l'espace de résultats du diagnostic, à gauche l'espace est segmenté en quatre zones et à droite en sept zones.	74
Figure V- 8 : À gauche un exemple de liste de liens, à droite un exemple de page de cours. .	76
Figure V- 9 : Un exemple d'un tableau de probabilités conditionnelles pour le contrôle « Sigma ₁ » dans le réseau de connaissances de référence.....	77
Figure V- 10 : Exemple d'un réseau pour le choix d'un problème.....	78
Figure V- 11 : Un exemple de choix d'un autre problème à résoudre.	79
Figure VI- 1 : L'architecture de TELEOS.	86
Figure VI- 2 : Un exemple de résultats du diagnostic.....	89
Figure VI- 3 : Un exemple d'un diagramme d'influence pour la décision de la cible.....	91
Figure VI- 4 : Un exemple de tableau d'utilité d'état pour trois éléments.....	96
Figure VI- 5 : à gauche, la segmentation de l'espace de résultats du diagnostic en sept zones ; à droite, l'interface qui permet l'attribution des objectifs d'apprentissage à ces zones...	97
Figure VI- 6 : L'interface qui permet le paramétrage du choix de la forme.	98
Figure VI- 7 : L'interface de test de la procédure de décision.	99
Figure VI- 8 : Les résultats de l'inférence dans le diagramme d'influence, à gauche avec l'algorithme « Policy evaluation » et à droite avec l'algorithme « Find best policy ». .	100
Figure VII- 1 : l'interface de paramétrage pour initialiser le calcul de l'utilité.	105
Figure VII- 2 : Schémas d'analyse de la dominance stricte. (a) cas du calcul déterministe. (b) cas du calcul incertain.	106
Figure VII- 3 : Diagramme schématique de Uetat et Ucar.	107
Figure VII- 4 : Exemple de calcul des utilités estimées pour un ensemble d'éléments en variant les poids de leurs caractéristiques.	109
Figure VII- 5 : Les zones de l'espace de résultats du diagnostic.	111
Figure VII- 6 : Positionnement des données simulées et des cibles sélectionnées; les cibles sont indiquées par des traits verticaux.....	112
Figure VII- 7 : Les utilités estimées pour un ensemble d'éléments, calculées selon deux exemples de paramétrage du tableau des utilités des états.....	114
Figure VIII- 1: Un exemple de la représentation d'une couche supplémentaire pour la décision de cible au niveau des conceptions.	131
Figure VIII- 2 : Une idée d'optimisation du calcul en sélectionnant la cible en deux étapes.	132

LISTE DES ABREVIATIONS

EIAH	E nvironnement I nformatique pour l' A pprentissage H umain
TELEOS	T echnology E nhanced L earning E nvironment for O rthopaedic S urgery
MJIV	M ise en J eu d'une manière I n V alide
MJV	M ise en J eu d'une manière V alide
PAS	P edagogical A ction S election
PMJ	P as M is en J eu
STI	S ystèmes T utoriels I ntelligents

CHAPITRE I - Introduction

Plan du Chapitre :

1. Problématique
 - 1.1. Les hypothèses de recherche au niveau EIAH
 - 1.2. La spécification de la problématique
 2. Cadre d'étude
 - 2.1. Le contexte de l'apprentissage de la chirurgie orthopédique
 - 2.2. Les connaissances chirurgicales
 - 2.3. L'environnement TELEOS
 3. Organisation du document
-

1. Problématique

La problématique abordée dans cette thèse est la conception d'un modèle informatique pour automatiser la production de rétroactions épistémiques dans un EIAH (Environnement Informatique pour l'Apprentissage Humain). Cette problématique se situe dans le cadre de la recherche en EIAH qui est d'une nature multidisciplinaire ; les recherches de plusieurs disciplines (didactique, science cognitive, psychologie, informatique, etc.) se croisent ensemble dans le but de favoriser l'apprentissage humain. Mener une recherche dans une de ces disciplines exige une étude de l'articulation des hypothèses et des résultats de recherches issues des autres disciplines associées à l'EIAH.

Nous nous situons dans le cadre de la recherche en informatique appliquée. Dans la même optique, ce type de recherche nécessite une étape préliminaire de compréhension du domaine et du cadre de l'application, afin de proposer des méthodologies et des modèles pertinents par rapport aux besoins du domaine visé et qui respectent les contraintes imposées par le cadre du travail.

Pour ces raisons, nous présentons d'abord les hypothèses de recherche posées au niveau EIAH avant de spécifier notre problématique de recherche.

1.1. Les hypothèses de recherche au niveau EIAH

L'objectif global de la recherche en EIAH est la conception d'environnements informatiques organisés de manière à favoriser l'apprentissage humain [Balacheff et al. 1997].

Du point de vue des théories d'apprentissage, notre environnement se base sur l'hypothèse que l'apprenant construit ses connaissances en interagissant avec le système ; il s'appuie alors sur une approche constructiviste de l'apprentissage. Plus concrètement, l'idée proposée est de concevoir un environnement qui propose à l'apprenant des situations d'apprentissage, de manière à lui permettre de prendre des décisions afin d'acquérir une expérience. Le système doit donc produire des rétroactions pertinentes par rapport aux actions de l'apprenant et qui l'incite à une réflexion sur ses actions.

Du point de vue du diagnostic, une des hypothèses fondamentales de notre cadre de travail est que l'environnement ne se base pas sur une approche de système expert : il doit suivre le travail de l'apprenant sans avoir, comme référence, uniquement des solutions préalables. Les rétroactions sont alors en rapport avec l'activité propre de l'apprenant et son état de connaissance ; elles sont basées sur la vérification de la cohérence de sa solution par rapport aux problèmes donnés et non pas par rapport à des solutions a priori [Ohlson 1994], [Luengo 1999].

Du point de vue de la didactique, dans un contexte habituel d'apprentissage il est constaté que *«Le maître ou le formateur ne juge pas la production d'un élève de la même manière selon la discipline, il n'organise pas non plus les activités de la même façon... chaque connaissance est associée à des procès de validation qui lui sont spécifiques et qui tiennent à sa nature. Cette spécificité contraint les situations d'enseignement et d'apprentissage »* [Luengo et al. 2006a]. Les rétroactions doivent donc prendre en compte la spécificité et la particularité de la connaissance enjeu de l'apprentissage.

Nous spécifions maintenant notre problématique tout en respectant ces hypothèses de recherche.

1.2. Spécification de la problématique

Du point de vue de l'apprentissage, l'objectif de notre recherche est *la conception d'un modèle informatique qui favorise les interactions épistémiques vis-à-vis de l'objet d'apprentissage*. Plus précisément, nous nous intéressons à la production de rétroactions relatives à la connaissance [Luengo et al. 2004].

Une des hypothèses de travail de notre EIAH est que la production des rétroactions se base essentiellement sur les résultats du diagnostic de la connaissance de l'apprenant lors de la résolution de problèmes. Nous posons ici l'hypothèse que les résultats du diagnostic sont d'une nature incertaine. En effet, le système ne peut pas savoir exactement quelles sont les connaissances utilisées par l'apprenant, mais il peut les déduire à partir de ses actions, avec un certain degré d'incertitude [Mufti-Alchawafa et al. 2007]. Notre modèle se base donc sur des données de nature incertaine pour produire les rétroactions.

Au vu des hypothèses de recherche du point de vue didactique, la production des rétroactions n'est pas faite uniquement en fonction de l'état de connaissance de l'apprenant car elle doit également prendre en compte la spécificité de la connaissance enjeu de l'apprentissage.

La prise en compte de la dimension didactique nécessite une étude approfondie de la discipline d'apprentissage afin de définir des hypothèses didactiques pour la production des rétroactions. Pour cet aspect, nous effectuons un choix fondamental de concevoir un modèle qui représente les hypothèses didactiques sous forme des paramètres. Ce choix permet de donner plus de flexibilité pour définir ou modifier les hypothèses didactiques dans le modèle et il permet de rendre ainsi notre modèle dynamique et partiellement générique.

En résumé, nous spécifions notre problématique par : *l'utilisation des méthodes de l'intelligence artificielle pour représenter la prise de décisions didactiques pour la production des rétroactions épistémiques contextuelles en se basant sur les résultats du diagnostic de connaissance de l'apprenant qui sont d'une nature incertaine et en prenant en compte la spécificité de la connaissance enjeu de l'apprentissage*.

Nous tenons à préciser que dans notre travail **une rétroaction épistémique** représente l'interaction produite par le système en rapport avec la connaissance mobilisée par l'apprenant en situation d'apprentissage. Ainsi, **la décision didactique** représente le mécanisme qui permet au système de produire cette rétroaction en se basant sur les résultats du diagnostic de la connaissance de l'apprenant.

Dans les travaux existants et qui ont une approche semblable comme [Murray et al. 2004] et [Mayo et Metrovic 2001], la production des rétroactions n'intègre pas la dimension didactique ; les rétroactions sont produites en fonction des facteurs liées à l'apprenant et sa solution (erreur, connaissance, moral, etc.). De plus, ces travaux sont appliqués dans des disciplines qui traitent des connaissances du type déclaratif et ne prennent pas en compte d'autres types de connaissances que nous présenterons dans le paragraphe 2.2.

Nous situons notre travail dans un contexte d'étude spécifique « la formation professionnelle », et plus particulièrement dans la discipline de « la chirurgie orthopédique ». Le traitement de notre problématique dans ce contexte exige alors la prise en compte de l'existence de plusieurs types de connaissances et de différents supports informatiques pour l'apprentissage (paragraphe 2.3).

Nous présentons maintenant notre cadre et cas d'étude dans lesquels nous avons effectué notre recherche.

2. Cadre d'étude

Notre travail se situe dans le cadre de la formation professionnelle. Nous présentons d'abord la particularité de l'apprentissage dans le domaine de la chirurgie orthopédique et la spécificité de la connaissance dans ce contexte. Puis, nous présentons l'environnement TELEOS.

2.1. Le contexte de l'apprentissage de la chirurgie orthopédique

Un travail en didactique a été mené sur l'enseignement du métier de chirurgien et a permis de montrer l'écart qui existe entre la formation théorique et les besoins du praticien [Vadcard 2003]. En France, l'apprentissage de la chirurgie orthopédique se compose d'une partie théorique qui permet d'acquérir des connaissances sur les indications et les contre-indications associées à chaque pathologie, et d'une partie pratique qui se déroule selon différentes modalités d'enseignement comme le compagnonnage et les travaux pratiques en laboratoire d'anatomie. Parmi ces dispositifs, le compagnonnage est une phase indispensable de l'apprentissage du métier, au cours de laquelle l'apprenti chirurgien – l'interne – apprend en se basant sur l'observation de l'expert et l'acquisition progressive d'un savoir-faire. Le chirurgien a la double responsabilité d'expert (il faut réussir l'opération) et d'enseignant (il faut former l'interne). Durant l'opération, l'apprenant observe les actions entreprises par le chirurgien ; le chirurgien peut également l'inciter à intervenir par la réalisation de quelques gestes sous un contrôle étroit et en fonction de son niveau de connaissances opérationnelles. Ce type d'apprentissage nécessite une grande disponibilité de la part des experts, puisque c'est un apprentissage qui se déroule en face à face, entre un interne et un expert. De plus, l'apprentissage est conditionné par les cas qui se présentent à l'hôpital. Un interne pourra n'avoir jamais rencontré une certaine pathologie [Vadcard et Luengo 2005a].

La formation théorique médicale fournit à l'apprenant une masse importante de connaissances mais elle n'est pas orientée vers la résolution de problèmes en situation. Et lors du compagnonnage, les connaissances que l'expert transmet dans une situation réelle ne sont pas organisées pour l'apprentissage, mais dépendent du déroulement effectif de la situation. Ce contexte ne permet pas à l'apprenant de prendre le temps qu'il lui faut pour comprendre la résolution du problème qui se déroule [Bisseret 1995].

Dans ce contexte, l'objectif de notre environnement est de réduire l'écart entre la formation théorique et la formation pratique. En permettant aux apprenants de bénéficier d'une étape intermédiaire de formation, il offre ainsi un espace de pragmatisme des concepts théoriques et prescriptifs de l'action avant leur mise en situation [Vadcard et Luengo 2005a].

2.2. Les connaissances chirurgicales

Les connaissances du chirurgien ne se limitent pas à une partie déclarative et à une partie gestuelle. Le travail de Vadcard en chirurgie orthopédique [Vadcard 2003] a pointé l'existence de connaissances empiriques et leur valeur opératoire. Il a permis également d'identifier différents types de connaissances et de proposer, pour l'apprentissage de ces connaissances, des supports informatiques différents selon leur type :

- **Des connaissances déclaratives** ; elles se trouvent dans la partie théorique de la formation médicale comme par exemple les connaissances en anatomie, pathologie, etc. Elles sont formalisées et consensuelles, et elles sont utilisées dans le discours, dans la communication entre experts, et entre experts et novices. « *Ce type de connaissances se prête bien aux supports de type hypermédia* » [Luengo et al. 2006a].

- **Des connaissances opérationnelles** ; elles représentent la partie perceptivo-gestuelle comme par exemple, la dextérité, la coordination œil-main et les habiletés spatiales. Elles permettent d'agir lors d'une intervention chirurgicale, et elles se transmettent par ostension (imitation guidé). « *Les simulateurs, éventuellement avec des dispositifs de retours d'efforts permettent la construction de situations pour l'apprentissage de ces connaissances. Un avantage important de l'usage d'EIAH pour cette partie de l'apprentissage est la réduction des coûts humains et des problèmes déontologiques et pratique de la formation* » [Luengo et al. 2006a].
- **Des connaissances empiriques** ; elles représentent les connaissances en actes qui interviennent dans la résolution des problèmes et elles n'apparaissent pas dans les situations prescrites. Une partie de ces connaissances peut être formalisée, mais une autre est néanmoins subjective et implicite, liée à la pratique et au contexte. Nous pouvons par exemple dire que le choix de la trajectoire d'une vis comme dans la Figure (1) pour une fracture du bassin est en rapport avec la connaissance empirique. Ce choix du trajectoire est influencé par (entre autre) : les indications théoriques d'un vissage sacro iliaque, les matériels disponibles à l'hôpital, les facteurs liés au patient comme l'âge, la qualité des os, la morphologie, etc. Ainsi, « *les supports permettant l'apprentissage de ce type de connaissances peuvent être les micromondes, les simulateurs, les tuteurs, le CSCL. Ils permettent de construire des situations d'apprentissages intermédiaires entre la théorie et la pratique, et d'offrir ainsi un terrain de pragmatisme des connaissances théoriques au travers de situations ayant des caractéristiques propres au domaine d'usage (notamment au niveau des critères de validation)* » [Luengo et al. 2006a].

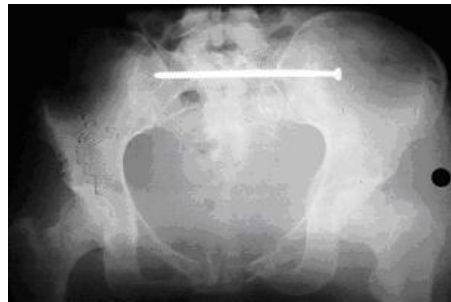


Figure I- 1 : Une trajectoire d'une vis pour une fracture du bassin.

Du point de vue de la connaissance du domaine, l'objectif de notre environnement est de favoriser l'apprentissage des connaissances empiriques et l'utilisation des connaissances déclaratives dans des situations de résolution de problèmes.

2.3. L'environnement TELEOS

Notre cas d'étude est l'environnement TELEOS : Technology Enhanced Learning Environment for Orthopaedic Surgery¹, un environnement pour l'apprentissage de la chirurgie orthopédique (<http://www.noe-kaleidoscope.org/group/metah/Projets/TCAN/>).

TELEOS se compose de supports informatiques qui permettent l'interaction avec l'apprenant, et de modèles internes qui traitent la connaissance. L'architecture générale de cet environnement est présentée dans la Figure (2).

¹ Nous tenons à remercier le CNRS de son soutien à nos travaux dans le cadre du programme TCAN (Traitement des Connaissances, Apprentissage et NTIC), ainsi que le service d'orthopédie et de traumatologie du CHU de Grenoble pour son accueil et son optimisme dans la réalisation de ce projet.

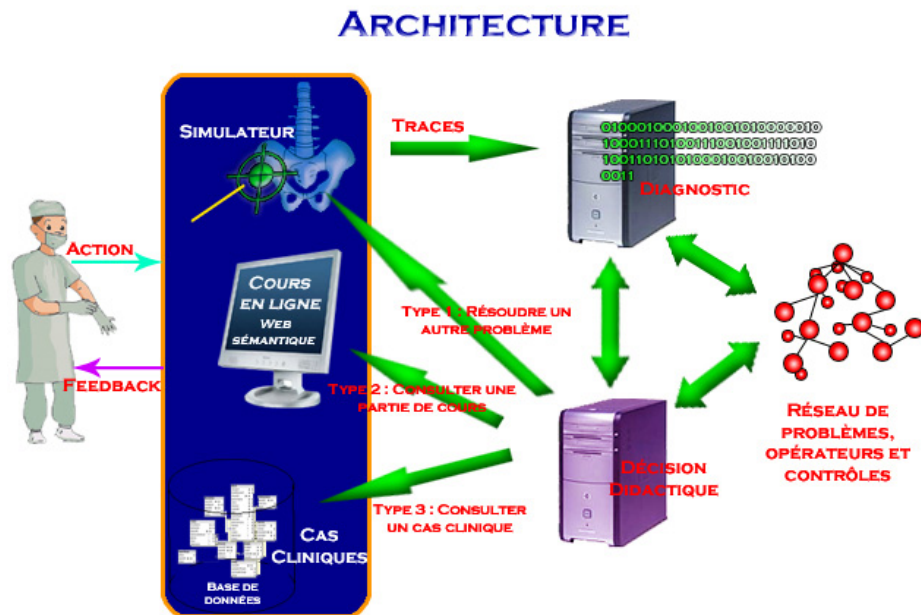


Figure I- 2 : L'architecture de TELEOS.

Comme montré à gauche de la figure (2), TELEOS contient trois types de dispositifs pour interagir avec l'apprenant :

- Simulateur de la planification du vissage pour les fractures du bassin; il propose à l'apprenant un problème à résoudre, il lui permet d'agir sur un volume 3D de l'os du patient (placer, orienter et enfoncer une broche) et de visualiser les radios correspondantes sur lesquelles est superposée la position de la broche (quatre incidences inlet, outlet, face et profil sont disponibles, conformément à la pratique opératoire de ce geste). La figure (3) montre l'interface de ce simulateur à différentes étapes de la résolution.

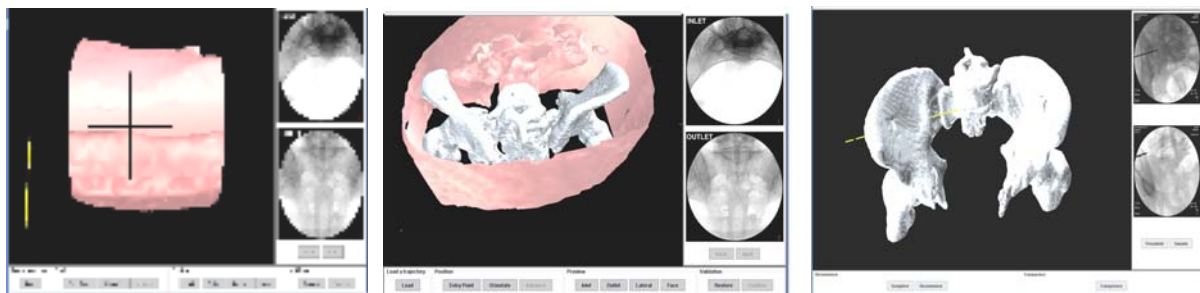


Figure I- 3 : L'interface du simulateur de la planification du vissage sacro-iliaque.

- Cours Web sémantiques ; ils sont construits à partir de données fournies par les experts/enseignants du domaine et de documentations académiques, et ils sont liés et organisés à l'aide des ontologies du domaine [Luengo et Vadcarg 2005]. Ces cours permettent à l'apprenant de consulter la partie théorique de la formation chirurgicale. La figure (4) montre un exemple d'une page de cours.

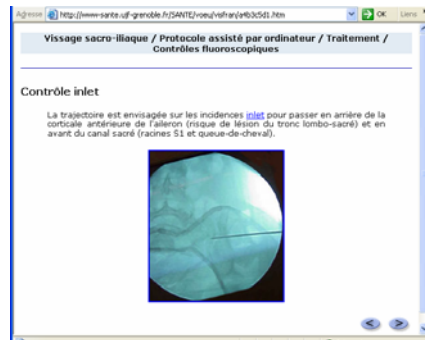


Figure I- 4 : Un exemple d'une page de cours organisé sous forme d'un Web sémantique.

- Base des cas cliniques : un cas clinique est un dossier complet du patient, comprenant toutes les informations depuis le diagnostic de la lésion jusqu'aux contrôles post-opératoires. Cette base contient des cas qui permettent d'illustrer pour l'apprenant, selon l'objectif d'apprentissage, des exemples pour renforcer sa connaissance ou des contre-exemples pour réfuter une connaissance incohérente. La figure (5) montre un exemple d'un cas clinique.

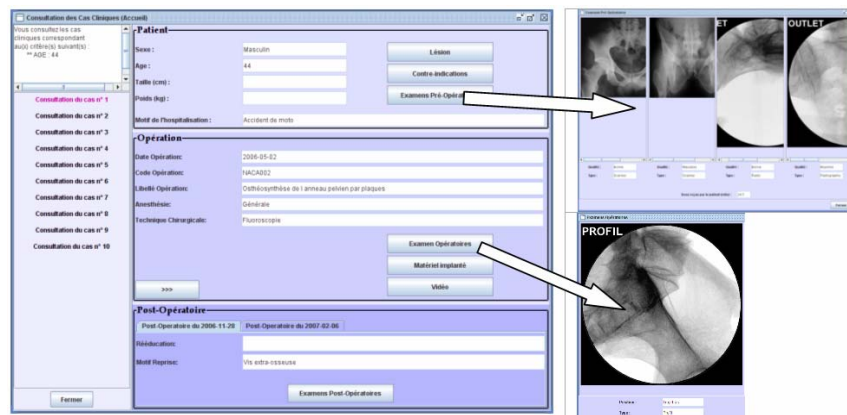


Figure I- 5 : La base de cas cliniques.

La partie droite de la figure (2) montre que, dans l'architecture interne de l'environnement, il existe trois modèles qui traitent la connaissance :

- **Le modèle de la connaissance de référence** ; il modélise la connaissance chirurgicale en situation de résolution de problèmes sous forme d'un réseau de problèmes, opérateurs, contrôles et registres de représentation.
- **Le modèle de diagnostic** ; il récupère les traces des activités de l'apprenant sur l'interface du simulateur et déduit des hypothèses sur son état de connaissance en se basant sur le modèle de la connaissance de référence.
- **Le modèle de prise de décisions didactiques** ; il utilise les résultats du diagnostic pour déterminer la rétroaction la plus pertinente par rapport à l'état de connaissance de l'apprenant et en se basant aussi sur le modèle de la connaissance de référence.

Un scénario typique de l'utilisation de TELEOS est que l'environnement propose à l'apprenant un problème à résoudre à l'aide du simulateur. Lors de la résolution, il récupère les traces des actions de l'apprenant pour diagnostiquer son état de connaissance. Puis, quand l'apprenant valide sa solution, les résultats du diagnostic sont communiqués au modèle de la prise de décisions didactiques pour produire la rétroaction que l'environnement donne à

l'apprenant à l'aide de ses dispositifs : poser un autre problème à résoudre avec le simulateur, renvoyer à une partie précise du cours en ligne, proposer la consultation d'un cas clinique.

Du point de vue du projet TELEOS, notre travail est de concevoir le modèle de la prise de décisions didactiques de manière à l'intégrer dans l'architecture de l'environnement.

3. Organisation du document

Ce document est organisé en trois parties :

Partie « A » état de l'art : nous présenterons dans cette partie les clés de la résolution de notre problématique en le positionnant par rapport aux travaux existants. Dans le chapitre II nous nous intéresserons aux fondements théoriques à prendre en compte pour la production des rétroactions en EIAH afin de cibler notre recherche vers les méthodes appropriées par rapport à notre cadre et nos hypothèses de travail. Le chapitre III est orienté vers l'aspect technique de la production des rétroactions épistémiques. Nous présenterons plus précisément quelques méthodes et techniques de représentation de connaissance utilisées dans le domaine des EIAH, ainsi que des méthodes d'automatisation de la prise de décision issues de l'intelligence artificielle et utilisées dans le domaine de l'analyse de décision.

Partie « B » la conception du modèle de décisions didactiques : cette partie est constituée de deux chapitres. Nous abordons dans le chapitre IV les entrées de notre modèle et les variables à prendre en compte. Nous présenterons plus précisément la modélisation de la connaissance effectuée dans le cadre du projet TELEOS. Nous poserons des hypothèses concernant le diagnostic de la connaissance, nous présenterons en particulier la forme de ses résultats, entrée principale de notre modèle. Dans le chapitre V nous présenterons la conception de notre modèle sous forme d'une procédure, en quatre étapes de prise de décisions didactiques, qui permet de générer les rétroactions épistémiques.

Partie « C » la mise en oeuvre du modèle de décisions didactiques dans TELEOS : cette partie est constituée de trois chapitres. Nous aborderons dans le chapitre VI le développement de notre modèle dans la plateforme de TELEOS. Nous présenterons plus précisément nos algorithmes définis pour l'initialisation et l'application du calcul dans le modèle, ainsi que les interfaces logiciels. Dans le chapitre VII nous présenterons les méthodologies utilisées pour évaluer notre modèle, ainsi que l'analyse des résultats des tests pour valider le comportement informatique de notre modèle.

Enfin dans le chapitre VIII nous présenterons les conclusions de notre recherche et nous donnerons ainsi les clés qui mènent à des travaux futurs.

**Partie A - La production des rétroactions épistémiques
dans les EIAH**

CHAPITRE II - Les fondements théoriques pour la production des rétroactions épistémiques dans les EIAH

Plan du Chapitre :

Introduction

1. Le mode d'interaction entre l'apprenant et la machine
 - 1.1. Les tuteurs
 - 1.2. Les micromondes
 - 1.3. Les environnements de découverte guidée
 2. Les différents modules de connaissances dans un EIAH
 3. La prise en compte de l'apprenant dans les EIAH
 - 3.1. Quelques approches de modélisation
 - 3.1.1. La connaissance correcte et/ou incorrecte
 - 3.1.2. Les plans de résolution
 - 3.1.3. Les atomes de connaissances
 - 3.2. L'incertitude dans la représentation
 4. La production des rétroactions épistémiques dans les EIAH
 - 4.1. Rétroactions à travers l'humain
 - 4.2. Rétroactions à travers la machine
 - 4.2.1. Stratégies alternatives
 - 4.2.2. Stratégies basées sur le diagnostic
 - 4.2.3. Stratégies basées sur la théorie de la décision
 5. Positionnement et conclusion
-

Introduction

Notre environnement cherche à produire des rétroactions épistémiques avec l'objectif de susciter ou accompagner l'apprentissage à partir de l'état de connaissance de l'apprenant. Comme présenté dans le chapitre précédent la recherche en EIAH est d'une nature multidisciplinaire. De ce fait, le grand défi dans ce cadre est de garder un équilibre entre les exigences et les besoins imposés par chaque discipline. Il existe des modèles didactiques et pédagogiques efficaces du point de vue de l'apprentissage, mais ils sont difficiles à mettre en œuvre dans les EIAH. En outre, la complexité des systèmes et des modèles informatiques peut augmenter en fonction des contraintes liées aux choix et aux modèles didactiques et pédagogiques.

Nous soulignons le fait que le choix des méthodes et des modèles pour la production des rétroactions est fortement dépendant de fondements didactiques et pédagogiques de l'environnement d'apprentissage. Pour cela, nous présentons dans ce chapitre quelques caractéristiques de l'EIAH à prendre en compte dans la conception d'un modèle de décisions didactiques. Nous présentons d'abord le mode d'interaction entre l'apprenant et la machine afin de clarifier le rôle de l'EIAH au sein du processus d'apprentissage. Puis, nous présentons les différents types de modèles de connaissance dans EIAH et l'articulation entre ces modèles. Ensuite, nous considérons la prise en compte de l'apprenant dans l'environnement d'apprentissage en nous focalisant sur les aspects de la modélisation et du diagnostic de la connaissance. Enfin, nous présentons les stratégies existantes de production de retours épistémiques dans les EIAH basées sur un modèle probabiliste de l'apprenant.

1. Le mode d'interaction entre l'apprenant et la machine dans un EIAH

Dans un environnement pour l'apprentissage, la machine peut avoir différents rôles [Tchounikine 2002] :

- Outil de présentation de l'information (comme par exemple un hypermédia ou une plateforme Web spécialisée),
- Outil de traitement des connaissances (comme par exemple un système à base de connaissances résolvant les exercices avec l'élève ou un module pilotant l'interaction),
- Outil de communication entre l'homme et la machine, ou entre les Hommes à travers les machines.

Nous considérons ces différents outils comme des dispositifs informatiques pouvant être intégrés dans l'environnement d'apprentissage. Ainsi, à travers l'interaction entre ces dispositifs et l'apprenant, l'environnement joue son rôle dans le processus d'apprentissage, comme par exemple instruire, contrôler, guider ou entraîner l'apprenant.

Le mode d'interaction entre l'apprenant et la machine peut se classer en fonction du degré d'initiative laissé à l'élève et la directivité des systèmes [Balacheff 1994]. Dans cette optique, les deux extrêmes concernant le degré d'initiative laissé à l'apprenant lors de l'interaction avec les systèmes sont les **Tuteurs** et les **Micromondes**. Ainsi, il existe des systèmes qui ont une approche intermédiaire entre ces deux extrêmes appelés **les environnements de découverte guidée**.

1.1. Les tuteurs

Le rôle des Tuteurs pour l'apprentissage est de guider l'apprenant vers la solution correcte du point de vue du système. Ils utilisent les dispositifs informatiques comme des moyens pour suivre et contrôler l'apprenant. Scholar [Carbonell 1970] représente un exemple des premiers tuteurs. Il a comme rôle d'engager un dialogue avec l'élève dans le but de l'amener à acquérir des connaissances en élaborant et en enchaînant les questions. Scholar est appliqué pour l'apprentissage de la géographie de l'Amérique du Sud et la figure ci-dessous donne un exemple de dialogue avec l'élève.

```

...
SCHOLAR: approx what is the area of Brazil?
Student : 2 500 000 square miles
SCHOLAR: wrong. Please indicate if the following statement is correct: the area
         of Paraguay is approx 47 432 square miles
Student : what is the area of Brazil?
SCHOLAR: the area of Brazil is approx 3 600 000 square miles. Now answer the
         question you didn't answer before.
Student : false
SCHOLAR: rephrase your statement, I can't understand it
Student : incorrect
SCHOLAR: very good. The area of Paraguay is approx 157 000 square miles. The
         language of Brazil is French. Right or wrong ?
...

```

Figure II- 1: Exemple du dialogue dans Scholar [Carbonell 1970].

1.2. Les Micromondes

Le rôle des Micromondes pour l'apprentissage est de laisser à l'apprenant la découverte de l'environnement en agissant sur des objets abstraits et semblables à ceux du monde réel. Ils utilisent les dispositifs informatiques comme des moyens d'exploration en donnant le contrôle à l'apprenant. Logo [Papert 1980] représente un exemple typique des premiers micromondes ; il fournit à l'élève un ensemble d'actions élémentaires qui lui permet de construire des programmes de plus en plus complexes, en visualisant à l'écran les déplacements d'une tortue qui trace la figure correspondant aux programmes. La figure ci-dessous représente un exemple de l'interface de logo.

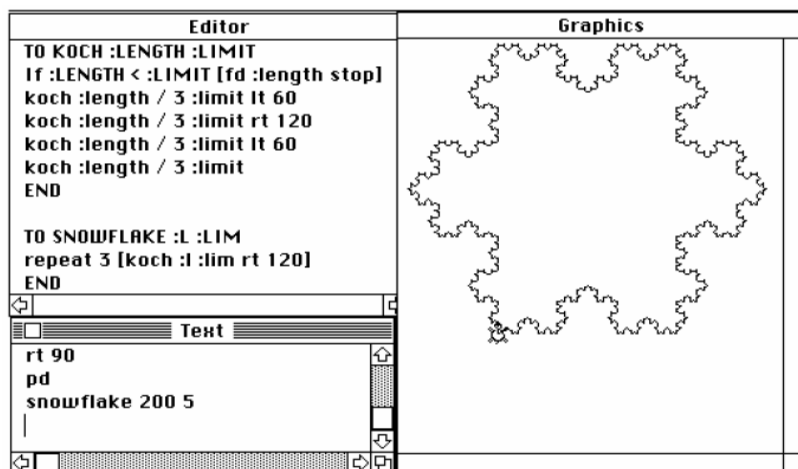


Figure II- 2 : Exemple d'un programme et le dessin associé dans Logo [Papert 1980].

Balacheff [Balacheff 1994] a étudié la relation entre l'initiative de l'élève et la directivité du système. Il souligne que les tuteurs, qui représentent l'approche extrême de

guidage, laissent très peu d'initiative aux apprenants en intégrant des niveaux de directivité parfois importants. Mais l'apprentissage est réduit à l'acquisition de la solution correcte pour un problème, et n'indique pas les connaissances mises en jeu. Autrement dit, « *le suivi serré du tuteur peut permettre un apprentissage attesté par des performances et comportements, mais il ne garantit pas la significativité de ces apprentissages* » [Balacheff 1994]. En revanche, les Micromondes laissent toute l'initiative à l'apprenant. Ils lui offrent un environnement riche à découvrir, mais ils ne peuvent pas garantir un apprentissage donné. Il existe donc une approche intermédiaire entre les deux extrêmes constitués par **les environnements de "découverte guidée"**.

1.3. Les environnements de découverte guidée

Ces environnements cherchent un équilibre entre directivité et non directivité en laissant une liberté apparente. Ils contiennent certaines règles qui permettent au système de planifier l'interaction et de ne pas envoyer de rétroactions systématiques ou immédiates aux erreurs de l'apprenant. Ainsi, ils ne guident pas l'apprenant vers une solution spécifique mais ils l'accompagnent dans sa découverte. DEFI-CABRI [Baulac et Giorgiutti 1992] représente un exemple d'implémentation de ce type d'environnement dans le cadre de la démonstration en géométrie. Dans ce système, l'apprenant peut construire une figure géométrique correspondant à un problème donné, et l'explorer librement. Le système aide l'apprenant en lui posant des questions l'invitant à explorer certains aspects de la figure. La figure (3) présente un exemple de ces questions « *sais-tu démontrer que...* ».

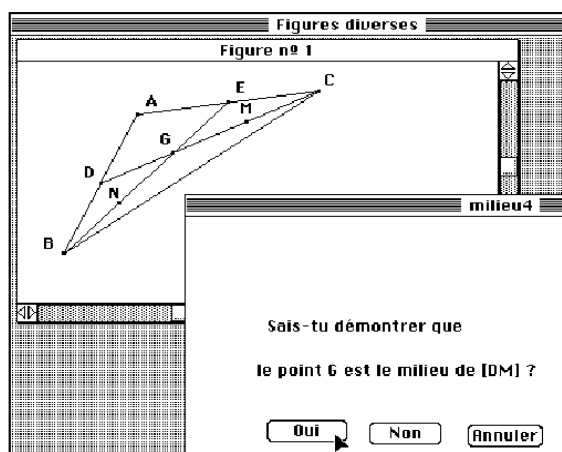


Figure II- 3 : Exemple de question avec DEFI-CABRI² .

Par rapport à ces trois approches, notre environnement d'apprentissage se situe dans l'approche intermédiaire par rapport à l'initiative de l'apprenant et à la directivité du système. Notre environnement cherche à accompagner l'apprenant dans sa découverte. Il le laisse interagir librement avec ses dispositifs informatiques tout en observant ses actions, puis, en fonction de l'observation, il oriente sa découverte. Il laisse alors l'apprenant découvrir, mais il adapte le monde à lui en lui envoyant des rétroactions pertinentes par rapport à son état de connaissance. Pour cela, la prise en compte de l'apprenant dans notre environnement est indispensable pour la production des rétroactions épistémiques.

Avant de décrire la prise en compte de l'apprenant, nous présentons maintenant les différents modules de connaissance d'un système destiné à l'apprentissage dans le but de clarifier l'articulation entre ces modules.

²Figure issue de l'article [Balacheff 94]

2. Les différents modules de connaissances dans un EIAH

Les connaissances intégrées dans un système d'apprentissage humain sont réparties dans différents modules. Wenger [1987] a défini quatre types de modules de connaissances liés et interdépendants, à intégrer dans l'architecture d'un STI (Systèmes Tutoriels Intelligents) :

- Le module **du domaine** : Il contient les connaissances nécessaires aux experts et/ou aux apprenants pour résoudre les problèmes donnés ou effectuer les tâches proposées.
- Le module **de l'apprenant** : Il contient les connaissances que le système dispose sur l'apprenant (sa solution, ses lacunes, ses erreurs, etc.).
- Le module **pédagogique** : Il contient les connaissances nécessaires pour spécifier les méthodes de remédiation et les retours pédagogiques du système.
- le module **d'interaction ou d'interface**: Il caractérise les modes de communication entre le système et l'apprenant.

Nous tenons à préciser qu'il existe une différence entre la pédagogie et la didactique « *la didactique peut être définie comme l'étude des processus d'apprentissage et d'enseignement relatifs à un domaine de connaissance particulier : d'une discipline ou d'un métier par exemple. Elle s'appuie sur la pédagogie, la psychologie et bien entendu les corps de savoir dont l'apprentissage est visé. Mais elle ne s'y réduit pas* » [Plaisance et Vergnaud 1999]. Cependant, dans notre description, nous considérons que le module pédagogique prend en compte ces deux aspects.

Dans l'architecture interne des EIAH, ces modules communiquent entre eux pour compléter leurs missions. D'abord, l'environnement utilise les connaissances du module du domaine ainsi que les traces fournies par le module d'interaction afin de construire le modèle de l'apprenant. Ensuite le module pédagogique utilise les connaissances du modèle de l'apprenant et du modèle du domaine pour spécifier la rétroaction à envoyer à l'apprenant. Enfin, le module d'interaction envoie à l'apprenant le retour spécifié par le module pédagogique.

Comme présenté dans le chapitre précédent (paragraphe 1.2.3) dans notre environnement il y a trois modèles qui traitent la connaissance : connaissance de référence, diagnostic et décisions didactiques qui représentent dans cette classification les modules du domaine, de l'apprenant et pédagogique, respectivement. Notre travail donc se situe dans le cadre de la conception du module qui prend des décisions didactiques concernant la rétroaction et qui est dépendant des modules du domaine et de l'apprenant.

Pour formaliser les connaissances dans ces modules, il existe différentes approches et théories de la modélisation de connaissances utilisées dans les STI et EIAH comme par exemple la théorie cognitive ACT [Anderson et al. 1990], la théorie des champs conceptuels [Vergnaud 1990], computational mathematics [Self 1995], etc. Dans ce document nous ne présentons pas ces approches et théories en détail, mais nous nous intéressons en particulier à la forme dans laquelle les connaissances peuvent être modélisées dans le but de spécifier la structure et la nature des entrées du modèle de prise de décisions didactiques.

3. La prise en compte de l'apprenant dans les EIAH

Selon Balacheff « *La prise en compte de l'apprenant dans l'interaction avec le dispositif didactique se réalise en s'appuyant nécessairement sur une identification et une interprétation des comportements de l'élève observés à l'interface du dispositif informatique* » [Balacheff 1994]. Dans le même optique Py a souligné ainsi que « *Pour adapter l'interaction et la pédagogie à l'élève, il est apparu indispensable de disposer*

d'information sur les aptitudes, les connaissances et les lacunes propres à chaque élève. » [Py 1998]. Ces constats soulignent l'importance des informations fournies par le modèle de l'apprenant, (comme par exemple ses lacunes, ses erreurs, son niveau, son état de connaissance, sa solution, etc.) pour la production des rétroactions épistémiques par le modèle pédagogique.

Balacheff [1994] a distingué deux niveaux du modèle de l'apprenant : comportemental et épistémique. Dans le niveau comportemental, le système reconstruit les comportements de l'apprenant à partir des observables. Dans le niveau épistémique, il donne une signification (une interprétation) à ces observables. Dans notre cadre, le diagnostic de la connaissance se situe au niveau épistémique ; la construction du modèle de l'apprenant se fait d'une part à partir de l'observation de ses activités pour récupérer les observables et, d'autre part, à partir des connaissances intégrés dans le module de connaissance du domaine afin d'interpréter les observables.

La production de rétroactions épistémiques dépend donc de ce que le modèle de l'apprenant peut fournir comme informations ainsi que de la forme dans laquelle ces informations sont modélisés. Nous présentons maintenant quelques approches de modélisation de connaissance.

3.1. Quelques approches de modélisation

Dans ce paragraphe nous répondons à deux questions interdépendantes : « que faut-il intégrer comme connaissance a priori dans l'environnement ? » et « quelles sont les informations que l'environnement peut déduire sur l'apprenant à partir de l'observation de ses activités ». Nous abordons ces questions selon trois approches de la modélisation de connaissance pour la construction d'un modèle de l'apprenant.

3.1.1. La connaissance correcte et/ou incorrecte

Cette première approche est utilisée par les systèmes experts pour l'apprentissage. Dans les systèmes basés sur le modèle « overlay » de type expertise partielle, l'expertise se décompose en unités de base [Py 1998]. Le modèle de l'apprenant représente un sous-ensemble de ces unités (une copie plus au moins complète du modèle de l'expert) ; il contient les connaissances correctes. Un modèle vide signifie que l'apprenant ne possède aucune connaissance correcte, par contre un modèle identique à celui de l'expert signifie que l'apprenant a le niveau de l'expert.

Un exemple d'application de ce modèle est le tuteur West [Burton et Brown 1982] qui permet de pratiquer l'arithmétique en jouant avec l'ordinateur. Les connaissances dans ce tuteur sont des connaissances arithmétiques concernant l'emploi d'opérateurs et des connaissances stratégiques concernant le jeu. A chaque tour, le système donne trois chiffres au hasard à l'apprenant pour que celui-ci les compose dans une expression arithmétique afin d'avancer dans le jeu. Pour chaque coup, le système compare les connaissances de l'apprenant aux connaissances que l'expert aurait utilisées pour cette situation et en fonction de ces comparaisons, le tuteur mémorise dans le modèle de l'apprenant, et pour chaque connaissance, le nombre de fois où elle était « bien utilisée », « pas bien utilisée » et « pas utilisée ». Ensuite, à partir du modèle de l'apprenant, le tuteur envoie des conseils ou un guidage concernant les connaissances qui ne sont pas bien maîtrisées par l'apprenant.

Le modèle « overlay étendu » cherche à prendre en compte les erreurs de l'apprenant, en intégrant les connaissances incorrectes (erreurs) et, plus précisément, en représentant explicitement les règles qui conduisent à des résultats incorrects et non pas que les connaissances correctes. Un exemple d'application de ce modèle est le tuteur Buggy et

Debuggy [Burton 1982] dans lequel les connaissances arithmétiques sont sous forme de réseau de procédures élémentaires. Le système peut identifier à partir des réponses de l'apprenant à un problème arithmétique, si l'apprenant a utilisé une procédure incorrecte à la place d'une procédure correcte. Ainsi, une procédure incorrecte dans le modèle de l'apprenant signifie que l'apprenant fait les mêmes types d'erreurs dans sa résolution de problèmes. A partir de ces informations le modèle de l'apprenant se représente sous forme d'un réseau de procédures élémentaires correctes et incorrectes. La figure ci-dessous représente cette approche de la modélisation de connaissance.

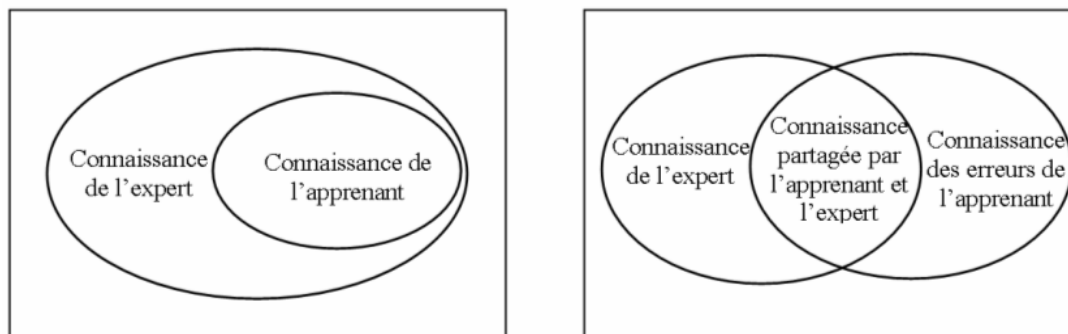


Figure II- 4: à gauche le modèle overlay (expertise partielle), à droite le modèle overlay étendu.

3.1.2. Les plans de résolution

Cette approche de modélisation est conçue dans le cadre de la planification et la reconnaissance de plan. Les connaissances sont modélisées sous forme de stratégies de résolutions de problème appelées **plans**. Le système cherche dans cette approche à découvrir le plan mis en œuvre par l'apprenant à partir de l'observation de ses actions. Cette approche est utilisée dans les domaines d'apprentissage qui nécessitent que l'apprenant effectue un choix d'actions adaptées pour la résolution, comme par exemple en algèbre ou en géométrie.

Dans cette approche, pour chaque problème il y a plusieurs plans possibles et non pas une seule stratégie correcte. Du point de vue du modèle de l'apprenant, elle permet de déduire les plans de la résolution choisie par l'apprenant pour un problème donnée et non pas les connaissances de l'apprenant selon les thèmes ou les concepts du domaine, comme dans la première approche. « *La reconnaissance de plan permet d'élaborer un modèle local à une session, ou un problème, puisqu'elle vise à inférer la stratégie mise en œuvre pour atteindre un but donné.* » [Py 1998].

Un exemple de cette approche de modélisation est le tuteur Mentoniez dans le domaine de la démonstration en géométrie élémentaire [Py 1996]. Dans ce tuteur, les plans sont un ensemble des démonstrations possibles produites automatiquement par un démonstrateur pour un problème donné. Après chaque action effectuée par l'élève pour constituer sa preuve, le système élimine les plans qui ne sont pas cohérents par rapport à la résolution, afin de déterminer les plans qui expliquent le mieux les actions observées.

3.1.3. Les atomes de connaissances

Une autre approche apparaît dans certains modèles dont les connaissances sont représentées sous forme d'atomes neutres vis-à-vis de l'apprentissage. La modélisation dans cette approche a un niveau de granularité fin ; les connaissances du domaine se composent en petites unités appelées **atomes**. Ainsi, ces atomes sont neutres ce qui signifie qu'ils ne sont pas classifiés comme des connaissances corrects ou incorrects. Par contre, à chaque atome il est associé un domaine de validité, qui représente le contexte dans lequel l'utilisation de cet atome peut avoir un sens par rapport à l'apprentissage. Plus précisément, l'utilisation d'un

atome peut être valide dans la résolution de certains problèmes mais invalide dans d'autres, la validité de l'utilisation d'un atome dépend du contexte du problème. Cela rejoint l'argument en faveur de l'étude de champs conceptuels : « *Un concept prend son sens dans des situations d'une grande variété, [...], et que ce ne sont pas les mêmes aspects du même concept qui sont pertinents pour traiter différentes situations ou pour différentes procédures de traitement* » [Plaisance et Vergnaud 1999].

Baghera est un environnement informatique d'apprentissage à distance de la démonstration en géométrie (<http://www-baghera.imag.fr/>) qui utilise cette approche de modélisation. Les connaissances modélisées dans ce système sont les connaissances du domaine en situation de résolution de problèmes (modèle ckç [Balacheff 1995]). Le système observe les activités de l'apprenant lors de la résolution d'un problème afin de lui attribuer un ensemble de « conceptions ». Le diagnostic des conceptions consiste à caractériser l'état du processus de la résolution à partir des atomes observés et à attribuer une signification à cet état [Webber et Pesty 2002]. Ainsi, les conceptions diagnostiquées peuvent aider ensuite la prise de décisions d'enseignement en fonction des besoins de l'apprenant.

En outre, en fonction de la modélisation de la connaissance et de la méthode de diagnostic utilisée, les informations dans le modèle de l'apprenant peuvent ne pas avoir le même degré de certitude. Comme présenté dans le chapitre précédent (paragraphe I-1.2), nous considérons que les résultats du diagnostic de la connaissance sont fournis avec un degré d'incertitude. Nous abordons maintenant cet aspect dans le modèle de l'apprenant.

3.2. L'incertitude dans la représentation du modèle de l'apprenant

La construction du modèle de l'apprenant par le système informatique est une procédure de déduction et de raisonnement qui se base sur des observables. Le degré de certitude concernant les informations déduites par le système varie en fonction de la complétude et la finesse des observables. Les systèmes informatiques ne peuvent pas connaître exactement les connaissances dont l'apprenant dispose, ils peuvent seulement les déduire avec un degré d'incertitude. Dans le domaine de l'intelligence artificielle, l'incertitude est souvent représentée par des probabilités attribuées à chaque proposition : « *Les probabilités fournissent un moyen de résumer l'incertitude de notre paresse et de notre ignorance* » [Russell et Norvig 2006].

Certains EIAH existants intègrent l'incertitude au niveau du modèle de l'apprenant. Par exemple, dans quelques systèmes basés sur l'approche « overlay » de la modélisation et son extension, le modèle de l'apprenant représente la maîtrise des thèmes sous forme d'une distribution probabiliste entre deux états « maîtrisé » et « non maîtrisé » comme dans SQL-Tutor [Mayo et Metrovic 2000] et dans l'approche de modélisation de l'apprenant basée sur les réseaux bayésiens dynamiques proposée par Reye [Reye 1998]. De plus, dans ANDES [Gertner et al. 1998] qui se base sur la modélisation des plans de résolution, pour un problème donné, le diagnostic permet de calculer des probabilités correspondant aux plans modélisés, afin de déduire le plan plus probablement utilisé par l'apprenant lors de résolution. En revanche, nous n'avons pas trouvé de systèmes basés sur l'approche de modélisation des atomes neutres de connaissance et qui intègrent la notion de l'incertitude. Pour cela, nous posons l'hypothèse que l'incertitude peut être représentée sous forme d'une distribution probabiliste entre deux états « utilisé d'une manière valide » et « utilisé d'une manière invalide » pour chaque atome utilisé par l'apprenant et pour le contexte d'un problème donné.

Par ailleurs, nous notons que le degré d'incertitude des résultats du diagnostic est lié à deux facteurs interdépendants : le mode d'interaction et le domaine d'apprentissage dans l'EIAH.

Le mode d'interaction : dans un système qui a un degré de directivité forte, le diagnostic peut être plus fiable. En effet, dans ce cadre, le système ne laisse pas l'apprenant s'éloigner des solutions prévues et par conséquent le diagnostic peut identifier avec plus de certitude la solution ou l'erreur de l'apprenant par rapport au modèle représenté. Par exemple, le diagnostic de la maîtrise d'un thème en se basant sur des réponses précises de l'apprenant donne des résultats plus certains par rapport à un diagnostic basé sur une analyse épistémique des activités de l'apprenant. Dans le premier cas l'apprenant exprime lui-même ses connaissances en répondant aux questions ; en revanche, dans le deuxième cas, c'est le système qui déduit les connaissances de l'apprenant à partir de ses activités.

Le domaine d'apprentissage : dans le cadre de l'apprentissage de connaissances déclaratives, il est possible de poser à l'apprenant des questions précises pour évaluer sa maîtrise des thèmes du domaine. Dans ce cas, les résultats du diagnostic peuvent être d'un degré de certitude plus élevé que ceux obtenus dans le cadre de l'apprentissage de connaissances procédurales (par exemple l'algèbre, la géométrie), où il y a plusieurs solutions possibles pour chaque problème. Et pour ce type de connaissance, le système analyse la solution de l'apprenant pour déduire la cohérence de son choix d'actions effectuées par rapport au problème donné.

Notons qu'il n'existe pas une approche optimale de modélisation. Chacune des trois approches de modélisation peut être efficace dans un type d'environnement d'apprentissage adapté. Pour nous, comme présenté dans le chapitre précédent (paragraphe I-1.1), pour le diagnostic de la connaissance, l'environnement se base sur l'hypothèse de suivre le travail de l'apprenant sans avoir comme référence uniquement des solutions préalables ; il vérifie la cohérence de sa solution par rapport aux problèmes donnés. De ce fait, la construction du modèle de l'apprenant, ne peut être réalisé en comparant avec les connaissances correctes et incorrectes comme la première approche de modélisation ni en identifiant les plans de résolution parmi un ensemble de plans préalables comme dans la deuxième approche. Nous nous situons donc dans l'approche de la modélisation des atomes de connaissance neutres vis-à-vis de l'apprentissage.

Ainsi, dans nos hypothèses de travail (que nous présenterons dans le chapitre IV), les résultats du diagnostic, calculés dans notre environnement, sont représentés sous formes de probabilités représentant l'utilisation des atomes par l'apprenant lors de la résolution d'un problème. Vu que les résultats du diagnostic représentent la base de la production des rétroactions épistémiques, nous nous focalisons donc dans la suite de notre recherche sur le retour épistémique basé sur un modèle probabiliste de l'apprenant.

4. La production des rétroactions épistémiques dans les EIAH

Deux types de rétroactions peuvent être fournis à l'apprenant lors de son interaction avec l'EIAH. Le premier type est la rétroaction sur l'action, ce type de retour n'est pas lié à la connaissance de l'apprenant, mais lui permet de naviguer et de découvrir l'environnement. Par exemple, l'affichage de la position d'une vis dans l'os du patient est un retour sur les actions de la planification de la vis par l'apprenant et non pas par rapport à ses connaissances.

Le deuxième type est la rétroaction épistémique, l'environnement produit ce type de retour en fonction de l'état de connaissance de l'apprenant, afin de mieux l'aider pendant le

processus d'apprentissage. Par exemple, demander à l'apprenant de consulter les critères du choix du point d'entrée de la vis est un retour sur le fait qu'il n'a pas respecté ou pris en compte ces critères dans sa solution. Pour produire ce type de rétroaction, l'environnement doit déduire l'état de connaissance de l'apprenant, en donnant une signification à ses actions ; il se base donc sur un modèle épistémique de l'apprenant.

Dans le cadre de notre étude, nous nous intéressons à la rétroaction épistémique et les stratégies de sa production à partir d'un modèle probabiliste de l'apprenant. Ces stratégies varient selon ce que l'environnement sait ou peut savoir sur l'apprenant, ainsi que selon son rôle dans le processus de l'apprentissage (évaluer, guider, accompagner, etc.). De plus, elles décrivent la manière dont l'environnement se sert du modèle de l'apprenant.

Dans certains EIAH, le retour épistémique est fourni à l'apprenant à travers l'humain (l'enseignant ou l'expert) en se basant sur les informations obtenues à partir des inférences sur le modèle de l'apprenant. D'autres intègrent un modèle pédagogique qui permet de produire automatiquement des rétroactions épistémiques en se basant sur des méthodes de l'intelligence artificielle. Nous décrivons d'abord brièvement le retour épistémique à travers l'humain, puis nous présentons les stratégies de la production automatique de rétroaction épistémique.

4.1. Rétroaction à travers l'humain

Le rôle des EIAH qui adoptent cette stratégie se limite à construire en quelque sorte le modèle de l'apprenant en fournissant des informations concernant par exemple les connaissances que l'apprenant ne maîtrise pas bien, ses erreurs, ou sa stratégie de résolution de problème. Ces informations seront ensuite à la disposition de l'enseignant qui va décider, de son point de vue, le retour le plus pertinent à donner à l'apprenant par rapport à son état de connaissance. Par exemple, l'enseignant peut choisir de donner un exercice adapté au niveau de l'apprenant, ou bien de lui fournir une assistance concernant un concept en particulier.

4.2. Rétroaction à travers la machine

Certains EIAH produisent automatiquement les rétroactions en intégrant un modèle pédagogique représentant la stratégie et la méthode de la production des rétroactions épistémiques suite à un diagnostic. Nous soulignons dans ces systèmes la dépendance forte entre la stratégie de production des rétroactions et la manière dans laquelle les résultats du diagnostic sont formalisés.

Ainsi, comme nous l'avons écrit précédemment, dans notre cadre de travail les résultats du diagnostic de la connaissance se représentent avec un degré d'incertitude sous forme de probabilités. De ce fait, nous nous intéressons aux systèmes qui produisent des rétroactions basées sur un raisonnement et une prise de décision avec un degré d'incertitude. Dans cette orientation et dans le cadre des STI, Mayo et Metrovic [2001] ont étudié différentes applications qui produisent automatiquement des rétroactions selon les stratégies de PAS (Sélection de l'Action Pédagogique) et qui se basent sur un modèle probabiliste de l'apprenant représenté sous forme de Réseaux Bayésiens (nous présentons les réseaux bayésiens dans le chapitre suivant III.1.1.3). Les stratégies PAS produisent des rétroactions en sélectionnant la prochaine action du système, cela en fonction du modèle de l'apprenant (l'état de ses connaissances, sa solution, etc.). Mayo et Metrovic ont identifié ainsi trois types de stratégies de PAS, que nous présenterons dans les paragraphes suivants.

4.2.1. Stratégies alternatives

Dans ces stratégies, le choix de la prochaine action pédagogique du système se fait en fonction des règles de décision heuristiques. Par exemple dans le système ANDES [Gertner et al. 1998], basé sur la modélisation des plans de résolution, le système diagnostique le chemin (les plans de la résolution) qui a la plus forte probabilité d'être utilisé par l'apprenant. Puis, à partir de ce chemin, des règles heuristiques déterminent quelle aide fournir à l'apprenant comme retour de sa résolution.

4.2.2. Stratégies basées sur le diagnostic

Dans cette approche le système a l'objectif de diagnostiquer l'état de l'apprenant. Il sélectionne donc les actions dont les résultats vont probablement augmenter le degré de certitude du diagnostic. Par exemple, dans le travail de [Millán et al. 2000], le système sélectionne les questions qui peuvent maximiser la certitude (les probabilités a posteriori de certains nœuds dans le réseau) que l'apprenant maîtrise ou non les concepts du domaine pour les poser ensuite à l'apprenant.

4.2.3. Stratégies basées sur la théorie de la décision

Dans cette approche, le système décide la prochaine action en se basant sur la théorie de la décision. En simplifiant, disons qu'il sélectionne l'action la plus utile par rapport à l'état de connaissance diagnostiqué en se basant sur des critères de préférence pédagogique. Les critères de préférence représentent les facteurs qui influencent le choix du décideur. Par exemple le système CAPIT [Mayo et Metrovic 2001] qui est un STI pour l'apprentissage de la ponctuation et de la capitalisation en anglais, sélectionne comme rétroaction un problème qui maximise l'utilité pédagogique en se basant sur le nombre d'erreurs effectuées par l'apprenant. Plus précisément, si l'apprenant ne fait pas d'erreurs alors le système lui envoie comme prochaine action un problème plus compliqué, en revanche s'il fait des erreurs alors le prochain problème sera plus simple.

Dans la conception de notre procédure de prise de décisions didactiques, bien que nous focalisons essentiellement sur l'approche de la théorie de la décision (nous présenterons cette approche plus en détail dans le chapitre suivant) nous adoptons aussi d'autres stratégies selon les différentes étapes de la procédure.

5. Positionnement et Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'articulation entre différentes questions de recherche liée à l'EIAH afin de nous orienter dans la conception d'un modèle didactique de la production des rétroactions épistémiques.

Comme présenté dans le chapitre précédent (paragraphe I-2.1), notre cadre d'étude est un environnement informatique pour l'apprentissage de la chirurgie orthopédique. L'environnement est basé sur une approche considérant que l'apprenant construit ses connaissances en interagissant avec le système. De ce fait, nous nous situons dans le cadre des environnements de découverte guidée : l'environnement laisse à l'apprenant la liberté d'effectuer ses choix pour la résolution, mais en même temps il l'observe pour lui envoyer des rétroactions favorisant la réflexion sur son action.

Ainsi, notre environnement vise l'apprentissage des connaissances empiriques en prenant en compte les connaissances déclaratives [Vadcard et Luengo 2005a]. Comme présenté dans le chapitre précédent (paragraphe I-2.2), les connaissances empiriques représentent les connaissances utilisées par l'expert et/ou l'apprenant au cours d'action. L'évaluation de l'apprentissage de ce type de connaissances est de nature contextuelle ; l'utilisation d'une

connaissance peut être cohérente par rapport au contexte d'un problème et incohérente dans le contexte d'un autre problème. De ce fait, nous nous situons dans l'approche de la modélisation des atomes de connaissances neutres vis-à-vis de l'apprentissage. Les connaissances du domaine en situation de résolution de problème sont formalisées sous forme d'atomes fins associés à leurs domaines de validité.

En plus, du point de vue du diagnostic, nous posons l'hypothèse que l'environnement déduit l'état de connaissance de l'apprenant avec un certain degré d'incertitude. De ce fait, nous focalisons notre étude autour les stratégies PAS ; stratégies basées sur une modèle probabiliste de l'apprenant pour sélectionner la prochaine action du système. Notre environnement ne dispose pas d'une liste prédéfinie des actions possibles ; les rétroactions sont formulées en plusieurs étapes en se basant sur les différentes stratégies de PAS et en fonction des critères extraits de l'analyse didactique de la connaissance. Cependant, du point de vue méthodologique, nous adoptons en particulier l'approche de la théorie de la décision.

Dans le chapitre suivant nous présenterons l'aspect technique de la représentation de la connaissance ainsi que de la prise de décision.

CHAPITRE III - La représentation de la connaissance et de la prise de décision dans les systèmes informatiques pour l'apprentissage humain

Plan du chapitre

Introduction

1. La représentation de la connaissance dans les EIAH
 - 1.1. Exemples de systèmes de représentation de la connaissance
 - 1.1.1. Les règles de production
 - 1.1.1.1. Exemple d'application dans un EIAH : Anaïs
 - 1.1.2. Les graphes conceptuels
 - 1.1.2.1. Exemple d'application dans un EIAH
 - 1.1.3. Réseaux bayésiens
 - 1.1.3.1.1. Exemple d'application dans un EIAH : ANDES
 - 1.2. Discussion
 2. La représentation de décisions dans les systèmes informatiques
 - 2.1. Le Diagramme d'influence
 - 2.2. La notion d'utilité
 - 2.2.1. La fonction d'utilité
 - 2.2.2. L'inférence selon la théorie de la décision
 - 2.3. Exemples d'applications dans les systèmes informatiques
 3. Positionnement par rapport à quelques travaux basés sur la théorie la décision dans les EIAH
 4. Conclusion
-

Introduction

Nous avons évoqué dans le chapitre précédent la façon de modéliser les connaissances, ce qui s'applique aussi bien aux connaissances du domaine, de l'expert que de l'apprenant. Dans ce chapitre nous nous intéressons à la mise en œuvre de ces modèles de connaissances dans les systèmes informatiques. Plus spécifiquement, nous nous focalisons sur les représentations utilisées dans les EIAH et qui permettent la production automatique de rétroactions épistémiques.

Etant donné que nous n'avons pas trouvé jusqu'à présent de systèmes destinés à l'apprentissage qui produisent automatiquement des rétroactions épistémiques et qui, en même temps, prennent en compte la dimension didactique et pédagogique, nous avons divisé notre recherche en deux parties. Dans la première partie nous restons dans le cadre des EIAH, et nous étudions les représentations informatiques de la connaissance dans les EIAH pour la construction d'un modèle de l'apprenant. Cette partie nous a guidé dans notre choix de la manière et du mécanisme avec lesquels notre environnement peut intégrer et déduire l'état de connaissance d'un apprenant tout en respectant les hypothèses de base présentées dans le chapitre I (paragraphe I-1.1).

Dans la deuxième partie nous avons élargi la recherche aux systèmes informatiques qui automatisent la prise de décision pour produire des rétroactions en se basant sur des données de nature incertaine. Cette partie nous a permis d'étudier les représentations et les mécanismes qui permettent à un système informatique de décider quelle rétroaction sera produite par rapport aux observations, et aussi de nous positionner par rapport aux quelques systèmes d'apprentissage qui utilisent une approche basée sur la théorie de la décision.

1. La représentation de la connaissance dans les EIAH

Les EIAH peuvent avoir différents comportements comme par exemple évaluer, juger, interpréter, accompagner, décider, planifier, etc. Des mécanismes d'inférence permettent aux systèmes informatiques de produire ces comportements intelligents. Selon Kayser [1997], « *l'inférence est un ensemble de mécanismes par lesquels des entrées sont combinées à des connaissances préalables afin d'obtenir des comportements élaborés* ». Pour évaluer l'apprenant à travers un questionnaire à choix multiples (QCM), le système compare ses réponses aux réponses attendues. Cette comparaison permet d'évaluer les réponses de l'apprenant. En revanche, pour évaluer l'état de connaissance de l'apprenant, le mécanisme d'inférence ainsi que les connaissances préalables deviennent plus complexes à représenter.

Pour appliquer l'inférence, les connaissances préalables ainsi que les observables sont modélisées en vue d'une représentation en machine. Selon le dictionnaire terminologique (<http://www.granddictionnaire.com/>) « **la modélisation** est une description dans un langage compréhensible par l'ordinateur de la forme, du mouvement et des caractéristiques d'un objet ou d'un ensemble d'objets qui crée un modèle »³, et « **la représentation des données** est une manière de structurer une donnée, selon la catégorie à laquelle elle appartient (analogique, numérique, logique, etc.) et selon une convention établie. Par exemple, on peut représenter une donnée sous forme binaire, à partir de 0 et de 1. »⁴. En résumé, la modélisation permet de décrire les connaissances, et la représentation permet de les structurer afin de les intégrer dans les systèmes informatiques.

³ Office de la langue française, 2002

⁴ Office de la langue française, 1999

Dans le cadre des EIAH, la recherche sur la modélisation de la connaissance est proche des domaines de la didactique et des sciences cognitives. En revanche, la recherche sur la représentation est plutôt du domaine informatique. Elle se situe dans le cadre de l'application et de l'adaptation des méthodes et des outils de l'intelligence artificielle pour la conception de l'EIAH.

De notre point de vue, il n'existe pas une barrière stricte entre modélisation et représentation de la connaissance. Certains modèles peuvent structurer les données et certaines représentations les décrire. La représentation permet d'encapsuler les connaissances modélisées pour leur mise en œuvre dans les systèmes informatiques. De plus, il est possible de faire plusieurs représentations basées sur un même modèle de connaissance, mais il faut que la représentation soit adaptée au modèle. Par conséquent, le choix d'une représentation efficace dépend de la forme et du contenu de la connaissance décrite dans le modèle, ainsi que de la manière dont le système s'en sert.

Par ailleurs, la recherche informatique sur la représentation de la connaissance a mené à une grande variété de systèmes de représentation. En particulier, dans le domaine de l'ingénierie des connaissances, il existe plusieurs familles de représentation, comme par exemple les logiques, les réseaux, les objets, etc. Dans ce chapitre, nous présenterons quelques représentations utilisées dans des EIAH existants et les mécanismes d'inférence qu'ils utilisent pour déduire des informations concernant l'apprenant.

1.1. Exemples des systèmes de représentation de la connaissance

Nous avons choisi de présenter d'abord les règles de production comme exemple d'une représentation formelle et d'en montrer l'utilisation dans le logiciel Anaïs, puis les graphes conceptuels comme exemple d'une représentation graphique et l'utilisation dans le logiciel DIOGen. Nous présentons ensuite les réseaux bayésiens comme exemple d'une représentation avec deux dimensions : graphique et formelle, ainsi que leur utilisation dans ANDES. Enfin, nous discutons les avantages et les inconvénients de ces représentations par rapport à notre problématique.

1.1.1. Les règles de production

Une règle de production « Si conditions alors conclusions » se décompose en deux parties : les « conditions » qui doivent être vérifiées pour appliquer la règle, et les « conclusions » qui représentent la conséquence de l'application de la règle. Certaines règles peuvent être non déterministes en ajoutant un coefficient d'incertitude α (nombre entre 0 et 1) sur la conclusion. Par exemple dans le système Mycin [Shortliffe 76] qui est un système expert pour le diagnostic médical et la thérapie des maladies infectieuses du sang, une règle peut être :

Si

- 1) *l'infection à soigner est une méningite*
- 2) *l'organisme n'a pas été vu dans la culture*
- 3) *le type de l'infection est bactérien*
- 4) *le patient n'a pas de blessure à la tête*
- 5) *l'âge du patient est compris entre 15 et 55*

Alors *les organismes pouvant causer l'infection sont :*

- *diplococcus-pneumonia (0.75)*
- *neisseria-meningitidis (0.74)*

Dans un système à base de règles, les connaissances du domaine ou de l'expert sont représentées sous forme de règles et stockées dans une base appelée « la base de règles ». Les données relatives à un problème particulier sont stockées dans « une base de faits ». Dans l'exemple de Mycin, un fait peut être l'âge du patient, le type d'infection, etc.

Un moteur d'inférence permet ensuite d'appliquer les règles de production en les combinant avec les données de la base de faits pour atteindre la solution du problème courant. La figure (1) montre un schéma d'interaction entre ces trois modules.

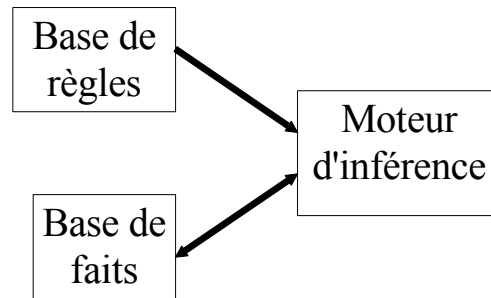


Figure III - 1 : Les modules d'un système à base de règles.

1.1.1.1. Exemple d'application dans un EIAH : Anaïs

Dans le cadre de l'environnement Aplusix pour l'apprentissage de l'algèbre [Nicaud et al. 2004], nous prendrons le logiciel **Anaïs** comme exemple d'application de règles de production dans la tâche du diagnostic de l'activité de l'apprenant lors de la résolution de problèmes.

Aplusix permet à l'élève de résoudre des problèmes d'algèbre élémentaire (de la 4^e à la 2nde), de type résolution d'équations et d'inéquations du premier et second degré, résolution de systèmes, calcul, factorisation, développement. Le logiciel Anaïs analyse les expressions algébriques produites par l'élève dans le but de déduire les transformations algébriques correctes ou erronées appliquées. Il utilise pour cela une base de règles de réécriture et de production. Cette base contient quatre types de règles [Renaudie 2005]:

- ✓ Règles de résolution correctes faisant directement progresser la résolution de l'exercice. Par exemple la règle qui décrit la transformation $ax + bx \rightarrow (a+b)x$.
- ✓ Règles générales correctes ne faisant pas directement progresser la résolution de l'exercice. Par exemple : « Passage d'un terme additif constant à gauche dans une équation/inéquation en changeant son signe. »
- ✓ Règles erronées. Par exemple : $(x+a)(x+b) \rightarrow x(a+b)$
- ✓ Règles correctes dans certains cas et erronées dans d'autres. Par exemple « dans une équation/inéquation, passage d'un terme du numérateur gauche au dénominateur droit sans changer son signe. ».

Pour effectuer le diagnostic, Anaïs se base sur un algorithme d'exploration heuristique. Cet algorithme développe un arbre des règles applicables à partir de l'expression source, et cherche une succession de règles permettant d'obtenir l'expression résultat. L'exploration est basée sur une stratégie heuristique qui consiste à lister à chaque noeud toutes les règles applicables pour sélectionner la « meilleure », et à itérer le processus afin de construire un arbre de solutions. Un exemple d'arbre est montré dans la figure (2).

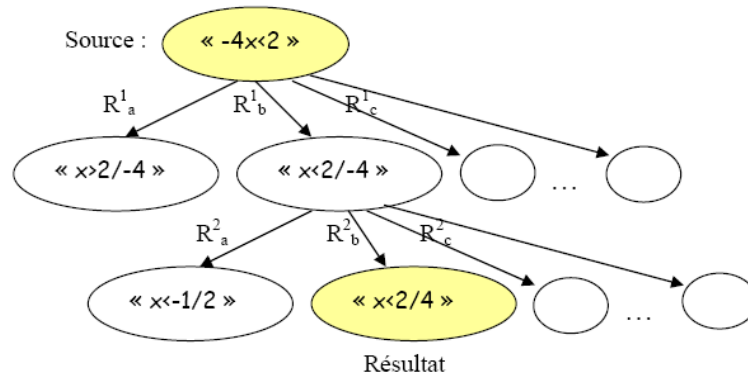


Figure III - 2 : le principe de l’algorithme d’exploration d’Anaïs⁵.

1.1.2. Les graphes conceptuels

Ce modèle de représentation de type réseaux sémantiques permet de représenter les connaissances à travers des nœuds et des arcs. Dans un graphe conceptuel, il existe deux types de nœuds : les nœuds de concepts qui sont interconnectés par les nœuds de relations. Le sens d’un graphe vient de l’interprétation des liens entre les concepts. Par exemple le graphe de la figure (3) représente : « *Le chef prépare les plats, la serveuse les sert aux clients* ».

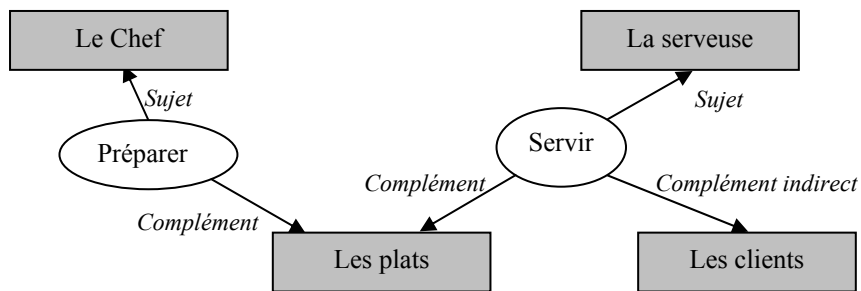


Figure III - 3: Un exemple de graphe conceptuel⁶.

Pour construire un graphe conceptuel, il faut respecter des contraintes syntaxiques définies dans « un support » et qui décrivent le domaine d’application. Un support se compose de [Kayser 1997] :

- ✓ Un ensemble de « types de concepts » organisés en treillis qui représentent une hiérarchie « sorte-de ».
- ✓ Un ensemble de « types de relations » ainsi qu’un ensemble de « graphes étoiles » qui montrent les types de concepts correspondant à chaque relation.
- ✓ Un ensemble de « marqueurs » qui sont associés aux concepts par une relation de conformité.

La figure 4.A représente un exemple de support, et la 4.B représente des exemples de graphes basés sur ce support.

⁵ Schéma issu de la thèse de David Renaudie [Renaudie 2005].

⁶ Exemple issu du cours de Sahbi Sidhom [Sidhom 2007].

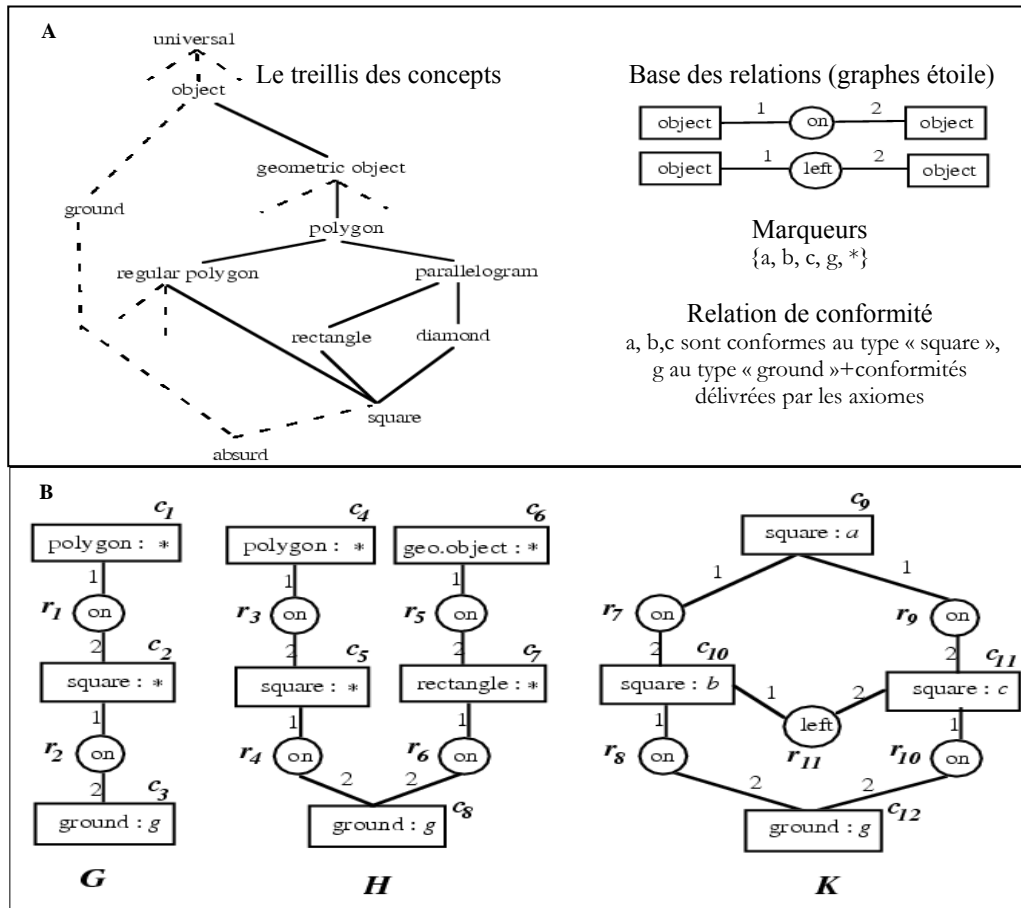


Figure III - 4 : A. Un exemple de support, B. Exemples de graphes conceptuels basés sur ce support.

A partir d'un graphe conceptuel, les informations fournies par le support permettent de déduire de nouvelles informations. Il est en effet possible de vérifier, par exemple, si un concept est présent dans le graphe ou non, ou bien de vérifier la présence d'une relation entre deux concepts. Pour effectuer ces vérifications, il y a une opération essentielle sur les graphes, nommée la *projection*. Il s'agit de conserver l'étiquetage des nœuds de relation, et de rendre plus spécifique celui des nœuds de concept tout en respectant la hiérarchie des concepts. Par exemple dans la figure 4.B, le graphe K est une projection du graphe H.

Ainsi, cette représentation graphique des connaissances favorise, pour les utilisateurs, la compréhension, la création et la modification de leurs graphes de façon beaucoup plus simple qu'avec une représentation sous forme de formules logiques.

1.1.2.1. Exemple d'application dans un EIAH

Pour illustrer l'utilisation des graphes conceptuels, nous prendrons le logiciel DIOGen, logiciel pour la classification automatique des cartes conceptuelles afin d'évaluer des connaissances déclaratives de l'apprenant [Delorme 2005].

Dans ce travail l'idée de base « *est d'utiliser des cartes conceptuelles⁷ comme outil d'évaluation : l'apprenant réalise une carte, qui est comparée aux cartes de référence réalisées préalablement par l'enseignant. Le résultat de cette comparaison permet alors*

⁷ La carte conceptuelle est un graphe composé de nœuds qui représentent les concepts et les relations existant entre les concepts. Ainsi, selon Delorme cet outil est très peu formalisé et contrairement aux graphes conceptuels, il ne nécessite pas de compétence en modélisation des connaissances.

d'établir un diagnostic quant aux connaissances de l'apprenant ». Le besoin principal pour ce travail est une méthode pour la classification supervisée des cartes conceptuelles. Pour cela, ils ont tenté de représenter les cartes sous forme de graphes conceptuels afin de profiter de leurs outils de manipulation. La figure (5) représente un graphe conceptuel pour la définition de « tri récursif » pour un cours d'algorithmique.

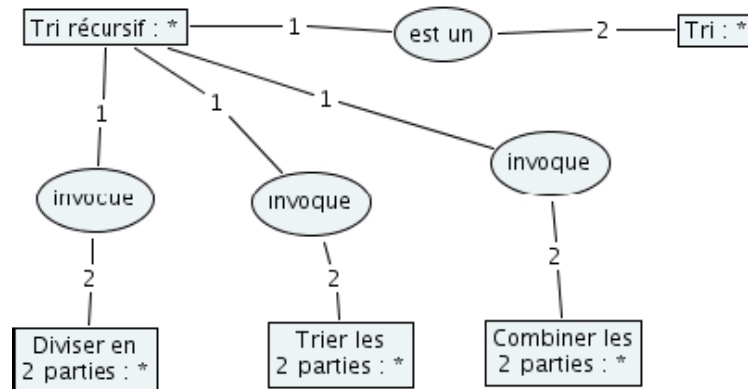


Figure III - 5 : Graphe conceptuel qui représente la définition d'un tri récursif⁸.

Ainsi, pour évaluer l'apprenant, DIOGen fait usage d'une méthode développée par Genest [2000] dans le cadre d'un système qui utilise les graphes conceptuels pour indexer des ressources bibliographiques. Cette méthode permet de classer automatiquement un graphe donné parmi plusieurs classes prédéfinies. L'adaptation de cette méthode dans DIOGen se réalise en considérant la carte réalisée par l'apprenant comme un graphe requête, et les cartes de référence de l'enseignant comme des graphes réponses à reconnaître. La carte de référence la plus proche est alors celle qui est la plus pertinente par rapport à la carte de l'apprenant. Cependant, il n'est pas possible de déterminer l'ordre des transformations pour faire converger le graphe requête vers le graphe réponse. Le calcul de toutes les transformations possibles a rendu cette méthode inapplicable dans un temps raisonnable. Cette étude ainsi a dévoilé la complexité des algorithmes de classification reposant sur l'utilisation des graphes conceptuels [Delorme 2005].

1.1.3. Les Réseaux Bayésiens

« Un réseau bayésien est un graphe causal auquel on a associé une représentation probabiliste sous-jacente » [Naïm et al. 2002]. Il y a deux aspects de représentation dans les réseaux bayésiens :

- ✓ Un aspect graphique qui structure la dépendance et la causalité entre les variables sous forme de nœuds et d'arcs orientés.
- ✓ Un aspect quantitatif qui décrit cette dépendance entre les variables sous forme de probabilités conditionnelles.

Par exemple, le réseau de la figure (6) décrit « si un pommier est malade et/ou l'automne est arrivé alors le pommier perd ses feuilles ». Dans ce réseau les arcs sont orientés des causes vers la conséquence. Chaque nœud représente une variable, et il possède d'un ensemble d'états possibles qui sont, pour cet exemple, oui et non. Ainsi, à chaque état il est associé une probabilité ou une probabilité conditionnelle dans le cas où le nœud a des parents. Dans la partie droite de la figure, nous voyons les trois tableaux de probabilités correspondant à chaque nœud.

⁸ Figure issue de [Delorme 2005]

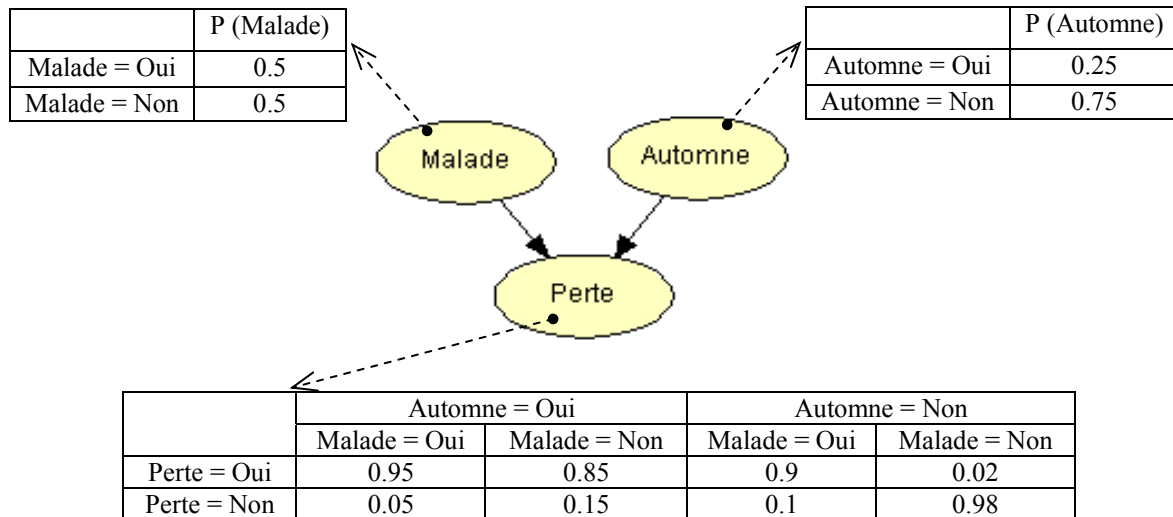


Figure III - 6: Un réseau qui représente l'exemple d'un pommier avec les tableaux de probabilités associés aux noeuds.

En bas de la figure (6) le tableau de probabilité conditionnelle du nœud « perte » définit les probabilités conditionnelles que le pommier perde ses feuilles sachant les états des noeuds Automne et Malade $P(\text{Perte} | \text{Automne}, \text{Malade})$. Par exemple la formule $P(\text{Perte} = \text{oui} | \text{Automne} = \text{non}, \text{Malade} = \text{oui}) = 0.9$ signifie que la probabilité de perdre les feuilles du pommier si il est malade et ce n'est pas l'automne est de 90%.

L'inférence dans le réseau bayésien permet de calculer les probabilités des variables inconnues en fonction des variables connues. Selon [Naïm et al. 2002] « *L'inférence dans un réseau de causalités consiste à propager une ou plusieurs informations certaines dans ce réseau, pour déduire comment les croyances concernant les autres nœuds sont modifiées* ». Plusieurs algorithmes existant permettent d'appliquer l'inférence dans les réseaux bayésiens, comme par exemple « Message Passing » [Pearl 1988], « Junction Tree » [Jensen 1990], etc. Le calcul dans ces algorithmes est essentiellement basé sur la formule de Bayes présentée dans l'équation [1].

$$P(A|B) = \frac{P(A, B)}{P(B)} = \frac{P(B|A) * P(A)}{P(B)} \quad [1]$$

Cette formule signifie que si l'on peut dire que A influence B, savoir que B a eu lieu permet également d'avoir une idée de la survenue de A ; $P(A,B)$ représente la probabilité que A et B surviennent tous les deux. Par exemple le réseau de la figure (7) représente les relations de causalités suivantes :

- S'il y a un feu « Fire » alors il y aura de la fumée « Smoke »,
- S'il y a du feu « Fire » alors l'alarme se déclenche « Alarm »,
- S'il y a une altération « Tampering » alors l'alarme se déclenche « Alarm »,
- Si l'alarme se déclenche « Alarm » alors les gens quittent l'établissement « Leaving »

Dans cet exemple, à partir des informations certaines de « il y a de la fumée » et « les gens quittent l'établissement » l'inférence dans le réseau permet de calculer les probabilités a posteriori d'avoir un feu et une altération en se basant sur la règle de Bayes et en fonction des tableaux de probabilités conditionnelles. Nous voyons à gauche de la figure (7), que dans le cas où les probabilités à priori des nœuds « Leaving » et « Smoke » sont 100% « True »,

l'inférence déduit que les probabilités à posteriori des nœuds « Fire » et « Tampering » sont respectivement 98% et 2.87% « True », ce qui signifie que à partir des informations certaines le système déduit qu'il très probable d'avoir un feu.

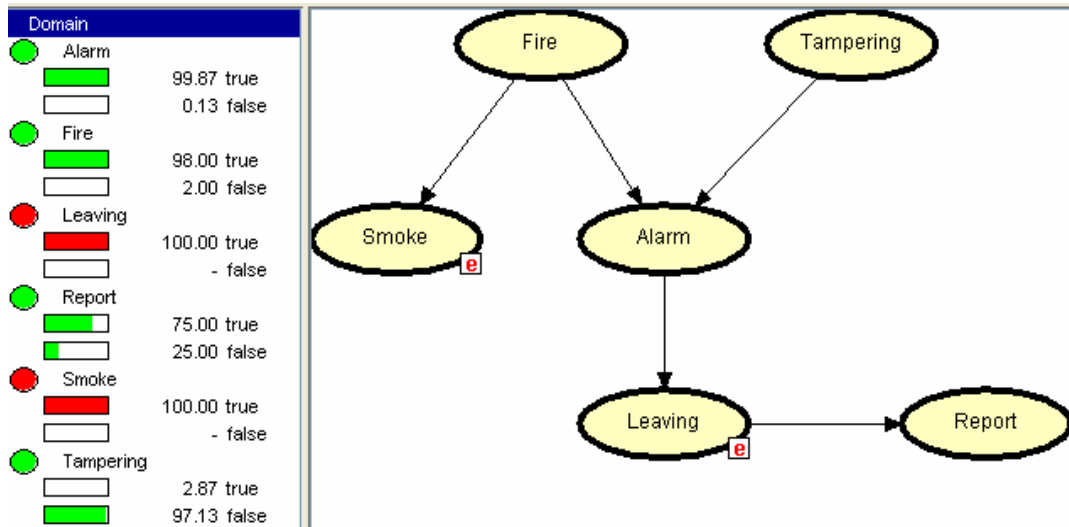


Figure III - 7: Exemple d'inférence dans le Réseau Bayésien ; à gauche les probabilités résultant de l'inférence après l'observation de *smoke* et *leaving*.

1.1.3.1. Exemple d'application dans un EIAH : ANDES

Nous présentons ANDES [VanLehn et al. 2005] comme exemple d'application des réseaux bayésiens pour le diagnostic de la connaissance de l'apprenant en se basant sur le plan de la résolution de problèmes ainsi que la production des rétroactions. ANDES est un système pour l'apprentissage des thèmes en physique, ce système a pour principe de maximiser l'initiative chez l'apprenant et de lui donner de la liberté pendant les activités pédagogiques.

Dans ANDES, le système utilise une structure probabiliste pour accomplir trois types d'estimations liées à l'apprenant [Conati et al., 2002]: (1) la reconnaissance de plan de la résolution, (2) la prédiction des actions et (3) l'évaluation de l'apprenant à long terme. Ainsi, ANDES représente deux types de connaissances liées à l'apprenant avec les réseaux bayésiens, à savoir : Domain-general knowledge, Task-specific knowledge.

Domain-general knowledge : cette partie représente la maîtrise (par l'apprenant à long terme) des concepts et des procédures générales des lois de Newton. Les connaissances sont modélisées sous forme de règles avec deux états possibles : maîtrisée « True » ou non « False ». Une règle maîtrisée signifie que l'apprenant est capable de l'appliquer d'une manière correcte pour résoudre un problème dans tous les contextes possibles. Pour cela, le réseau contient aussi les nœuds « Context Rule » qui représentent les différents contextes de l'application des règles.

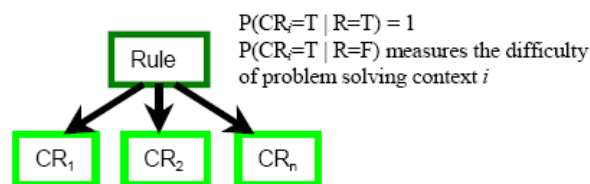


Figure III - 8: La relation entre les nœuds « Rule » et « Contexte Rule » dans ANDES.

La figure (8) montre la relation entre les règles et leurs contextes. Une règle est maîtrisée $R=True$ si elle est bien maîtrisée dans tous les contextes CR_i . Par conséquent, si $R=True$ alors $P(CR_i=T|R=T) = 1$, ce qui signifie qu'elle est sera forcément maîtrisée dans tous les contextes CR_i .

Task-Specific-knowledge : cette partie détecte le plan appliqué par l'apprenant lors de la résolution d'un problème. Le réseau dans cette partie est construit automatiquement à partir de la production d'un *solver*. Le *solver* génère d'abord pour chaque problème toutes les solutions possibles sous forme de « solution graph », dont la figure 9.A donne un exemple. Puis, le graphe est transformé en réseau bayésien, comme montré dans la figure 9.B. La transformation s'effectue d'abord en considérant les nœuds du graphe comme nœuds d'un réseau bayésien, et les relations entre les nœuds du graphe comme des relations de causalité. Puis, on ajoute la dimension probabiliste à chaque nœud (voir [Conati et al., 97] pour plus de détails).

Le réseau contient les nœuds *Context Rule*, ainsi que quatre autres types des nœuds : *Fact*, *Goal*, *Rule Application*, et *Stratégies* (figure 9.B). Les nœuds de type *Fact* et *Goal* représentent les informations qui proviennent de l'application d'une règle pour résoudre le problème. Un nœud du type *Rule Application* relie les nœuds *Context Rule* aux nœuds *Goal* et *Fact*. Si plusieurs solutions sont possibles pour un « goal », alors un nœud de type *Strategy* représente la stratégie appliquée pour atteindre le but.

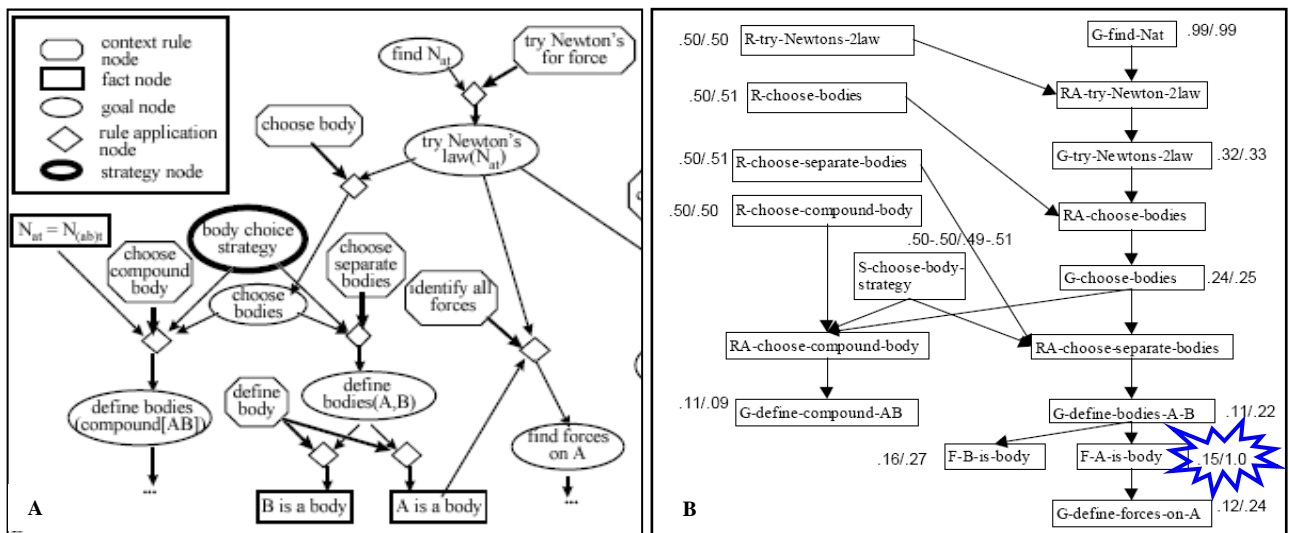


Figure III - 9: A. représente le « solution graph » pour un problème⁹. B. représente les noeuds du réseau bayésien correspondant à ce graphe, ainsi que leurs probabilités avant (la valeur à gauche) et après (la valeur à droite) le fait que l'apprenant a sélectionné «block A as the body »¹⁰.

De plus, après chaque action de l'apprenant, l'inférence dans le réseau permet de modifier la croyance concernant la stratégie appliquée ainsi que la maîtrise d'une règle. La figure 9.B montre un exemple d'inférence après avoir obtenu une certitude concernant le fait « A-is-body » (sa probabilité est égale à 1).

En outre, après la fin d'un exercice, les probabilités a posteriori de « Context Rule » seront rentrées dans le réseau « Domain-general knowledge » afin de mettre à jour le modèle de l'apprenant pour le prochain exercice. Cela permet de résumer les observations du passé pour

⁹ A block (A) of mass 50kg rests on top of a table. Another block (B) of mass 10kg rests on top of block A. What is the normal force exerted by the table on block A?

¹⁰ Figure issue de l'article de [Conati et al., 97].

la prédiction des actions de l'apprenant, parce que l'évaluation de ce que l'apprenant sait influence la probabilité de la solution qu'il va adopter et vice versa.

Par ailleurs, les rétroactions sont produites dans ANDES dans deux cas. Premièrement, si l'apprenant demande de l'aide lors de la résolution, le système lui envoie une aide appropriée par rapport à son modèle à court terme « Task-Specific knowledge », en fonction du *goal* qu'il est probablement en train de résoudre et la prédiction de l'*action* qu'il va appliquer. Deuxièmement, le système décide d'envoyer à l'apprenant les instructions concernant une règle en particulier s'il déduit que l'apprenant ne connaît pas cette règle. Plus précisément si la probabilité a posteriori associée à cette règle est inférieure à un seuil donné, le système décide alors de l'expliquer à l'apprenant. Le système se base donc sur une stratégie alternative pour produire l'aide à l'apprenant.

1.2. Discussion

Par rapport aux approches de la modélisation de connaissance présentées dans le chapitre précédent (paragraphe II.3.1), certains systèmes de représentations sont plus appropriés et efficaces pour certains modèles. Toutefois, pour choisir la meilleure représentation il faut prendre aussi en compte les données fournies au système et la manière dont il s'en sert. Par exemple, pour déduire les erreurs de l'apprenant dans le cas d'une modélisation de la connaissance correcte et/ou incorrecte (paragraphe II.3.1.1), si les données sont d'une nature déterministe alors la représentation la plus appropriée est les règles de production, mais si en revanche elles sont d'une nature incertaine, alors il est plus approprié d'utiliser une représentation permettant le raisonnement avec incertitude comme les réseaux bayésiens.

Bien qu'il existe une grande variété de systèmes de représentation de la connaissance utilisés dans les EIAH, nous avons choisi de ne présenter dans cette partie que trois exemples qui nous semblent utiles pour argumenter notre orientation. Chaque système de représentation possède des avantages et des inconvénients, et en fonction de nos besoins nous sommes particulièrement intéressé aux aspects suivants : la prise en compte de l'incertitude, la lisibilité et la flexibilité.

La prise en compte de l'incertitude

Comme nous l'avons présenté dans le chapitre précédent (paragraphe II-3.2), les informations dont le système dispose sur l'apprenant sont déduites de l'observation, et le système ne peut pas être complètement sûr quand il s'agit de la connaissance de l'apprenant. Par conséquent, pouvoir raisonner avec un degré d'incertitude est essentiel pour notre problématique.

Dans la logique approximative, l'incertitude est représentée sous forme d'un coefficient sur les conclusions comme dans les règles de production (paragraphe 1.1.1). Bien que l'incertitude dans cette approche porte sur les conclusions, il est difficile de raisonner avec des informations incomplètes ou incertaines. Le réseau bayésien permet de raisonner facilement sur les informations incomplètes grâce aux probabilités et aux algorithmes d'inférences.

La lisibilité

Du fait de la multidisciplinarité de la recherche sur la conception des EIAH, il est important de pouvoir communiquer le modèle aux spécialistes en didactique et en sciences cognitives. Pour cela, les représentations de type graphique ont plus d'avantages au niveau de la lisibilité et de la structuration de donnée.

Un graphe conceptuel est facilement lisible, mais il ne permet pas d'exprimer directement la causalité entre les variables dans le modèle. En revanche, l'orientation des arcs entre les

nœuds du réseau bayésien favorise la lisibilité du sens de la causalité entre les variables du problème.

La flexibilité

Dans le domaine médical, les procédures évoluent assez rapidement au cours du temps. Il est donc important que le modèle soit flexible pour permettre de modifier et/ou ajouter de nouvelles connaissances.

Dans les systèmes à base de règles de production, cet aspect est plus difficile parce qu'ils ne possèdent pas une structuration graphique, alors, pour modifier et/ou ajouter de nouvelles données, il faut modifier toutes les règles en rapport avec ces données. Par contre, dans les réseaux bayésiens il est plus facile d'ajouter ou de supprimer un arc ou un nœud ; les modifications seront appliqués juste au nœud concerné (ajouté ou sur lequel l'arc s'oriente) sans avoir besoin de modifier les autres nœuds présents dans le réseaux.

Selon [Naïm et al. 2002] « *L'utilisation pratique d'un réseau bayésien peut être envisagée au même titre que celle d'autres modèles : réseaux neuronaux, systèmes experts, arbres de décision, modèles d'analyse de données (régressions linéaires), arbres de défaillances, modèles logiques, etc. ... En dehors de toute considération théorique, les aspects suivants des réseaux bayésiens les rendent, dans de nombreux cas, préférables à d'autres modèles : acquisition des connaissances, représentation des connaissances, utilisation des connaissances et qualité de l'offre en matière de logiciels* ». De ce point de vue, comme la montre la figure (10), les réseaux bayésiens se révèlent comme le meilleur système de représentation concernant l'incertitude et la lisibilité.

Connaissances	Réseaux neuronaux	Arbres de décision	Systèmes experts	Réseaux bayésiens
ACQUISITION				
Expertise seulement			★	
Données seulement	★	+		+
Mixte	+	+		★
Incrémental	+			★
Généralisation	★	+		+
Données incomplètes	+			★
REPRÉSENTATION				
Incertitude			+	★
Lisibilité		+	+	★
Facilité	+	★		
Homogénéité				★
UTILISATION				
Requêtes élaborées			+	★
Utilité économique	+			★
Performances	★			

Figure III - 10 : Tableau qui représente les avantages comparatifs des réseaux bayésiens. Le signe « + » signifie que la technique présente cet avantage. Le signe « * » représente la meilleure technique [Naïm et al. 2002].

En conclusion, nous avons choisi d'utiliser les réseaux bayésiens comme systèmes de représentation des connaissances. Bien qu'elle ne soit pas la seule représentation qui réponde à nos besoins, elle présente des avantages concernant les points discutés ci-dessus. En revanche, les deux difficultés de la mise en œuvre des réseaux bayésiens sont la définition de la structure du réseau et la définition des probabilités a priori. Dans notre environnement, la modélisation de la connaissance en se basant sur le modèle ckç (paragraphe IV.1.1.1) facilite la définition de la structure du réseau. Ainsi, pour le remplissage des tableaux de probabilités, il est envisagé d'appliquer des méthodes d'apprentissage automatique à partir des données.

2. La représentation de décisions dans les systèmes informatiques

Compte tenu de notre cadre d'étude, notre besoin est la représentation de la prise de décision qui se base sur des informations de nature incertaine.

En prenant en compte cette dimension de notre problématique, nous avons étudié quelques travaux effectués au sein du domaine de l'analyse de décision qui utilisent les méthodes de l'intelligence artificielle pour représenter la décision. Dans ce domaine la problématique essentielle est : « comment prend-on une bonne décision ? ». Selon Skinner « *A good decision is one that is logically consistent with our state of information and incorporates the possible alternatives with their associated probabilities and potential outcomes in accordance with our risk attitude* » [Skinner 1999]. Les travaux dans ce domaine cherchent à modéliser la décision en utilisant des représentations graphiques et probabilistes qui permettent de structurer le problème de décision, comme par exemple les arbres de décision et les diagrammes d'influence.

D'un autre coté, comme nous l'avons présenté brièvement dans le chapitre précédent (cf. II. 4.2.3), quelques systèmes destinés à l'apprentissage utilisent des stratégies basées sur la théorie de la décision pour sélectionner l'action la plus utile par rapport à l'état de connaissance diagnostiqué de l'apprenant.

Dans ce paragraphe nous présentons les concepts fondamentaux afin de représenter une décision avec cette approche.

2.1. Le diagramme d'influence

Le diagramme d'influence est un mécanisme utilisé dans le domaine d'analyse de décision pour représenter un modèle de décision [Skinner 1999]. Il structure l'influence entre les variables du problème de décision [Leary 2003]. L'aspect essentiel de cette représentation est de se focaliser sur les relations de causalité (ce qui influence et ce qui est influencé). Par exemple le diagramme dans la Figure III - 11, représente la décision « faut-il prendre un parapluie demain ? », dans ce diagramme, il y a le noeud de décision « Parapluie » qui a deux valeurs possibles « oui » et « non ». Cette décision est dépendante de la prévision météo représentée par le noeud « Prev. » qui est également dépendante de l'état du temps représenté par le noeud « Tps ». Les noeuds « Prev. » et « Tps » représentent des événements incertains du monde. Enfin, le noeud d'utilité U contient des valeurs numériques qui représentent les utilités des décisions pour chaque état et action possibles. On trouve à droite de la figure un exemple de ces valeurs.

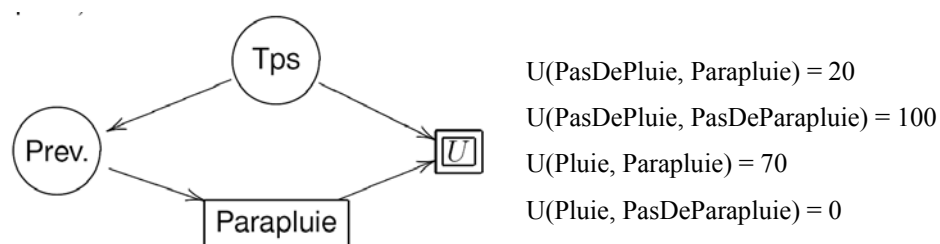


Figure III - 11: Exemple d'un diagramme d'influence.

En général, un modèle de décision possède trois types de noeuds : (1) les valeurs à prendre en compte pour prendre la décision comme les éventualités, les symptômes, les observables,

etc. et qui sont représentées graphiquement par des ovales ; (2) l'ensemble des actions possibles proposées au décideur et qui est représenté par un rectangle ; (3) l'utilité de l'application d'une action et qui est représentée dans la figure précédent par un double carré et il peut être sous forme de losange, d'hexagone ou d'octogone.

Selon [Russell et Norvig 2006], le diagramme d'influence est un réseau bayésien qui contient des types de nœuds supplémentaires pour représenter les décisions et les utilités. Il représente donc une extension des réseaux bayésiens [Naïm et al. 2002].

Par ailleurs, dans l'exemple précédent « *faut-il prendre un parapluie demain ?* » les actions possibles sont soit « oui » et soit « non ». Cependant, dans l'exemple du diagramme de la figure (12), qui représente un problème de choix d'un site d'aéroport, le nœud de décision « site aéroport » peut prendre autant de valeurs qu'il y a de sites envisagés. Ainsi, dans cet exemple, le nœud d'utilité « U » contient les utilités associées à chaque site envisagé. Pour calculer ces utilités, il faut prendre en compte les variables qui représentent le bruit de « Trafic aérien », ainsi que les coûts de « Litiges » et de la « Construction ».

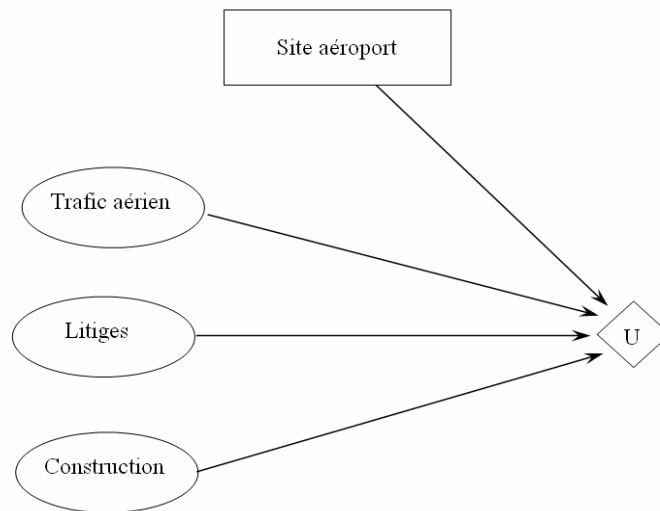


Figure III - 12 : Représentation du problème d'implantation du site d'un aéroport¹¹.

Nous présentons maintenant la notion d'utilité et en particulier la fonction d'utilité qui est essentielle pour représenter les facteurs qui influence la décision dans l'approche de la théorie de la décision.

2.2. La notion d'utilité

L'utilité permet de décrire numériquement les critères de préférence du décideur par rapport aux actions possibles. Dans le domaine commercial, l'utilité représente souvent un coût ou un gain (au sens financier). Dans d'autres domaines, elle représente des notions plus abstraites comme par exemple l'utilité de prendre un parapluie, l'utilité d'effectuer une opération chirurgicale, l'utilité d'un site d'aéroport, etc. Dans ce cas, si l'utilité d'une action a_1 est supérieure à l'utilité de l'action a_2 , $U(a_1) > U(a_2)$, cela signifie que le décideur préfère l'action a_1 à l'action a_2 . Une égalité de l'utilité de deux actions $U(a_1) = U(a_2)$ indique que le décideur n'a aucune préférence entre les deux actions.

Les préférences de décideur sont définies numériquement par **la fonction d'utilité U**, qui sera ensuite la base de calcul de la décision à prendre à partir des observations.

¹¹ Figure issue de [Russell et Norvig 2006]

2.2.1. La fonction d'utilité

La fonction d'utilité se définit d'une part selon l'objectif du décideur et d'autre part selon les facteurs qu'il prend en compte pour ordonner ses préférences. Dans l'exemple du parapluie Figure III - 11, il y a deux actions possibles *Parapluie* ou *PasDeParapluie* ; la fonction d'utilité U décrit donc (par rapport à l'objectif du décideur) à quel point ces actions sont utiles. Dans cet exemple le décideur définit ses préférences en prenant en compte l'état du temps dans la fonction $U(\text{temps}, \text{prend parapluie?})$. Dans la Figure III - 11, à droite, nous voyons que le décideur préfère « prendre le parapluie quand il y a de la pluie » que « le prendre quand il ne pleut pas » $U(\text{Pluie}, \text{Parapluie}) > U(\text{PasDePluie}, \text{Parapluie})$. Nous voyons également qu'il n'a aucune préférence pour « ne pas prendre le parapluie quand il y a de la pluie » $U(\text{Pluie}, \text{PasDeParapluie}) = 0$.

Dans cet exemple les valeurs de la fonction d'utilité sont fixées par le décideur, mais dans le cas de problèmes de décisions plus complexes, la définition de la fonction d'utilité nécessite une analyse du domaine afin de décrire les facteurs qui influencent la préférence pour une action par rapport à une autre et la relation entre ces facteurs.

Si l'utilité d'une action est dépendante de plusieurs facteurs, alors la fonction d'utilité dans ce cas est une fonction multi-attributs. Et en fonction de la dépendance entre ces facteurs, la fonction d'utilité peut être une expression additive, ou multi-linéaire.

La fonction d'utilité peut être une expression additive dans le cas où les attributs sont indépendants l'un de l'autre. Par exemple, pour décider quel travail prendre à partir d'une liste d'offres, la fonction d'utilité $u(\text{offre})$ est définie comme la somme des utilités de chaque facteur influençant cette décision:

$$u(\text{offre}) = u(\text{salaire}) + u(\text{lieu}) + u(\text{plan de retraite}) + u(\text{opportunités de carrière})$$

En revanche, la fonction d'utilité devient multi-linéaire s'il existe une interdépendance entre les attributs. Par exemple dans le choix d'un repas, le décideur a des préférences par rapport aux plats et par rapport aux desserts, mais la préférence du dessert est dépendante du choix du plat.

En résumé, la fonction d'utilité décrit les facteurs qui influencent le décideur en exprimant ses préférences. Cette fonction permet de calculer ensuite la décision finale en prenant en compte les observations qui sont sous forme des probabilités. Nous présentons maintenant l'inférence selon la théorie de la décision et qui permet de calculer l'utilité estimée pour chaque choix d'action possible.

2.2.2. L'inférence selon la théorie de la décision

La théorie de la décision permet de calculer l'utilité estimée EU des actions en se basant sur la fonction d'utilité U et en prenant en compte les probabilités de l'état des observations. La théorie de la décision est l'approche décrite par [Arnauld 1662] in *The Port-Royal Logic*: « *To judge what one must do to obtain a good or avoid an evil, it is necessary to consider not only the good and the evil in itself, but also the probability that it happens or does not happen; and to view geometrically the proportion that all these things have together* ».

Formellement, en considérant que E résume les observations sur le monde, $Faire(A)$ est la proposition que l'action A soit exécuté et que $Résultat_i(A)$ représente les états résultants possibles de l'action A , où l'indice i parcourt les différents résultats, alors l'utilité estimée $EU(A|E)$ de l'action A connaissant l'observation E se calcule selon l'équation [2] [Russell et Norvig 2006]. Elle est la somme des utilités de tous les résultats possibles de l'action A pondérées par la probabilité conditionnelle de chaque résultat sachant que A est exécutée.

$$EU(A|E) = \sum P(\text{Résultat}_i(A)|\text{Faire}(A), E) \cdot U(\text{Résultats}_i(A)) \quad [2]$$

Une fois que les utilités estimées sont calculées pour toutes les actions possibles, le décideur choisit l'action qui a le maximum d'utilité estimée, autrement dit l'action la plus bénéfique par rapport à ses préférences. Il existe des algorithmes d'inférence dans les diagrammes d'influence qui permettent de sélectionner automatiquement l'action qui maximise l'utilité estimée, comme par exemple l'algorithme « Policy evolution » [Cooper 1988].

2.3. Exemples d'applications

Dans le domaine de l'analyse de décision et du point de vue des applications informatiques, la modélisation de la décision est utilisée selon deux points de vue. Selon le premier point de vue, le décideur prend une action, puis il subit des événements aléatoires. Dans cet optique la décision et l'événement définissent les conséquences économiques (coût ou bénéfice). Le modèle de décision dans ce cas permet la prédiction des conséquences d'une action, il a donc le rôle d'aider le décideur à effectuer son choix. Par exemple, la figure (13) montre un exemple de calcul du gain lié au lancement d'un nouveau produit « Glix » sur le marché, en fonction des revenus et des coût, qui sont dépendants d'autres valeurs comme l'état du marché et le coût de fabrication.

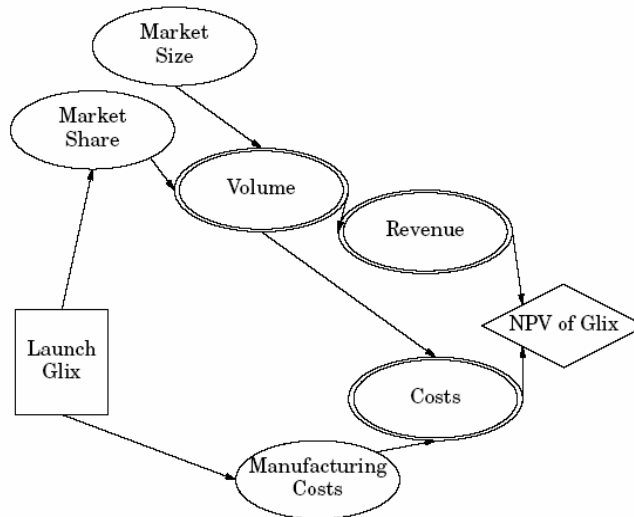


Figure III - 13: Exemple de calcul le coût de lancer un produit au marché¹².

Selon le deuxième point de vue, le modèle de décision est utilisé pour chercher l'action qui maximise l'espérance mathématique de l'utilité. Le modèle, dans ce cas, permet d'automatiser la prise de décision à partir des préférences (du décideur) décrites dans la fonction d'utilité. Les travaux d'Eric Horvitz vont dans ce sens. Par exemple, dans l'application Vista utilisée par la NASA [Horvitz 1995], le système décide du nombre et de la nature des informations affichées sur l'écran de contrôle. Cette application réduit le temps d'analyse de la situation par les ingénieurs de vol lorsqu'un problème survient sur un des moteurs pendant une phase critique. L'analyse de situation sera plus rapide quand il y aura moins d'informations affichées, et l'action entreprise sera ainsi plus pertinente par rapport à l'état réel du système. La figure (14) représente ce modèle de décision, qui prend en compte l'état du système, par une mesure du gain et de l'utilité, pour sélectionner les informations à afficher.

¹² Figure issue du cours de Robert Marks [Marks 2004]

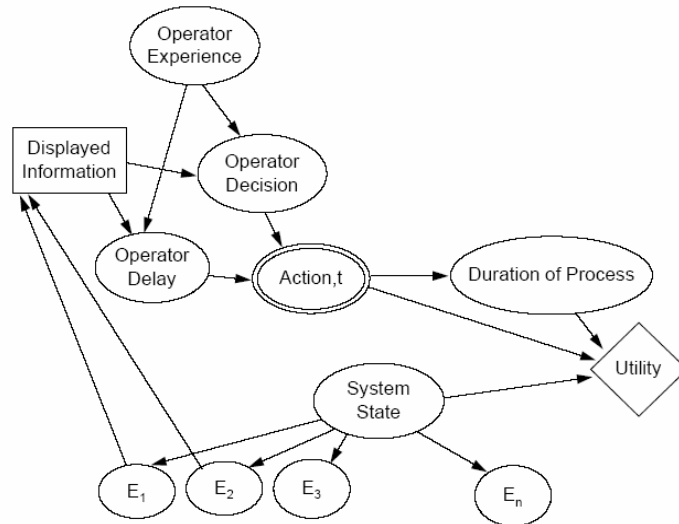


Figure III - 14: Diagramme d'influence représentant le problème du contrôle de l'affichage des informations.

A chaque information est attribuée une utilité moyenne EVDI (Expected Value of Displayed Information). Elle permet de mesurer le gain d'utilité obtenu en affichant une information.

Un autre exemple plus récent des travaux de Horvitz est le modèle de l'attention de l'utilisateur « Attention User Model » [Horvitz et al. 2003]. Ce travail se situe dans le cadre de la conception des interfaces interactives. Le modèle choisit l'action idéale de l'ordinateur en se basant sur l'état de l'attention de l'utilisateur. Par exemple, il peut décider d'interrompre l'utilisateur dans ses activités lorsqu'un mail urgent est reçu. La figure (15) représente le niveau haut de ce modèle. Dans cette application, la fonction d'utilité représente l'utilité d'interrompre l'utilisateur dans ses activités. Ainsi, la mesure de l'utilité d'interrompre l'utilisateur est calculée à partir de l'analyse et de l'observation des actions et des gestes de l'utilisateur [Horvitz et Apacible 2003]. Par exemple, l'observation des activités de l'utilisateur avec la boîte de mail permet de classifier les emails urgents pour cet utilisateur. Le système en déduit l'état de l'attention de l'utilisateur afin de décider de l'action idéale à exécuter.

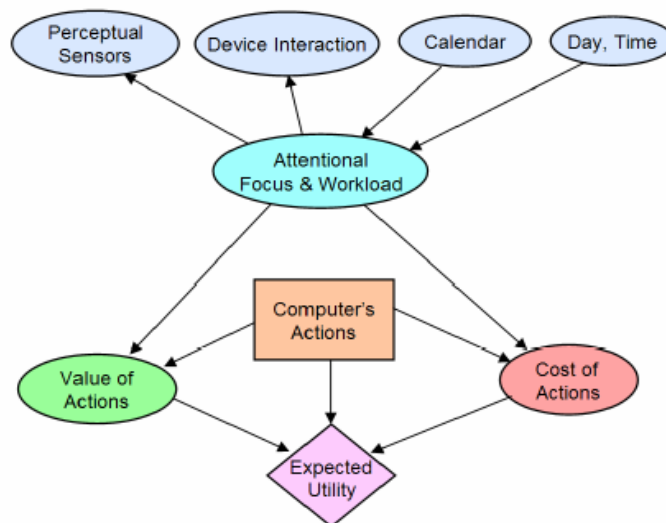


Figure III - 15 : Le niveau haut du modèle de décision qui prend en compte l'attention de l'utilisateur.

Cet exemple nous intéresse particulièrement, parce qu'il est proche de notre problématique. En effet, le système décide quelle interaction produire en prenant en compte l'attention de l'utilisateur et sa charge de travail.

3. Positionnement par rapport à quelques travaux basés sur la théorie de la décision dans les EIAH

Dans notre travail nous adoptons essentiellement une approche basée sur la théorie de la décision pour automatiser la production des rétroactions épistémiques. En définissant la fonction d'utilité, cette approche nous permet d'exprimer numériquement les hypothèses didactiques et pédagogiques qui représentent les préférences pour un choix de rétroaction et de calculer ensuite la rétroaction la plus utile en fonction de l'état déduit de la connaissance de l'apprenant.

Il existe quelques travaux récents dans le domaine de l'EIAH qui adoptent l'approche basée sur la théorie de la décision pour sélectionner la prochaine action pédagogique du système ; l'action la plus utile du point de vue pédagogique par rapport aux résultats du diagnostic de la connaissance de l'apprenant.

Comme présenté dans le chapitre précédent (paragraphe II-4.2.3), pour sélectionner le prochain problème dans CAPIT [Mayo et Metrovic 2001] qui est un STI pour l'apprentissage de la ponctuation et de la capitalisation en anglais, le calcul de l'utilité se base sur le nombre d'erreurs faites par l'apprenant avec l'hypothèse pédagogique « qu'il faut donner à l'apprenant un problème un peu au-dessus de son niveau actuel, mais pas trop difficile pour ne pas le décourager » [Mayo et Metrovic 2001].

DT Tutor [Murray et al. 2004] est un autre exemple utilisant cette approche. Il propose une architecture indépendante du domaine. Le calcul de l'utilité estimée pour la sélection de la prochaine action du système est en fonction de plusieurs facteurs liés à l'apprenant (connaissance, moral, indépendance, et attention). Le choix de la prochaine action dans DTutor se fait en deux phases : d'abord le choix du thème sur lequel l'action (le prochain problème) sera focalisée, puis le choix du type d'action (aide, message, rétroaction positive ou négative, ...). Le système DT Tutor a été implémenté dans deux applications : « Résolution de problème de calcul » et « Tutoriel de lecture pour les enfants ».

Bien que l'objectif général de ces systèmes paraisse proche de notre cadre du travail, les solutions proposées ne sont pas adaptées à notre problématique. D'abord, du point de vue modélisation de la connaissance, dans notre environnement les connaissances sont formalisées sous forme d'atomes d'un niveau de granularité fin et avec un domaine de validité associé (paragraphe II-3.1.3), et notre environnement cherche à identifier la cohérence de l'utilisation des atomes par l'apprenant pour résoudre un problème donné par rapport au contexte de ce problème. En revanche, les connaissances dans CAPIT sont plutôt sous forme des connaissances correctes et incorrectes (paragraphe II-3.1.1) ; et dans DT Tutor elles sont plutôt sous forme de plans de résolution (paragraphe II-3.1.2)).

Puis, du point de vue domaine de connaissance, nous nous intéressons à l'apprentissage dans le domaine professionnel où les connaissances empiriques et déclaratives sont prises en compte, ce qui n'est pas le cas dans CAPIT, ni dans les applications de DT Tutor. Plus précisément, ces applications ne prennent pas en compte la possibilité de l'existence de différents types de connaissance relatifs au domaine de l'apprentissage.

Enfin, du point de vue de l'utilité pédagogique, DT Tutor se base sur plusieurs facteurs liés à l'apprenant pour choisir la prochaine action du tuteur, et CAPIT se base sur le nombre d'erreurs de l'apprenant pour produire la prochaine action. Ces applications ne prennent pas en compte des critères issus de la connaissance du domaine d'apprentissage pour produire la rétroaction. Par exemple, CAPIT ne prend pas en compte les types d'erreurs, cela est possible en intégrant dans le calcul des hypothèses didactiques par exemple de type « pour un type particulier d'erreur il est mieux d'orienter le questionnaire vers un class particulier de questions ».

Pour nous, il n'est pas suffisant de prendre en compte seulement l'apprenant pour produire les rétroactions épistémiques, il faut aussi prendre en compte la dimension didactique en intégrant les contraintes issues de la particularité de la connaissance mise en jeu dans l'apprentissage. Par exemple, une rétroaction qui vise des connaissances déclaratives qui ne sont pas bien utilisés par l'apprenant lors de la résolution, est différente de celle qui vise des connaissances empiriques.

4. Conclusion

Notre objectif de recherche est la conception d'un modèle qui produit automatiquement des rétroactions épistémiques. Les entrées de ce modèle sont les informations déduites par le système sur l'état des connaissances de l'apprenant. Comme présenté dans le chapitre précédent (paragraphe II-5) notre environnement modélise ces connaissances sous forme d'atomes fins et le diagnostic déduit l'état de l'utilisation de ces connaissances par l'apprenant avec un degré d'incertitude.

Dans ce chapitre nous avons étudié l'aspect informatique de la représentation de la connaissance et de la prise de décision pour le choix d'une rétroaction. Par rapport à la représentation nous avons choisi les réseaux bayésiens ; une représentation graphique et probabiliste pour structurer les connaissances. Notre choix est effectué en fonction de trois aspects liés à la représentation : la prise en compte de l'incertitude, la lisibilité et la flexibilité (paragraphe 1.2).

Ainsi, nous avons ciblé l'étude dans la deuxième partie de ce chapitre autour de la représentation de décision dans les systèmes informatiques en se basant sur des données incertaines. Nous avons focalisé en particulier sur l'approche de la théorie de la décision. En outre, nous avons positionné notre problématique par rapport à quelques travaux utilisant cette approche dans le cadre des EIAH.

Conclusion de la partie A

Dans cette partie nous avons présenté à travers le chapitre II les fondements théoriques des EIAH. Ces fondements nous ont permis de positionner le cadre de notre problématique par rapport à l'existant. Dans le chapitre II nous avons abordé le mode d'interaction entre l'apprenant et l'environnement, quelques approches de la modélisation de connaissance et quelques stratégies de production de rétroactions.

Dans le chapitre III, nous avons présenté, d'une part, l'aspect plutôt technique de quelques systèmes de représentation utilisés dans les EIAH et nous avons discuté ainsi notre choix d'utiliser les réseaux bayésiens comme systèmes de représentation de la connaissance. D'autre part, nous avons présenté les concepts fondamentaux de l'automatisation de la prise de décision issue de l'application des méthodes de l'intelligence artificielle au domaine de l'analyse de décision. De plus, nous avons positionné notre problématique par rapport à quelques travaux utilisant cette méthode dans les EIAH.

Dans la partie B, nous présenterons dans le chapitre IV les entrées de notre modèle, ainsi que nos hypothèses concernant la modélisation et le diagnostic de connaissance dans le cadre de l'environnement TELEOS. Puis dans le chapitre V nous présenterons en détail la conception de notre modèle de prise de décisions didactiques.

**Partie B - La conception du modèle de prise de décisions
didactiques dans le cadre de TELEOS**

CHAPITRE IV - Un aperçu de la conception des modules de la connaissance de référence et du diagnostic dans TELEOS

Plan du Chapitre

Introduction

1. Le module de la connaissance de référence
 - 1.1. La modélisation de la connaissance
 - 1.1.1. Le modèle $ck\phi$
 - 1.1.2. L'analyse cognitive pour l'extraction de la connaissance
 - 1.1.3. Exemple de modélisation
 - 1.2. La représentation de la connaissance
 - 1.2.1. Identification des variables et de leur espace d'états
 - 1.2.2. Définition de la structure du réseau bayésien
 - 1.2.3. Définition de la loi de probabilité conjointe des variables
 2. Le module du diagnostic de la connaissance de l'apprenant
 - 2.1. Le rôle de contrôle pour le diagnostic
 - 2.2. La représentation du diagnostic
 - 2.2.1. Les variables de situations
 - 2.2.2. Le réseau bayésien du diagnostic
 - 2.2.3. La dimension temporelle
 - 2.3. Les résultats du diagnostic
 - 2.4. Exemple de diagnostic
 3. Discussion et Conclusion
-

Introduction

Comme présenté dans le chapitre I, le modèle de prise de décisions didactiques utilise les résultats du modèle du diagnostic et il se base sur le modèle de connaissance de référence. Dans le but de définir la forme et la structure des entrées du modèle de décisions didactiques, nous présentons brièvement dans ce chapitre la conception de deux modèles, pour la connaissance de référence et pour le diagnostic, dans le cadre de projet TELEOS. Comme montré dans la figure ci-dessous, le modèle du diagnostic calcule l'état de connaissance de l'apprenant, état qui représente l'entrée principale pour la production de rétroactions épistémiques. Il est basé sur la connaissance structurée dans le modèle de connaissance de référence qui a aussi un rôle important dans la formulation de rétroaction dans le modèle de décision.

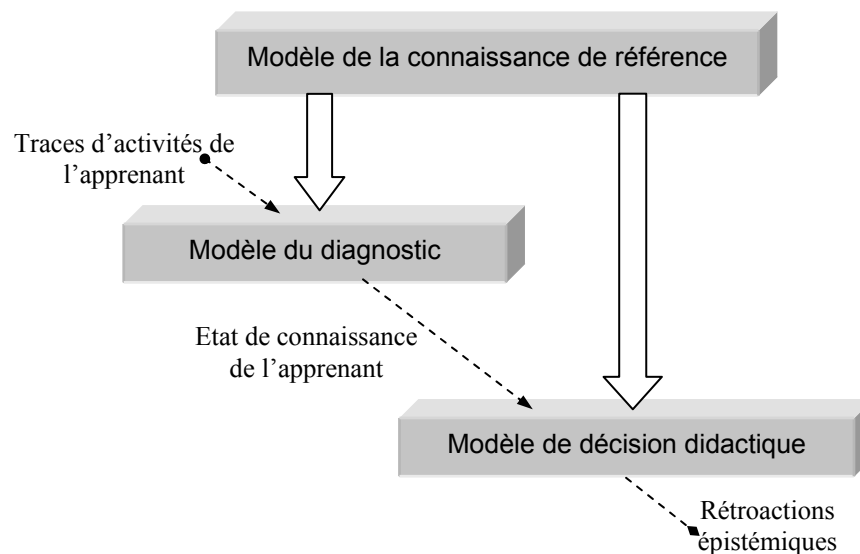


Figure IV- 1 : Relation entre les modèles de connaissance dans TELEOS.

Dans ce chapitre, à partir de notre analyse de la connaissance extraite et formalisée avec le modèle ckç, nous définissons plus précisément nos hypothèses concernant la représentation et le diagnostic de la connaissance. Cette étape d'analyse est essentielle pour comprendre la nature de la connaissance chirurgicale et le mécanisme possible de déduction de l'état de connaissance d'un apprenant, ainsi que la forme dans laquelle les résultats du diagnostic peuvent être ensuite présentés.

1. Le module de la connaissance de référence

Dans notre environnement, le modèle de connaissance de référence contient essentiellement les connaissances du domaine chirurgical que l'expert et/ou l'apprenant peuvent utiliser pour résoudre un problème donné, comme, par exemple, des critères anatomiques, morphologiques, pathologiques, etc.

Pour concevoir ce modèle, les connaissances chirurgicales sont d'abord modélisées sous forme d'éléments en se basant sur le modèle ckç. Puis nous proposons de les structurer sous forme d'un réseau bayésien. Nous présentons maintenant la modélisation de la connaissance effectuée dans le cadre du projet TELEOS.

1.1. La modélisation de la connaissance

Les connaissances dans notre environnement sont décrites dans le cadre de *la théorie des champs conceptuels*. Cette théorie soutient l'idée que les connaissances ne sont pas des entités

indépendantes. Ainsi un concept prend son sens dans des situations d'une grande variété. Vergnaud [1990] définit le champ conceptuel comme suit : « *Un champ conceptuel est un ensemble de situations dont le traitement implique un ensemble de schèmes, concepts et théorèmes, en étroite connexion, ainsi que les représentations langagières et symboliques susceptibles d'être utilisées pour les représenter* ». A partir de ce cadre théorique Balacheff [Balacheff 1995] propose le modèle $ck\phi$ pour le calcul des situations didactiques.

1.1.1. Le modèle $ck\phi$

Ce modèle permet de modéliser un champ conceptuel sous forme d'un ensemble de situations dans lesquelles le concept intervient, et d'un ensemble de schèmes et d'invariants opératoires susceptibles d'être mis en œuvre pour traiter ces situations. Plus précisément, ce modèle permet de modéliser les connaissances sous formes d'éléments de niveau de granularité fin et les lier à un contexte d'apprentissage. Il propose de décrire un état de connaissances comme un ensemble organisé de quadruplets P, R, L, Σ [Balacheff 1995] :

- P est un ensemble de problèmes,
- R est un ensemble d'opérateurs qui résout les problèmes P ,
- Σ est un ensemble de contrôles qui représentent des critères de validation de la résolution de ses opérateurs,
- L est un ensemble de registres de représentations dans lesquels les éléments précédents sont exprimés (textuelle, graphique, etc.).

La résolution d'un problème est donc un ensemble de pas de résolution qui s'expriment chacun sous la forme : « $\sigma(r(p(l))) = \text{vrai ou faux}$ », où σ, r, p et l sont des éléments de Σ, R, P et L .

Nous présentons maintenant la méthodologie utilisée dans TELEOS pour extraire la connaissance et la formaliser sous forme de problèmes, opérateurs et contrôles¹³.

1.1.2. L'analyse cognitive pour l'extraction de la connaissance

Pour construire un ensemble de règles et de problèmes décrivant un domaine d'apprentissage, il faut passer d'abord par une analyse des processus d'apprentissage et d'enseignement et par une analyse des connaissances du domaine.

La méthodologie appliquée pour l'analyse cognitive et la modélisation de l'activité opératoire du chirurgien se résume selon les étapes suivantes [Vadcard et Luengo 2005a]:

1. Analyse de la connaissance en observant la situation prescrite à partir de cours et d'articles, ainsi que la situation réelle professionnelle à partir des observations d'opérations (films) et des entretiens de verbalisation.
2. Description des connaissances résultant de l'analyse, sous forme d'actions et de contrôles de l'action.
3. Identification d'écarts entre les deux types de situations, prescrites et réelles, en reconnaissant les critères de validation de l'action en situation réelle qui n'apparaissent pas dans la situation prescrite. L'intégration de ce type de connaissance ajoute une valeur réelle à notre environnement qui vise essentiellement l'apprentissage de la connaissance empirique.

¹³ Le travail de l'analyse, de l'extraction et de la modélisation est réalisé dans TELEOS par Lucile Vadcard, une spécialiste en didactique professionnelle [Vadcard et Luengo 05a]

4. Formalisation de la connaissance en décrivant :

- Des familles de problèmes en fonction de variables appelées didactiques. Ces variables représentent les caractéristiques du problème qui, si on les change, modifient la stratégie de résolution. La figure (2) montre un exemple de familles de problèmes classifiés en fonction des variables didactiques.
- Un ensemble d'opérateurs pour chaque famille de problèmes. Ces opérateurs décrivent les actions que l'utilisateur a la possibilité d'entreprendre au cours de la résolution du problème.
- Un ensemble de contrôles pour chaque opérateur. Ces contrôles représentent des critères de validation de l'application des opérateurs et ils sont décrits sous forme de règles (si...alors) ou de prédicats (affirmation). Ils sont liés aux parties déclarative, empirique et gestuelle de la connaissance chirurgicale.

Variable Didactique		Catégorie de problème							
		PA	PB	PC	PD	PE	PF	PG	PH
type fracture	fracture sacrum (FS)		X	X		X		X	X
	disjonction pure (DP)	X			X		X		
qualité os	dense (HD)								
	normal (ND)	X	X	X	X			X	X
	peu dense (LD)					X	X		
repères cutanés	projection sacrum (PS)	X	X	X	X	X	X	X	X
	crête iliaque/fémur (CIF)								
	zones anat critiques (ZAC)								
énoncé	déterminer (DT)	X	X			X	X	X	X
	valider (VT)			X	X				
qualité inlet	bon (BI)	X	X	X	X	X	X	X	X
	mauvais (MI)								
qualité outlet	bon (BO)	X	X	X	X	X	X	X	
	mauvais (MO)								X
qualité profil	bon (BP)	X	X	X	X	X	X		X
	mauvais (MP)							X	

Figure IV- 2 : Problèmes formalisés par des variables didactiques.

1.1.3. Exemple de modélisation

Nous présentons d'abord un exemple de modélisation d'une situation réelle formalisée à partir de l'observation d'interventions du type vissage sacro-iliaque. Cet exemple est issu de l'article [Vadcard et Luengo 2005b].

P₁: "validate the on going trajectory"

R₁: "take a lateral view"

Σ₁: "if the two ischial notes are superimposed in the view, then the radioscopy instruments are well positioned and the image can be interpreted"

Σ₂: "if the tip of the pin does not lie behind the projections of the dense parts of the iliac rings, then the trajectory will probably be outside of the bone, with a risk of neurological damage"

If Σ₁(R₁(P₁))=false, then solve P₁

If Σ₁(R₁(P₁))=true and Σ₂(R₁(P₁))=true, then solve P₂

If Σ₁(R₁(P₁))=true and Σ₂(R₁(P₁))=false, then solve P₃

P₂: "insert the pin up to his final position"

P₃: "insert another pin"

R₂: "leave the first pin in place, to act as a temporary reference and avoid excessive differences between the two positions"

R₃: "the skin entry point is located behind the longitudinal line and above the transverse line of the lateral projection of the body of s1"

R₅: "introduce the pin by hand percutaneously without making any incision, up to the contact with the lateral table of the hip bone"

Σ₄: "if the new skin entry point is slightly moved forward the first skin entry point, then it implies a bigger distance between the two bone entry points, due to the thickness of the flesh"

R₆: "impact the pin in the bone with the mallet"

R₇: "take an inlet view"

Σ₅: "if the pin passes behind the anterior cortex of the lateral part of the ala sacralis, then it won't damage the lumbo-sacral trunk"

Σ₆: "if the pin passes in front of the sacral canal, then it won't damage s1 roots and the cauda equina roots"

R₈: "take an outlet view"

Σ₇: "if the pin's trajectory passes above the first anterior sacral foramen and beneath the cranial cortex of the lateral part of the ala sacralis, then it will probably not be outside of the bone, and thus won't cause neurological damage"

If $\Sigma_5(R_6(P_3))=true$ and $\Sigma_6(R_6(P_3))=true$ and $\Sigma_7(R_7(P_3))=true$, then:

R₉: "remove the first pin"

L₁: medical imaging, x-ray

L₂: 3d mental representation of the pelvis

Nous présentons dans la figure (3) un extrait de la modélisation effectuée pour un problème de la famille PB « *déterminer la trajectoire de la broche dans le cas d'une fracture du sacrum / os normal* ». Dans le tableau de la figure (3), les croix « X » indiquent les contrôles (Σ) qui peuvent intervenir dans la résolution d'un problème de la famille PB, et dans quels opérateurs (R). Nous pouvons voir par exemple que le contrôle Σ₁ peut être utilisé lors de la résolution de l'opérateur « *choisir point d'entrée* ».

Nous notons que, dans ce tableau, la distinction entre les types de connaissance auxquels les contrôles sont associés est représentée par la couleur du fond des lignes du tableau. Plus précisément, dans la figure (3) les contrôles inscrits sur fond blanc sont liés à la partie déclarative (1, 2 et 3). En revanche, ceux qui sont sur fond gris sont liés à la partie empirique (13, 14 et 15). Comme présenté dans le chapitre I (paragraphe I.2.2), cette distinction est importante pour la production des rétroactions parce que selon les hypothèses de recherche les outils d'apprentissages ne sont pas les mêmes pour tous les types de connaissance.

PB					
Σ	R	Point entrée	Orienteation	Enfoncer	Inlet
$\Sigma 1$: si les repères cutanés tracés sont les projections du sacrum, alors le point d'entrée cutané se situe dans le quadrant dorso-crânial		X			
$\Sigma 2$: si les repères cutanés tracés sont les projections du sacrum, alors l'orientation de la broche doit être ventrale et caudale			X		
$\Sigma 3$: si la radio est un bon inlet, alors on doit voir les 2 arcs postérieurs S1 et L5					X
$\Sigma 13$: le décalage entre deux points d'entrée cutanés est plus petit que celui qu'il engendre au niveau des points de contact osseux		X			
$\Sigma 14$: si la broche est trop basse sur l'inlet, alors elle est trop ventrale (antérieure) sur le patient		X (e1PB)			X (e1PB)
$\Sigma 15$: si la broche est trop haute sur l'inlet, alors elle est trop dorsale (postérieure) sur le patient		X (e2PB)			X (e2PB)

Figure IV- 3 : Un extrait de l'ensemble d'opérateurs et de l'ensemble de contrôles identifiés pour la famille de problèmes PB.

Dans le tableau précédent, nous voyons que certains contrôles interviennent dans un contexte particulier de la résolution, comme par exemple le contrôle $\Sigma 14$ qui peut apparaître dans le cas de la correction d'une trajectoire de broche basse sur la vue inlet ; cela est identifié par la variable e1PB qui représente un contexte particulier de la résolution de PB.

Comme montré dans les figures 2 et 3, les connaissances chirurgicales modélisées avec le modèle ck ϕ sont organisées par le didacticien sous forme de tableaux. Ce format permet d'explicitier les relations entre contrôles, opérateurs et problèmes, et rend par la suite la représentation informatique de la connaissance facile à partir de ces données (l'ensemble complet des tableaux est fourni dans l'annexe 2).

1.2. La représentation de la connaissance

Comme présenté dans le chapitre III (paragraphe III-1.2), nous avons choisi d'utiliser les réseaux bayésiens pour représenter la connaissance chirurgicale dans TELEOS. Dans ce paragraphe, nous présentons nos hypothèses concernant notre vision de la façon de représenter des connaissances formalisées avec ck ϕ sous forme de réseau bayésien. Selon Naïm et al. [2002], la démarche de construction d'un réseau bayésien se déroule en trois étapes :

- Identification des variables et de leur espace d'états
- Définition de la structure du réseau bayésien
- Définition de la loi de probabilité conjointe des variables

Selon cette démarche, nous présentons maintenant nos hypothèses sur la conception d'un réseau bayésien de la connaissance de référence.

1.2.1. Identification des variables et de leur espace d'états

En analysant l'ensemble des tableaux de connaissances modélisées, nous identifions trois types d'éléments de connaissances ¹⁴:

¹⁴ L'ensemble L (les registres de représentation) est exprimé implicitement dans la définition du contenu de contrôles.

- Élément de type problème : représente le problème à résoudre. Il appartient à une des familles de problèmes, comme par exemple PA, PB ou PC dans la figure 2.
- Élément de type opérateur : représente les actions qui peuvent être appliquées pour la résolution d'un problème. Nous soulignons ici que chaque famille de problèmes a les mêmes stratégies de résolution parce que les variables didactiques ont les mêmes valeurs. Par conséquent, chaque opérateur est associé à plusieurs familles de problèmes dans lesquels il est applicable.
- Élément de type contrôle : représente des critères pour la validation de l'application d'opérateurs. Chaque contrôle peut être associé à plusieurs opérateurs comme le contrôle 14 dans la figure (3). Il lui est associé un domaine de validité qui définit les familles de problèmes dans lesquels l'utilisation de ce contrôle peut avoir un sens du point de vue de l'apprentissage. De ce fait, la détermination de la valeur de ce type d'élément dépend du problème et de l'opérateur associé.

Nous considérons chaque élément de ces trois types comme une variable dans le réseau. Les nœuds du réseau de référence sont donc tous les Σ , R et P modélisés.

Par rapport à l'espace d'états de chaque variable, l'élément de type problème peut avoir deux états : « oui » ou « non », qui indiquent si ce problème est en cours de résolution. L'élément de type opérateur peut avoir deux états : « appliqué » ou « non » indiquant si cet opérateur est appliqué ou pas lors de la résolution. Et l'élément de type contrôle peut avoir trois états : « intervient d'une manière valide », « intervient d'une manière invalide » et « n'intervient pas » indiquant si ce contrôle est utilisé lors de la résolution et si son utilisation est valide par rapport au contexte donné.

1.2.2. Définition de la structure du réseau bayésien

Comme présenté dans le paragraphe précédent, les éléments de connaissance sont classifiés en trois types P, R et Σ . Cependant, le réseau bayésien ne permet pas une classification des nœuds parce que tous les nœuds ont la même identité. Pour cela, nous définissons une structure générale du réseau en identifiant les relations de dépendance entre les nœuds de différents types; entre P et R, R et Σ , et P et Σ . Cette structure permet ensuite la construction du réseau avec les éléments de connaissance de chaque type.

Nous identifions deux relations de dépendance entre P, R et Σ :

- Pour résoudre un problème P, il faut appliquer les opérateurs R correspondants d'une manière valide.
- Pour appliquer un opérateur R d'une manière valide, il faut utiliser un ensemble de contrôles associés Σ d'une manière valide par rapport au contexte du problème donné P.

La figure (4) montre, à gauche, la structure générale du réseau de référence. La première relation de dépendance est représentée par l'arc orienté de P vers R, et la deuxième relation par deux arcs orientés de R vers Σ et de P vers Σ . La partie droite de la figure représente un exemple du réseau avec quelques éléments de connaissance.

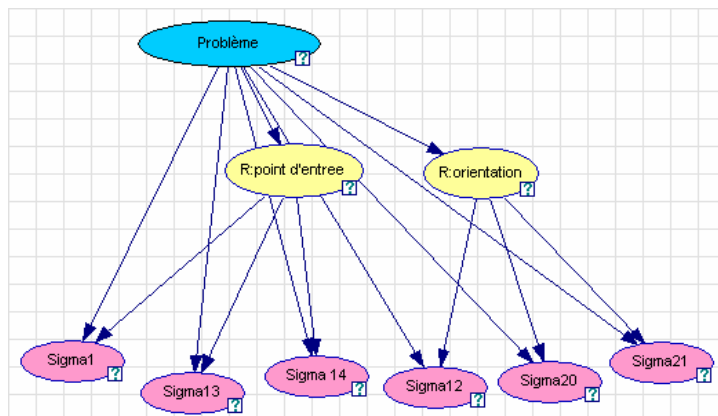
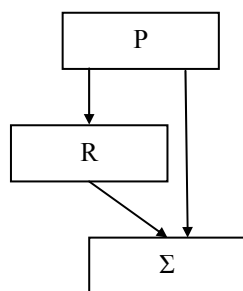


Figure IV- 4 : A gauche la structure générale du réseau de référence, à droite un exemple du réseau avec quelques éléments de connaissance ; Sigma représente les éléments du type Σ .

Par ailleurs, selon la structure générale du réseau, tous les nœuds de type problème doivent être liés aux nœuds de type contrôle (Σ : Sigma). Néanmoins, chaque arc vers un nœud augmente la dimension du tableau de probabilités conditionnelles associé. Pour réduire la dimension des tableaux pour les nœuds de type contrôle, nous avons rassemblé les nœuds de problèmes Pa, Pb, Pc, etc. dans un seul nœud « Problème », comme dans l'exemple du réseau présenté dans la figure (4) à droite. Cela est possible parce que deux problèmes ne peuvent pas être en cours de résolution en même temps, une seule variable suffit donc pour représenter l'ensemble des problèmes. La figure 5-A montre le tableau correspondant au nœud « Problème ». Le tableau de probabilités conditionnelles d'un contrôle, par exemple « $\Sigma 13$ », peut être comme dans la figure 5-B.

	Pa	Pb	Pc	Pd
Pa	0.25			
Pb		0.25		
Pc			0.25	
Pd				0.25

A

	Pa	Pb	Pc	Pd
R:point d'entree	oui	non	oui	non
Valide	0.8	0.1	0.1	0.1
InValide	0.1	0.1	0.8	0.1
N'intervient pas	0.1	0.8	0.1	0.8

B

Figure IV- 5 : A. Exemple du tableau de probabilité du nœud « problème ». B. Exemple du tableau de probabilités conditionnelles pour un nœud de type contrôle « $\Sigma 13$ »¹⁵.

1.2.3. Définition de la loi de probabilité conjointe des variables

Cette étape est la plus délicate dans la construction d'un réseau : il s'agit de remplir les tableaux de probabilités. Cependant, il est possible avec le réseau bayésien d'appliquer des méthodes et des algorithmes d'apprentissage automatiques des probabilités a priori à partir des données. Nous nous intéressons en particulier aux algorithmes « d'apprentissage de paramètres » qui recherchent le meilleur jeu de probabilités conditionnelles à partir d'une base d'exemples. Dans le cas de l'apprentissage automatique, l'efficacité et la fiabilité des probabilités calculées dépendent d'une part de la dimension de base d'exemple et d'autre part de la pertinence des données ; tous les cas possibles doivent être intégrés pour être pris en compte dans les probabilités.

¹⁵ Nous précisons que les valeurs des probabilités dans ce tableau sont définies à titre d'exemple.

Dans les débuts de notre recherche, nous n'avions pas un nombre considérable d'exemples de données, c'est la raison pour laquelle les probabilités sont dans un premier temps remplies par l'expert d'une manière empirique. Cependant, l'expert définit les probabilités pour la structure générale du réseau et non pas pour chaque élément individuellement. Plus précisément, une fois les éléments de connaissances classifiés, l'expert définit les probabilités pour chaque classe d'éléments, celles-ci seront ensuite appliquées à tous les éléments de cette classe. Cet aspect rend cette tâche plus facile à réaliser.

Actuellement, un grand nombre de nouvelles données sont disponibles à l'issue de l'analyse de la connaissance chirurgicale. Pour cela, dans la suite du projet TELEOS, il est envisagé d'appliquer des méthodes d'apprentissage automatique des paramètres pour remplir les tableaux de probabilités conditionnelles lors de la conception du réseau.

Les connaissances formalisées du module de référence sont ensuite utilisées par le modèle du diagnostic que nous présentons maintenant.

2. Le module du diagnostic

Dans ce paragraphe, nous définissons essentiellement nos hypothèses et nos contraintes concernant le diagnostic de l'état de connaissance de l'apprenant¹⁶ dans le but de définir la forme des résultats du diagnostic : les entrées principales du module de décisions didactiques.

Nous discutons d'abord notre hypothèse « les contrôles portent les résultats de diagnostic ». Puis, nous présentons brièvement notre vision concernant la représentation du diagnostic avec un réseau bayésien. Nous définissons ensuite la forme des résultats du diagnostic et nous terminons par un exemple.

2.1. Le rôle des contrôles pour le diagnostic

Comme présenté dans le chapitre I (paragraphe I-1.1), une des hypothèses de recherche est que l'évaluation de la connaissance de l'apprenant se fait par la vérification de la cohérence de sa solution par rapport aux problèmes donnés et non pas par une comparaison avec la solution de l'expert. Par exemple, une trajectoire planifiée d'une vis peut être valide si elle permet de stabiliser à long terme la fracture du patient tout en respectant les critères de validation anatomique, morphologique et pathologique du patient et non pas parce que cette trajectoire est similaire à celle de l'expert.

A l'issue de la modélisation de la connaissance, nous notons que les contrôles Σ représentent des critères de validation de l'application d'opérateurs R. Nous considérons, qu'il est possible de déduire les contrôles utilisés par l'apprenant pour construire sa solution en analysant les traces de ses actions lors de la résolution du problème. Comme présenté précédemment, chaque contrôle a un domaine de validité représentant les contextes de problèmes dans lequel son utilisation peut avoir un sens. En vérifiant le contexte du problème pour lequel les contrôles sont utilisés par rapport à leurs domaine de validité, il est alors possible de déduire si leur utilisation était valide ou pas. Par exemple, le système déduit que le contrôle Σ_{80} « on place la vis du côté de la naissance de la fracture » est utilisé par l'apprenant lors du choix du point d'entrée. Le domaine de validité de ce contrôle est les familles de problème dans lesquelles la valeur de la variable didactique « type de fracture » est fracture du sacrum ; comme par exemple PB, PC selon l'exemple de modélisation dans la figure (2). Pour déduire alors si l'utilisation de ce contrôle est valide, le système vérifie si le problème en cours de résolution appartient à la famille de problèmes PB ou PC, et non pas PA

¹⁶ Dans le cadre de notre projet, ce module est réalisé par Vu Minh Chieu, post-doctorant en informatique [Chieu et al. 2006]

où l'utilisation de ce contrôle est invalide parce qu'elle ne concerne pas une fracture du sacrum. Du point de vue du modèle de connaissance, sachant que R1 représente l'opérateur « choix d'un point d'entrée », pour cet exemple on a $PA(R1(\Sigma 80)) = \text{Invalide}$ et $PB(R1(\Sigma 80)) = \text{Valide}$.

En résumé, en suivant les traces des actions de l'apprenant, le modèle du diagnostic peut déduire quels sont les contrôles utilisés et si l'apprenant les a appliqués d'une manière valide par rapport au contexte du problème donné.

De ce fait, notre hypothèse est que - parmi les trois types d'éléments de connaissance issus de $ck\phi$ - *les contrôles sont les porteurs des résultats du diagnostic*, parce qu'ils permettent d'identifier la cohérence de la solution de l'apprenant par rapport au problème donné.

Nous décrivons maintenant la représentation et le déroulement du diagnostic pour déduire l'état de l'utilisation des contrôles par l'apprenant.

2.2. La représentation du diagnostic

Dans un travail précédent [Mufti-Alchawafa et al. 2004], nous avons étudié la représentation du diagnostic en nous basant sur le modèle « Emergence de diagnostic par formation de coalition » [Webber et Pesty 2002]. Ce modèle permet l'attribution à l'apprenant d'un ensemble de conceptions (au sens du modèle $ck\phi$), à partir de l'observation de son activité sur l'interface d'un logiciel. Cependant, pour la production des rétroactions épistémiques, ce modèle n'est pas facilement adaptable à notre cadre de recherche pour répondre à nos besoins. En particulier, il n'intègre pas la notion d'incertitude concernant les résultats du diagnostic, un des besoins essentiels qui nous a orientées vers les réseaux bayésiens pour représenter le modèle de diagnostic.

Le réseau bayésien du diagnostic se base sur le réseau de connaissance de référence. Nous ajoutons un nouveau type de nœuds : les « variables de situation ».

2.2.1. Les variables de situation

Pour représenter les traces des actions de l'apprenant dans le réseau du diagnostic, nous identifions un nouveau type de nœuds appelés « variables de situation ». Ces variables représentent la situation de résolution dans laquelle se trouve l'apprenant. Par exemple la variable « position broche sur la radio inlet » est une variable de situation qui décrit les traces d'une trajectoire de broche planifiée par l'apprenant sur la vue inlet. Cette variable peut avoir les valeurs suivantes :

Position broche sur la radio inlet :

touche corticale antérieure de l'aileron
touche tronc lombo sacré
touche contour os
touche racine S1
touche canal sacré
touche corticale postérieure de l'aileron

Les variables de situation représentent donc la sémantique des actions de l'apprenant sur l'interface de l'environnement (le simulateur de vissage sacro-iliaque). Elles sont calculées dynamiquement en se basant sur des règles expertes [Chieu et al. 2006]. Par exemple, dans le cas de la variable « position broche sur la radio inlet », des règles basées sur des critères visuels décrivant la position de l'os dans une radio inlet permettent d'identifier la situation dans laquelle se trouve la broche dans la vue inlet.

2.2.2. Le réseau du diagnostic

En se basant sur le réseau de connaissance de référence et en ajoutant des nœuds qui représentent les variables de situations VS, le réseau du diagnostic peut être comme dans la figure (6). Cette figure montre, à gauche, les relations de dépendance entre VS, R et Σ et, à droite, un exemple de ce réseau.

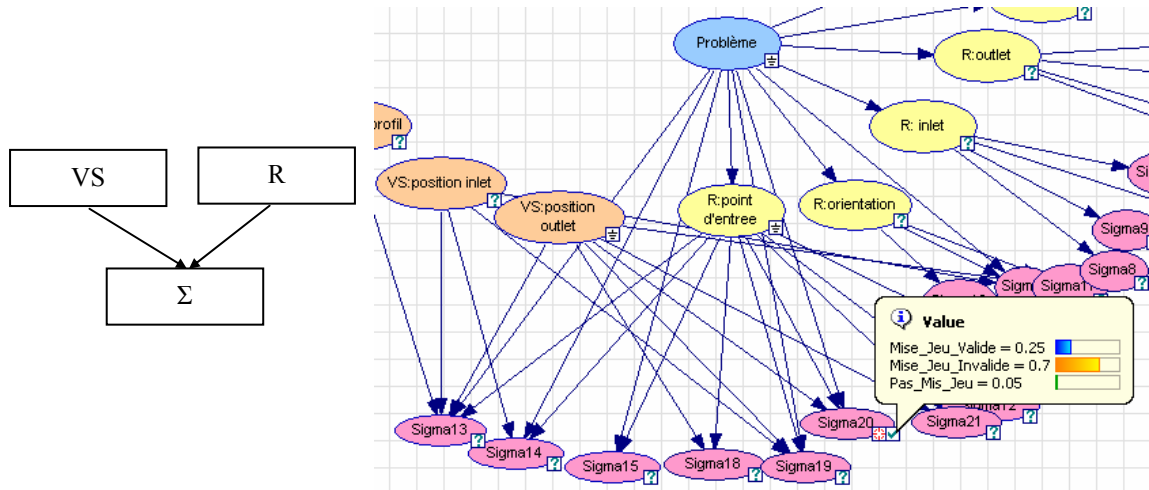


Figure IV- 6 : A gauche, les relations de dépendances entre VS, R et Σ ; à droite, un exemple de réseau du diagnostic.

Ainsi, nous considérons que à partir des informations concernant les valeurs des variables de situation, des opérateurs appliqués par l'apprenant et du problème donné, l'inférence dans le réseau du diagnostic peut déduire, avec un degré d'incertitude, l'état de l'utilisation des contrôles. Vu Minh chieu [Chieu et al. 2006] a étudié le modèle du diagnostic en se basant sur ces hypothèses. Il a souligné également l'importance de la prise en compte de la dimension temporelle que nous allons décrire maintenant.

2.2.3. La dimension temporelle

Pour certains contrôles, le diagnostic ne peut pas donner des résultats significatifs en prenant uniquement en compte les traces de l'action en cours, mais il doit prendre aussi en compte les nouvelles actions de l'apprenant pour affiner les résultats.

Par exemple, quand un apprenant prend une radio inlet après avoir planifié une trajectoire d'une broche, plusieurs contrôles liés à la validation d'une trajectoire dans la vue inlet peuvent à ce moment être utilisés pour cette action, comme par exemple des contrôles liés à des critères visuels de la position de la broche, du point extrémité, etc. Cependant, pour déduire quels contrôles sont utilisés par l'apprenant à ce moment (par exemple, a-t-il bien repéré dans la vue que la trajectoire de sa broche est basse ?), le diagnostic a besoin des traces de nouvelles actions qui peuvent interpréter l'utilisation de ces contrôles.

La figure (7) montre, à gauche, la vue inlet d'un exemple d'une trajectoire invalide planifiée par l'apprenant ; il ne respecte pas des critères anatomiques et visuels. Si, après une action « prend inlet », l'apprenant valide sa trajectoire, cela permet de déduire qu'il considère sa solution comme valide ; cela signifie donc qu'il n'a pas utilisé les contrôles liés aux critères visuels de validation sur la vue inlet. Si en revanche il a recommencé la planification, cela permet de déduire qu'il s'est aperçu que sa trajectoire n'était pas valide et qu'il veut la corriger ; cela signifie donc qu'il a utilisé les contrôles liés aux critères de validation, mais ceci ne permet pas de déduire la validité de leur utilisation. Cependant, si l'apprenant corrige ensuite l'orientation de sa broche comme dans la figure 7.A (correction dans le mauvais sens), cela signifie qu'il est plus probable que l'apprenant a utilisé les contrôles liés à l'orientation

de la broche d'une manière invalide, alors qu'une correction de l'orientation comme dans la figure 7.B (dans le bon sens) augmente la probabilité d'une utilisation valide de ces contrôles.

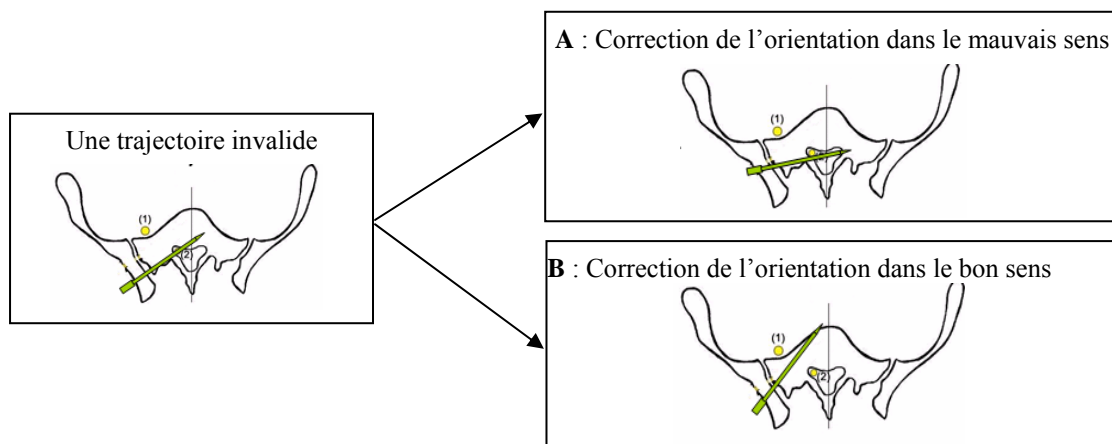


Figure IV- 7 : A gauche, une vue inlet d'une trajectoire invalide ; à droite, deux exemples de correction de l'orientation de cette trajectoire.

Le modèle du diagnostic doit donc prendre en compte la dimension temporelle en calculant d'une manière dynamique l'état de connaissance de l'apprenant au fur et à mesure de ses actions pour résoudre un problème. Chaque nouvelle action permet d'affiner un peu plus les résultats du diagnostic, ceci en augmentant ou diminuant les probabilités associées aux états des contrôles.

Cette dimension est représentée dans un réseau bayésien temporel [Chieu et al. 2006]. La figure (8) montre la structure générale du réseau de diagnostic avec la dimension temporelle. Dans ce réseau, il y a deux dimensions de contrôles : le passé Σ_0 et le présent Σ_1 . Le calcul de l'état présent d'un contrôle Σ_1 se base sur les traces de l'action actuelle VS_1 ainsi que sur l'ancien état diagnostiqué de ce contrôle Σ_0 . A chaque nouvelle action, les probabilités résultantes pour Σ_1 sont réintégréées dans le réseau afin de représenter l'état du passé Σ_0 pour la prochaine action.

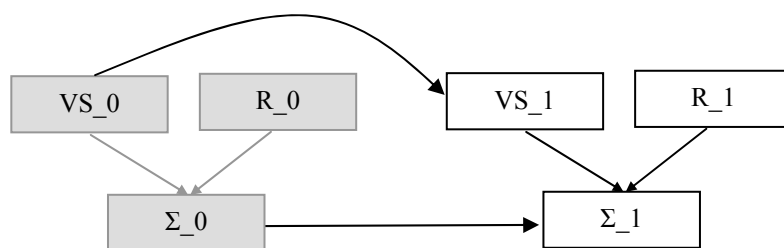


Figure IV- 8 : La structure générale du réseau bayésien temporel du diagnostic.

A chaque nouvelle action l'inférence est alors appliquée et le réseau est mis à jour pour les prochaines actions. Les probabilités a posteriori des contrôles deviennent des probabilités a priori pour la nouvelle phase du réseau. A travers ce mécanisme, le modèle de l'apprenant sera construit et affiné au fur et à mesure de ses actions.

Après avoir présenté en général le modèle du diagnostic et le mécanisme de la construction du modèle de l'apprenant, nous définissons maintenant la forme dans laquelle les résultats du diagnostic seront fournies au modèle de décisions didactiques.

2.3. Les résultats du diagnostic

Le diagnostic permet d'identifier, avec un degré d'incertitude, les contrôles utilisés par l'apprenant lors de la résolution du problème ainsi que la validité de leurs utilisations. Les

résultats de diagnostic sont donc pour chaque contrôle sous forme d'une distribution probabiliste entre trois états possibles :

- **MJV** : Mis en Jeu d'une manière Valide ; indique qu'il est probable que l'apprenant a utilisé ce contrôle d'une manière valide par rapport au contexte du problème donné.
- **MJIV** : Mis en Jeu d'une manière Invalide ; indique qu'il est probable que l'apprenant a utilisé ce contrôle d'une manière invalide par rapport au contexte du problème donné.
- **PMJ** : Pas_Mis enJeu ; indique qu'il est probable que l'apprenant n'a pas utilisé ce contrôle, bien que son utilisation soit nécessaire pour la résolution du problème.

Même si, dans le cadre de notre recherche, nous considérons les contrôles comme porteurs des résultats du diagnostic, nous n'utilisons pas, dans la conception de notre modèle, la notation « contrôle », mais « élément de connaissance » pour désigner les entités porteuses des résultats du diagnostic. Ce choix est effectué afin de nous permettre de concevoir le modèle de prise de décisions didactiques d'une manière indépendante du modèle de diagnostic. Cette notation nous permet de faire partiellement abstraction du contenu des contrôles et de nous focaliser essentiellement sur la structure et la forme des résultats du diagnostic comme entrées du modèle. Nous les considérons tous comme des éléments de connaissance.

De ce fait, en fonction des trois états possibles MJV, MJIV et PMJ, le diagnostic permet de positionner les éléments de connaissance dans un espace tridimensionnel que nous appelons l'espace des résultats du diagnostic. La figure (9) montre un exemple des éléments diagnostiqués ; le positionnement de l'élément e_1 signifie qu'il est plus probable que l'apprenant ait utilisé cet élément d'une manière valide par rapport au contexte du problème donné.

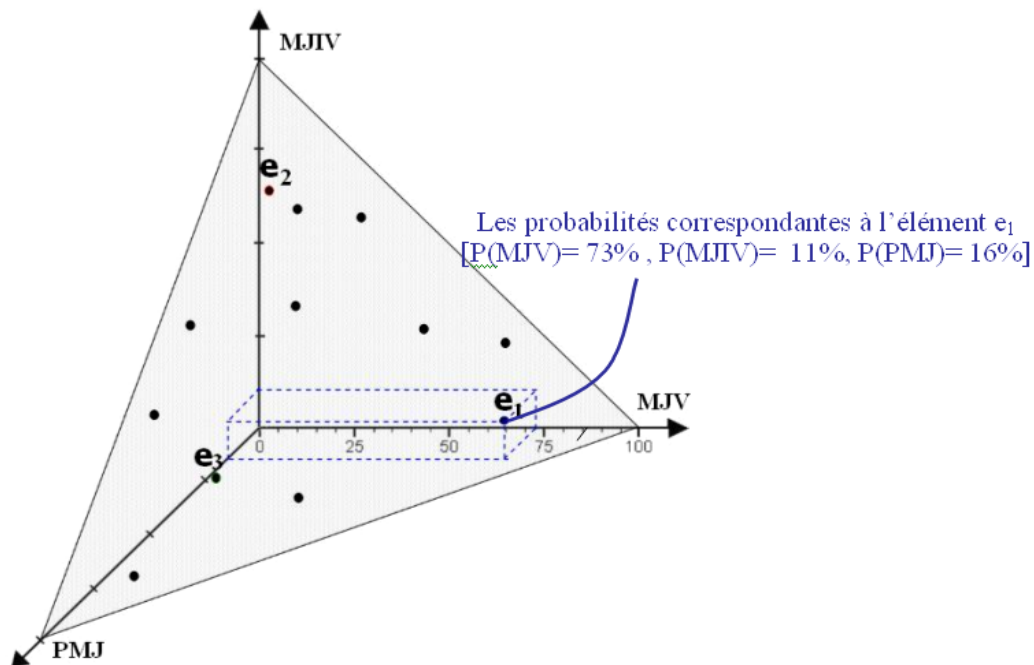


Figure IV- 9 : L'espace des résultats du diagnostic.

2.4. Exemple de diagnostic

Nous présentons comme exemple un scénario de la résolution d'un problème de la famille PA « planifier une trajectoire d'une broche pour une disjonction pure dans un os normal ». Pour illustrer le déroulement du diagnostic nous nous focalisons sur les contrôles suivants :

- $\Sigma 8$: la broche doit passer au dessus de la corticale antérieure de l'aileron sur l'inlet.
- $\Sigma 8bis$: si la broche passe en dessous de la corticale antérieure de l'aileron sur l'inlet, alors elle lèse le tronc lombo-sacré
- $\Sigma 14$: si la broche est trop basse sur l'inlet, alors elle est trop ventrale (antérieure) sur le patient
- $\Sigma 10$: si la broche est bien positionnée, alors elle doit passer au-dessus du premier trou sacré sur l'outlet
- $\Sigma 11$: si la broche est bien positionnée, alors elle doit passer au-dessous de la corticale crâniale de l'aileron sur l'outlet
- $\Sigma 20$: si la broche est trop haute sur l'outlet alors elle est trop crâniale sur le patient

Les contrôles 8, 8bis et 14 représentent quelques critères de validation de l'action « prendre une vue inlet », et les 10, 11 et 20 représentent ceux de l'action « prendre une vue outlet ». Soulignons que les contrôles 8, 8bis, 10 et 11 sont déclaratifs, et que les contrôles 14 et 20 sont empiriques. Le tableau suivant montre l'évolution de la distribution probabiliste qui correspond à l'état de ces contrôles en fonction des actions de l'apprenant.

Action	Le résultat des traces d'actions liées aux vues inlet et outlet	Diagnostic			
		Contrôle	MJV	MJIV	PMJ
1. placer la broche		$\Sigma 8$	0,33	0,33	0,34
		$\Sigma 8bis$	0,33	0,33	0,34
		$\Sigma 14$	0,33	0,33	0,34
		$\Sigma 10$	0,33	0,33	0,34
		$\Sigma 11$	0,33	0,33	0,34
		$\Sigma 20$	0,33	0,33	0,34
2. orienter la broche 3. enfoncer la broche		Pas de modification			
4. prendre inlet	La broche est trop près de la corticale antérieure d'aileron sur inlet → la broche est trop basse dans la vue inlet.	Contrôle	MJV	MJIV	PMJ
		$\Sigma 8$	0,2	0,2	0,6
		$\Sigma 8bis$	0,2	0,6	0,2
		$\Sigma 14$	0,2	0,2	0,6
		$\Sigma 10$	0,33	0,33	0,34
		$\Sigma 11$	0,33	0,33	0,34
5. prendre outlet	La position de la broche est correcte sur l'outlet	Contrôle	MJV	MJIV	PMJ
		$\Sigma 8$	0,2	0,2	0,6
		$\Sigma 8bis$	0,2	0,6	0,2
		$\Sigma 14$	0,2	0,2	0,6
		$\Sigma 10$	0,48	0,27	0,27
		$\Sigma 11$	0,48	0,27	0,27
6. recommencer la trajectoire 7. placer la broche 8. orienter la broche 9. enfoncer la broche		Pas de modification			
10. prendre inlet	La broche est un peu loin de la corticale antérieure d'aileron sur inlet → la position de la broche est incorrecte	Contrôle	MJV	MJIV	PMJ
		$\Sigma 8$	0,44	0,24	0,32
		$\Sigma 8bis$	0,44	0,32	0,24
		$\Sigma 14$	0,44	0,24	0,32
		$\Sigma 10$	0,48	0,27	0,27
		$\Sigma 11$	0,48	0,27	0,27
$\Sigma 20$	0,48	0,27	0,27		

11. prendre outlet	La position de la broche est correcte sur l'outlet	Contrôle	MJV	MJIV	PMJ
		$\Sigma 8$	0,44	0,24	0,32
		$\Sigma 8$ bis	0,44	0,32	0,24
		$\Sigma 14$	0,44	0,24	0,32
		$\Sigma 10$	0,49	0,25	0,25
		$\Sigma 11$	0,49	0,25	0,25
12. valider la trajectoire	La broche est un peu loin de la corticale antérieure d'aileron sur inlet La position de la broche est correcte sur l'outlet	Contrôle	MJV	MJIV	PMJ
		$\Sigma 8$	0,23	0,57	0,2
		$\Sigma 8$ bis	0,49	0,26	0,25
		$\Sigma 14$	0,23	0,57	0,2
		$\Sigma 10$	0,5	0,25	0,25
		$\Sigma 11$	0,5	0,25	0,25
		$\Sigma 20$	0,5	0,25	0,25

Tableau IV- 1 : Un exemple du diagnostic.

Dans le tableau (1), nous présentons les traces liées aux vues inlet et outlet. Nous notons qu'au début les probabilités des trois états MJV, MJIV et PMJ sont identiques (égales à 0.33), ce qui représente que le système n'a aucune idée de l'état de l'utilisation de ce contrôle. Ensuite, après l'action 4 « prendre inlet », les probabilités que les contrôles 8 et 14 n'ont pas été utilisés PMJ, sont augmentées en fonction des traces. Puis, après l'action 10 « prendre inlet », le système observe que l'apprenant a essayé de corriger sa trajectoire, et dans le bon sens par rapport à l'ancienne position. De ce fait, les probabilités que l'apprenant a utilisé les contrôles 8 et 14 d'une manière valide MJV sont augmentées. Enfin, du fait que l'apprenant valide sa trajectoire bien qu'elle soit encore incorrecte, ces probabilités diminuent pour augmenter celles de l'état mis en jeu invalide MJIV.

3. Discussion et conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté brièvement notre vision concernant la conception des modèles de la connaissance de référence et du diagnostic. L'étude de la conception de ces deux modèles nous a permis de comprendre mieux la particularité de la connaissance chirurgicale comme sa nature, sa structure et son processus de la résolution, d'avoir une vision assez détaillée du déroulement possible du mécanisme du diagnostic de l'état de connaissance de l'apprenant, et ensuite de pouvoir définir nos hypothèses concernant la forme des résultats du diagnostic, qui constituent l'entrée principale pour la production des rétroactions dans le modèle de décisions didactiques.

Comme présenté dans le paragraphe 1.1.2, dans la modélisation de la connaissance effectuée, nous notons qu'il est possible de distinguer les types d'éléments de connaissances : déclaratif et empirique. L'identification de types d'élément est importante pour la production des rétroactions, parce que d'après les hypothèses de recherche les outils d'apprentissage sont différents selon le type de connaissance enjeu de l'apprentissage.

En nous basant sur le modèle didactique $ck\phi$, les connaissances du domaine sont d'abord formalisées en éléments appartenant aux ensembles de P, R et Σ et avec des relations qui lient ces éléments. Puis elles sont exprimées dans des tableaux de correspondance comme dans la figure (3) pour faciliter leurs communications avec les informaticiens. Enfin, ces éléments de connaissance sont structurés dans un réseau bayésien sous forme de nœuds et d'arcs orientés. La définition de la structure générale du réseau (figure (4)) se base sur les relations de dépendance entre les différents types des nœuds P, R et Σ . Dans le réseau bayésien, il est possible d'appliquer des algorithmes « d'apprentissage de structure » à partir des données afin de définir automatiquement la structure du réseau. Mais comme présenté dans le paragraphe

(1.2.2), dans notre cas, les nœuds sont classifiés en P, R et Σ et la structure du réseau exprime les relations entre les différentes classes. De ce fait, l'apprentissage automatique de la structure ne peut pas être appliqué aux niveaux des classes des éléments P, R et Σ ; en revanche il est possible de l'utiliser pour construire des liens de dépendance entre les éléments appartenant à la même classe.

Dans le modèle du diagnostic, chaque nouvelle action de l'apprenant permet de calculer à nouveau l'état de connaissance de l'apprenant en se basant sur l'ancien état diagnostiqué, qui est représenté par les probabilités résultant de la dernière phase d'inférence. Le réseau prend en compte la dimension temporelle en faisant une mise à jour de l'état de connaissance de l'apprenant après chaque action. Notons que plus l'apprenant agit sur l'interface du simulateur, plus l'environnement peut recueillir de données, et donc les résultats du diagnostic sont plus significatifs. Cependant, dans les hypothèses de l'environnement, il n'y a pas de contraintes concernant le nombre et la sémantique des actions de l'apprenant pour la production d'une rétroaction ; le modèle de prise de décisions didactiques doit produire des rétroactions pertinentes à chaque moment où l'apprenant valide sa solution et en fonction du degré d'incertitude des résultats du diagnostic.

Dans le chapitre suivant nous présenterons le modèle de prise de décisions didactiques en nous basant sur l'analyse didactique des connaissances chirurgicales ainsi que sur les hypothèses que nous avons posées dans ce chapitre.

CHAPITRE V - Le modèle de prise de décisions didactiques

Plan du Chapitre :

Introduction

1. Le choix de la cible de la rétroaction
 - 1.1. Les facteurs de choix de la cible
 - 1.2. La représentation avec le diagramme d'influence
 - 1.2.1. La fonction d'utilité d'apprentissage
 - 1.2.2. Exemple de calcul de l'utilité
 - 1.3. L'inférence dans le diagramme d'influence
 - 1.4. Exemple de calcul de l'utilité estimée
 2. La détermination de l'objectif de la rétroaction
 3. Le choix de la forme de la rétroaction
 4. La détermination du contenu de la rétroaction
 - 4.1. Le calcul du contenu pour la rétroaction « cours web »
 - 4.2. Le calcul du contenu pour le choix d'un autre problème
 - 4.2.1. La détermination du contexte d'utilisation du contrôle ciblé
 - 4.2.2. La recherche d'un problème dans le réseau bayésien de la connaissance de référence
 - 4.2.2.1. La notion de similarité
 5. Discussion et conclusion
-

Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons notre méthodologie de conception d'un modèle informatique pour la production de rétroactions épistémiques. L'objectif de ce modèle est de prendre des décisions didactiques pour créer la rétroaction la plus utile par rapport à l'état de connaissance de l'apprenant, en se basant sur des critères issus de l'analyse didactique de la connaissance chirurgicale.

Nous devons préciser que, dans notre conception, nous avons choisi de faire abstraction du domaine de connaissances¹⁷ tout en respectant la structure et la particularité du type de connaissances modélisées. Ce choix vise à rendre la conception de notre modèle indépendante de celles du modèle de connaissance de référence et du modèle de diagnostic (présentés dans le chapitre précédent) ; ceci nous permet d'avancer dans la conception informatique du modèle sans justifier les choix et les hypothèses didactiques. Dans cette optique, nous utilisons, dans notre spécification, la notion « *éléments de connaissance* » pour représenter les entités de connaissances qui portent les résultats du diagnostic. Bien que le chapitre précédent (paragraphe IV-2.1) présente notre hypothèse que « les contrôles portent les résultats de diagnostic », dans le cas de TELEOS un élément de connaissance représente le plus souvent un contrôle dans le sens du modèle *ckç*.

Comme présenté dans la figure (1), nous décomposons la procédure de production d'une rétroaction épistémique en quatre étapes interdépendantes [Mufti-Alchawafa et al. 2006, 2007, 2008] : 1) L'étape de « choix de la cible » définit la partie de la connaissance qui sera visée par la rétroaction. 2) L'étape de « détermination de l'objectif » permet de définir l'objectif de rétroaction du point de vue de l'apprentissage. 3) L'étape « choix de la forme » permet de sélectionner la forme adaptée de la rétroaction parmi les formes disponibles dans l'environnement. 4) L'étape de « détermination du contenu » permet de formuler le contenu de la rétroaction en fonction de sa forme, de son objectif et de sa cible.

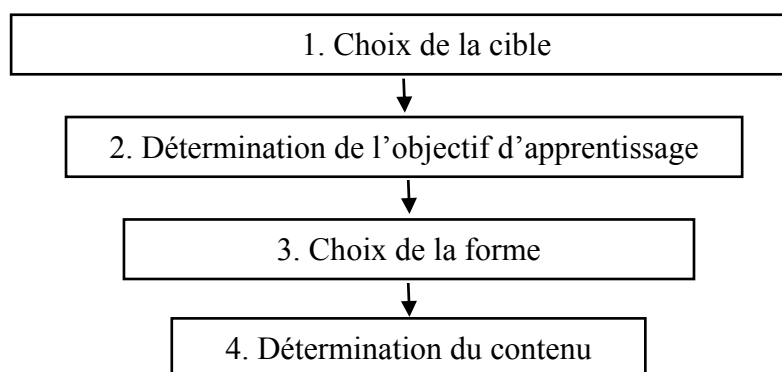


Figure V- 1 : La procédure de prise de décisions didactiques pour produire la rétroaction épistémique.

Par exemple, après un diagnostic de l'état de connaissance de l'apprenant lors de la résolution d'un problème Pa « déterminer une trajectoire pour une fracture de sacrum dans un os normal », le modèle de décision détermine que:

- **la cible** de la rétroaction est la partie de connaissance liée à « la prise en compte du type de fracture pour la définition de la longueur de vis ».
- **L'objectif** de la rétroaction est de « vérifier l'état de connaissance de l'apprenant par rapport à cette cible ».

¹⁷ Nous avons manipulé les éléments de connaissance sans intéresser à leur contenu.

- **la forme** de la rétroaction la plus pertinente par rapport à cette cible et à cet objectif est « l’envoi à l’apprenant d’un autre problème à résoudre avec le simulateur ».
- **Le contenu** de la rétroaction est un problème Pb « déterminer une trajectoire pour une disjonction pure dans un os normal », Pb étant obtenu en faisant varier le « type de fracture » par rapport à Pa (afin d’observer si l’apprenant va adapter sa solution par rapport à ce nouveau contexte du problème).

Dans les paragraphes suivants, nous présenterons d’abord la conception de chaque étape de procédure en détail, puis nous discuterons quelques aspects liés à notre modèle.

1. Le choix de la cible de la rétroaction

Comme montré à droite de la figure (2), les résultats du diagnostic sont sous forme de distributions probabilistes pour chaque élément de connaissance. L’objectif de cette étape de décision est de sélectionner un ou plusieurs éléments de connaissance comme cible de la rétroaction.

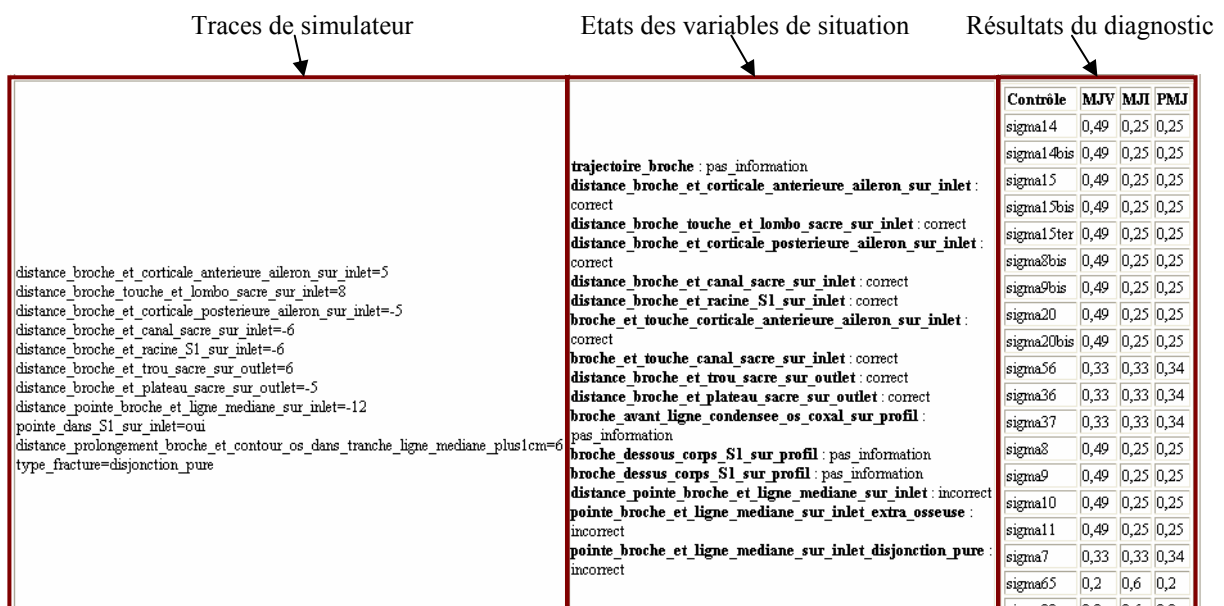


Figure V- 2 : Un exemple de résultats du diagnostic.

Du point de vue informatique, nous utilisons le diagramme d’influence pour modéliser le choix de la cible, choix qui se base sur des données incertaines (les résultats du diagnostic de la connaissance). Dans la conception de cette étape, nous appliquons la méthodologie suivante :

- Identification des facteurs qui influencent la décision en se basant sur l’analyse didactique de la connaissance.
- Représentation de la décision en définissant les nœuds et la structure du diagramme d’influence.
- Initialisation du calcul dans le diagramme en définissant la fonction d’utilité d’apprentissage qui représente la base de calcul pour le choix de la cible.

Une fois que la modélisation est effectuée, l’inférence dans le diagramme d’influence permet de sélectionner la cible de la rétroaction à partir des probabilités. Nous présentons maintenant ces étapes.

1.1. Les facteurs de choix de la cible

Pour modéliser le choix de la cible, nous identifions d'abord les facteurs sur lesquels le système se base pour effectuer son choix. Ces facteurs représentent les critères qui permettent au système de donner plus de priorité à un ou plusieurs élément(s) pour être visé par la rétroaction.

Nous identifions **l'état des éléments** de connaissance résultant du diagnostic comme le facteur principal qui influence le choix de la cible. Nous rappelons que l'état d'un élément de connaissance est une distribution probabiliste entre trois valeurs possibles représentant la manière selon laquelle l'apprenant a utilisé cet élément, à savoir : « Mis en Jeu valide », « Mis en Jeu InValide », et « Pas Mis en Jeu ». Par exemple, si le vecteur de probabilités d'un élément est $[P(\text{MJV})= 73\% , P(\text{MJIV})= 11\% , P(\text{PMJ})= 16\%]$, cela signifie qu'il est fort probable que l'apprenant ait utilisé cet élément d'une manière valide. Par ailleurs, la manière selon laquelle ce facteur influence la décision dépend des hypothèses didactiques. Par exemple, pour une hypothèse didactique de type « *il est plus important de focaliser la rétroaction sur un élément utilisé par l'apprenant d'une manière invalide que de la focaliser sur un élément utilisé d'une manière valide* », le système donne ici plus de priorité à des éléments qui ont une probabilité élevée pour l'état MJIV et faible pour l'état MJV.

Nous identifions d'autres caractéristiques liées à l'élément de connaissance comme constituant des facteurs qui permettent d'affiner davantage le choix de la cible dans le cas où plusieurs éléments peuvent être ciblés pour leur états. Plus précisément, si, dans l'espace de résultats du diagnostic, il se trouve des éléments qui ont la même position (même distribution probabiliste), alors ces caractéristiques vont jouer un rôle pour affiner la sélection de la cible parmi eux. Dans notre cadre d'étude, chaque élément de connaissance dispose de trois caractéristiques qui peuvent modifier son poids lors du choix de la cible :

- **Le type de l'élément** : représente la partie de la connaissance à laquelle cet élément est liée. Il peut être dans notre cas d'étude « déclaratif », « empirique » ou « perceptivo gestuel ». Par exemple, avec l'hypothèse didactique « *il est plus important de focaliser la rétroaction sur un élément déclaratif que de la focaliser sur un élément empirique* », le fait qu'un élément est déclaratif augmente sa priorité par rapport à un élément empirique.
- **L'ordre** de l'intervention de l'élément dans la résolution du problème. Par exemple l'hypothèse didactique « *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* » permet d'augmenter la priorité d'un élément selon son ordre d'intervention.
- **La nature de l'élément** : représente le contexte de l'intervention de l'élément dans la résolution de problème. L'élément peut intervenir soit dans le cas « général » du processus de résolution, comme par exemple lors du « choix du point d'entrée de la vis », « l'orientation de la vis », ... ; soit dans un cas « particulier », comme par exemple « la correction d'une vis trop basse dans la radio inlet ». Par exemple avec l'hypothèse didactique « *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* », le fait qu'un élément apparaît dans le contexte général lui donne plus de priorité qu'un élément qui apparaît dans un contexte particulier.

Nous décrivons la manière dans laquelle ces facteurs influencent la décision dans la définition de la fonction d'utilité d'apprentissage (paragraphe 1.2.1). Nous présentons maintenant notre modélisation du choix de la cible avec le diagramme d'influence.

1.2. La représentation avec le diagramme d'influence

Nous avons choisi les diagrammes d'influence à l'issue de notre état de l'art présenté dans les chapitres II et III. L'étude de la représentation de la connaissance dans les EIAH nous a orienté vers le choix des réseaux bayésiens pour le modèle de connaissance de référence et du diagnostic. Notre besoin de représenter la prise de décision avec incertitude nous a ensuite mené au diagramme d'influence, une représentation de la décision utilisée dans le domaine de l'analyse de décision et complémentaire aux réseaux bayésiens.

Comme montré dans les deux exemples de la figure (3), un diagramme d'influence utilise trois types de nœuds pour modéliser un problème de décision : 1) les nœuds de décisions, représentés par des rectangles, qui intègrent la liste des choix d'actions possibles ; 2) les événements observés avec incertitude, représentés par des ovales ; et 3) les nœuds d'utilité, représentés par des losanges ou des doubles carrés (ils peuvent être sous forme d'hexagones ou d'octogones), qui décrivent numériquement les utilités correspondant à chaque choix d'action possible en fonction de tous les états des observables qui influencent ce choix.

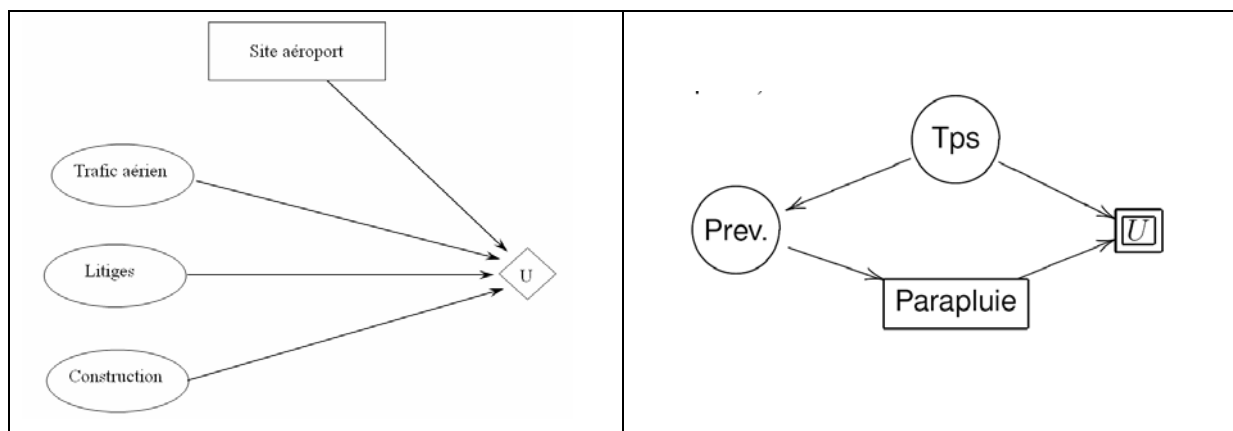


Figure V- 3 : Deux exemples de problèmes de décision présentée avec le diagramme d'influence¹⁸.

Nous proposons le diagramme d'influence présenté dans la figure (4) pour représenter le choix de la cible. Dans ce diagramme, les nœuds « élément » de connaissance représentent les observables et contiennent les distributions probabilistes résultant du diagnostic. Le nœud « choix de la cible » contient la liste des candidats¹⁹ à la sélection de cible. Enfin, le nœud « utilité d'apprentissage » représente l'utilité du choix d'un candidat du point de vue de l'apprentissage et il est rempli en se basant les facteurs qui influencent ce choix (l'état, le type, l'ordre et la nature) et qui sont décrits à travers la fonction d'utilité.

¹⁸ Ces exemples sont présentés dans le chapitre III paragraphe III.2.1.

¹⁹ Dans notre conception tous les éléments dans l'espace de connaissances sont des candidats à la sélection de cible. Cependant, il est possible que les candidats soient juste une partie de ces éléments ou bien des éléments de connaissance d'un autre niveau de granularité, nous présenterons cet aspect dans le chapitre VIII.

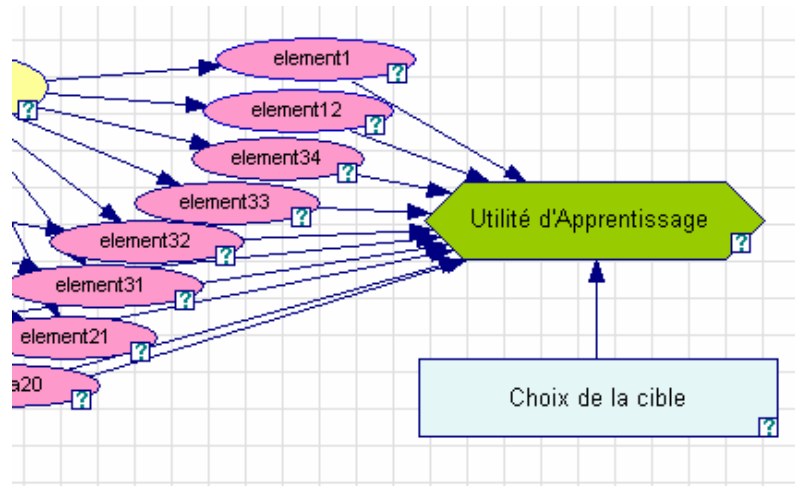


Figure V- 4 : Le diagramme d'influence pour le choix de la cible.

Après l'initialisation du calcul dans le nœud de l'utilité, l'inférence dans ce diagramme, à partir des états des éléments de connaissance et en se basant sur les facteurs qui influencent la décision, permet de sélectionner un ou plusieurs éléments (s) parmi l'ensemble des candidats intégrés dans le nœud de « décision de la cible ». Nous définissons maintenant la fonction d'utilité d'apprentissage.

1.2.1. La fonction d'utilité d'apprentissage

La fonction d'utilité permet de définir numériquement les facteurs de décision et d'organiser la manière dans laquelle ils influencent les choix. Dans notre cas d'étude, nous définissons cette fonction du point de vue de l'apprentissage et nous l'appelons U_{app} « la fonction d'utilité d'apprentissage ».

Comme présenté dans le paragraphe (1.1), les facteurs qui influencent le choix de la cible sont : l'état de l'élément de connaissance et ses caractéristiques, qui sont dans notre cadre d'étude le type, l'ordre et la nature. A partir de ces facteurs, nous définissons « la fonction d'utilité d'apprentissage » comme dans l'équation [1].

$$U_{app}(c, E) = \alpha \cdot U_{Etat}(c, e_1, e_2, \dots, e_n) + \beta \cdot U_{Type}(c) + \gamma \cdot U_{ordre}(c) + \delta \cdot U_{nature}(c) \quad [1]$$

L'utilité $U_{app}(c, E)$ de choisir un élément de connaissance comme cible c de rétroaction en prenant en compte l'ensemble $E = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$ des éléments présents dans l'espace de connaissances, est la somme des utilités de chaque facteur influençant ce choix, pondérées par des variables : α , β , γ , et δ que nous appelons « les variables de priorité ». Étant donné que dans les premières analyses les facteurs état, type, ordre et nature ont apparus comme indépendants dans leurs influences, la fonction est additive.

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 par les didacticiens. Par exemple, si les valeurs de ces variables sont $\alpha = 100$, $\beta = 10$, $\gamma = 1$, et $\delta = 0.1$ (nous définirons l'échelle des valeurs de ces variables dans le chapitre VII paragraphe VII-1.2), cela signifie que l'utilité de l'état d'un élément est prioritaire parce que α le rend dominant par rapport aux autres facteurs. Autrement dit, la décision sera prise en fonction de l'état. S'il existe plusieurs éléments qui ont les mêmes valeurs par rapport au premier facteur, le choix de la cible se fera en fonction du deuxième facteur dans l'ordre d'importance. Dans cet exemple, le type vient

après l'état dans l'ordre d'importance parce que β est plus élevé que γ et δ , les coefficients respectifs de l'ordre et de la nature.

Cette fonction d'utilité est multi-attributs parce que le calcul de l'utilité d'apprentissage dépend à la fois de l'élément candidat c et de son état par rapport aux autres éléments e_1, e_2, \dots, e_n dans E . Ces deux attributs c et E sont nécessaires pour le calcul de l'utilité d'état, parce que le choix d'un candidat pour son état se calcule vis-à-vis des états des autres éléments dans E . Par exemple, un candidat c qui est dans un état « Pas_Mis_Jeu » peut avoir plus d'utilité si les autres éléments sont dans un état « Mis_Jeu_valide », et moins d'utilité s'il existe un élément dans un état « Mis_Jeu_InValide » qui a plus de priorité. Cependant, le calcul de l'utilité concernant les caractéristiques se fait en fonction d'un seul attribut c parce qu'elles sont dépendantes uniquement de l'élément candidat c .

Nous définissons l'utilité de choisir un élément comme cible c pour son état U_{Etat} dans l'équation [2].

$$U_{Etat}(c, e_1, e_2, \dots, e_n) = \sum_{j=1}^n U_{Etat}(c, e_j) \quad n : \text{est le nombre des éléments dans } E \quad [2]$$

Dans notre définition, cette utilité est fonction de l'état de l'élément candidat par rapport aux états des autres éléments e_1, e_2, \dots, e_n présents dans l'espace de connaissances E . Pour cela, le système calcule d'abord $U_{Etat}(c, e)$ l'utilité de l'état du candidat c par rapport à un autre élément e . Cette utilité est paramétrée par l'expert à partir des hypothèses didactiques dans un tableau que nous appelons le « tableau des utilités des états ». Le tableau (1) représente un exemple de paramétrage pour le couple (c, e) . Dans le chapitre VII paragraphe (VII-1.2), nous définirons une échelle des valeurs pour le paramétrage de ce tableau.

$U_{Etat}(c, e)$		e		
		MJV	MJIV	PMJ
c	MJV (Mis_Jeu_Valide)	0	-2	-1
	MJIV (Mis_Jeu_InValide)	2	0	1
	PMJ (Pas_Mis_Jeu)	1	-1	0

Tableau V- 1: Un exemple d'hypothèse didactique pour le calcul d'utilité d'état.

Ainsi ce paramétrage est la traduction de l'hypothèse didactique suivante : « *il est plus important de focaliser la rétroaction sur les éléments Mise en Jeu Invalide, s'il n'y en a pas il faut se focaliser sur les éléments pas mise en jeu* ». Plus précisément, dans le tableau (1) les valeurs d'utilité: $U_{Etat}(c = MJIV, e = MJV) = 2$ et $U_{Etat}(c = MJIV, e = PMJ) = 1$, représente numériquement la première partie de l'hypothèse qui dit « *qu'un élément dans l'état MJIV doit être ciblé en priorité par rapport à un élément dans l'état MJV ou PMJ* ». Ainsi, la valeur : $U_{Etat}(c = PMJ, e = MJV) = 1$, représente la partie qui dit « *qu'un élément dans l'état PMJ doit être ciblé en priorité par rapport à un élément dans l'état MJV* ».

Le tableau des utilités des états permet donc de définir les utilités négatives²⁰ ou positives de sélectionner un candidat c en fonction de son état, en tenant compte de l'état d'un élément e présent dans le même espace des connaissances. Puis, comme présenté dans l'équation [2], l'utilité de l'état $U_{Etat}(c, e_1, e_2, \dots, e_n)$ est la somme des utilités d'état de chaque couple $U_{Etat}(c, e_j)$ pour tous les éléments e_j présents dans E .

²⁰ Dans notre cadre de travail, l'utilité ne représente pas un gain du point de vue financier, elle est définie en revanche du point de vue de l'apprentissage. Pour cela une valeur négative d'utilité représente un désavantage du choix correspondant pour le processus de l'apprentissage.

Dans l'équation [3], nous définissons l'utilité de choisir un élément comme cible c pour son type U_{type} .

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

Cette utilité est proposée à partir de l'hypothèse présentée comme exemple dans le paragraphe (1.1), qui dit qu'un élément de type déclaratif doit être ciblé pour la rétroaction en priorité par rapport à un élément empirique ; dans l'équation, la valeur d'utilité d'un candidat de type déclaratif est ainsi supérieure à celle d'un candidat de type empirique.

Dans l'équation [4], nous définissons l'utilité de choisir un élément comme cible c pour son ordre d'intervention dans la résolution du problème U_{ordre} .

$$U_{ordre}(c) = \sum_{j=1}^m \frac{1}{O_j(c)} \quad \begin{array}{l} m : \text{le nombre des étapes de résolution dans lesquelles } c \text{ apparaît} \\ O_j : \text{la position de l'étape dans le processus de la résolution} \end{array} \quad [4]$$

Cette utilité est proposée à partir de l'hypothèse présentée comme exemple dans le paragraphe (1.1) qui dit qu'un élément intervenant dans les premières étapes du processus de résolution doit être ciblé pour la rétroaction en priorité par rapport à un élément intervenant dans une étape ultérieure. Dans cette équation, nous prenons également en compte la possibilité de l'intervention d'un élément dans plusieurs étapes de la résolution en accumulant son ordre dans les différentes étapes pour lui donner plus de poids.

Dans l'équation [5] nous définissons l'utilité de choisir un élément comme cible c pour sa nature U_{nature} .

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

Cette utilité est proposée à partir de l'hypothèse présentée comme exemple dans le paragraphe 1.1, qui dit qu'un élément de nature générale doit être ciblé pour la rétroaction en priorité par rapport à un élément particulier.

1.2.2. Exemple de calcul de l'utilité

Pour illustrer le calcul de l'utilité selon notre fonction définie dans l'équation [1], nous donnons un exemple de l'initialisation du calcul pour un ensemble de quatre éléments de connaissances $E = \{e1, e2, e3, e4\}$, dont les caractéristiques sont données dans le tableau (2) à droite et leurs états à gauche ; pour simplifier le calcul nous avons choisi des valeurs déterministes des états, nous donnerons un exemple de calcul pour des valeurs non déterministe dans le paragraphe (1.4).

P(état)	P(MJV)	P(MJIV)	P(PMJ)
e ₁	0	0	1
e ₂	1	0	0
e ₃	0	1	0
e ₄	0	1	0

Caractéristiques	Type	Ordre	Nature
e ₁	empirique	1,3	Générale
e ₂	déclaratif	2	Générale
e ₃	empirique	1	Particulier
e ₄	déclaratif	4	Générale

Tableau V- 2 : Un exemple des états et des caractéristiques de quatre éléments.

Pour calculer l'utilité correspondant à chaque élément, nous appliquons la fonction d'utilité d'apprentissage en utilisant les hypothèses présentées dans le tableau (1). Nous calculons d'abord l'utilité correspondant à chaque facteur (état, type ordre et nature). Par exemple l'utilité de choisir e₁ comme cible c pour son état est :

$$\begin{aligned}
 U_{etat}(c=e_1, E) &= U_{etat}(c=e_1, E= \{e_1, e_2, e_3, e_4\}) \\
 &= U_{etat}(c, e_1) + U_{etat}(c, e_2) + U_{etat}(c, e_3) + U_{etat}(c, e_4) \\
 &= U_{etat}(PMJ, PMJ) + U_{etat}(PMJ, MJV) + U_{etat}(PMJ, MJIV) + U_{etat}(PMJ, MJIV) \\
 &= 0 + 1 + (-1) + (-1) = -1
 \end{aligned}$$

De la même manière nous calculons l'utilité de choisir e₂, e₃ et e₄ pour leurs états :

$$U_{etat}(c=e_2, E) = -5$$

$$U_{etat}(c=e_3, E) = 3$$

$$U_{etat}(c=e_4, E) = 3$$

Nous calculons les utilités pour les caractéristiques, en appliquant les équations [3], [4] et [5] pour obtenir le tableau ci- dessous :

E	Etat	$U_{etat}(c, E)$	Type	$U_{type}(c)$	Ordre	$U_{ordre}(c)$	Nature	$U_{nature}(c)$
e ₁	PMJ	-1	Empirique	0	1,3	1,333	Générale	1
e ₂	MJV	-5	Déclaratif	1	2	0,5	Générale	1
e ₃	MJIV	3	Empirique	0	1	1	Particulier	0
e ₄	MJIV	3	Déclaratif	1	4	0,25	Générale	1

Tableau V- 3 : Les utilités correspondant à chaque facteur.

Ensuite, le calcul de l'utilité pour chaque élément se fait en appliquant la fonction d'utilité d'apprentissage présentée dans l'équation [1]. Par exemple en donnant aux « variables de priorité » les valeurs suivantes $\alpha = 100$, $\beta = 10$, $\gamma = 1$, et $\delta = 0.1$, les utilités d'apprentissage sont :

$$U_{app}(c=e_1, E) = 100*(-1) + 10*(0) + 1*(1,333) + 0,1*(1) = -98,567$$

$$U_{app}(c=e_2, E) = 100*(-5) + 10*(1) + 1*(0,5) + 0,1*(1) = -489,4$$

$$U_{app}(c=e_3, E) = 100*(3) + 10*(0) + 1*(1) + 0,1*(0) = 301$$

$$U_{app}(c=e_4, E) = 100*(3) + 10*(1) + 1*(0,25) + 0,1*(1) = 310,35$$

Ce calcul montre que l'utilité correspondant aux candidats e₃ et e₄ pour leurs états sont les plus élevées. Le choix est ensuite affiné en fonction de leurs caractéristiques et le candidat e₄ a l'utilité d'apprentissage la plus élevée ; il sera par conséquent choisi comme la cible de la rétroaction.

Dans cet exemple les états des éléments sont déterministes (leurs probabilités sont égales à 1). Cependant, dans les cas réels, ils sont sous forme d'une distribution probabiliste entre les différents états possibles. Par exemple l'état pour e_3 est [P(MJV)= 0.23 , P(MJIV)= 0.57, P(PMJ)= 0.2] ; dans ce cas l'inférence dans le diagramme d'influence, que nous allons présenter dans le paragraphe suivant, permet de calculer l'utilité estimée de e_3 en prenant en compte les probabilités de tous les états possibles.

Pour ce faire, il est nécessaire d'initialiser le calcul dans le diagramme en remplissant un tableau intégré dans le nœud de l'utilité. Dans ce tableau, il faut remplir l'utilité pour chaque candidat et pour toutes les combinaisons possibles des états des éléments. Par exemple dans la figure (5), nous voyons la partie de ce tableau qui représente notre exemple où :

Etat (e_1) = PMJ et Etat (e_2)= MJV et Etat (e_3)= MJIV et Etat (e_4)= MJIV

e1	PMJ					
e2	MJV					
e3	MJIV					
e4	MJIV					
Decision de la cible	...	c_e1	c_e2	c_e3	c_e4	...
Utilité d'apprentissage	...	-98.57667	-489.4	301	310.35	...

Figure V- 5 : Un exemple d'une partie du tableau d'utilité d'apprentissage pour quatre éléments.

Notons le besoin d'automatiser le remplissage de ce tableau à partir de la fonction d'utilité, parce que le calcul se base sur un paramétrage des hypothèses didactiques, et que le tableau doit être recalculé pour chaque nouveau jeu de paramètres. De plus, la dimension de ce tableau augmente de façon exponentielle avec le nombre d'éléments afin de prendre en compte toutes les combinaisons possibles de tous les états et tous les éléments. En conséquence, le remplissage de ce tableau à la main devient presque impossible, et c'est la raison pour laquelle nous avons implémenté un algorithme de remplissage automatique. Cet algorithme permet de calculer le tableau complet pour tous les états possibles, en saisissant la liste des éléments et leurs caractéristiques ainsi que le paramétrage des « variables de priorité » et du « tableau des utilités des états ». Nous présenterons cet algorithme ainsi que le calcul de la dimension du tableau de l'utilité dans le chapitre suivant (paragraphe VI-3.2.1.2).

Nous tenons à préciser que ce calcul s'effectue une seule fois pour chaque nouveau paramétrage pour initialiser le calcul dans notre diagramme d'inférence. Ensuite, l'inférence dans ce diagramme, que nous présentons maintenant, calcule l'utilité estimée pour chaque candidat en fonction de chaque nouvelle distribution des probabilités.

1.3. L'inférence dans le diagramme d'influence

Comme présenté dans la chapitre III (paragraphe III-2.2.2), l'inférence dans le diagramme d'influence se base sur la théorie de la décision qui permet de calculer l'utilité estimée EU des actions A en se basant sur l'utilité U de ses résultats possibles et en prenant en compte les observations E [Russell et Norvig 2006]. Ce calcul est selon l'équation suivant :

$$EU(A|E) = \sum_i P(Résultat_i(A)|Faire(A), E) \cdot U(Résultats_i(A)) \quad [6]$$

Dans notre cas, l'action A est représentée par le choix du candidat c comme cible, U représente l'utilité d'effectuer ce choix du point de vue de l'apprentissage, et E représente l'ensemble des éléments de connaissance. Alors, sachant que $P(E_k)$ représente les probabilités correspondant à une combinaison k des états des éléments de l'ensemble E , et que $U_{app}(c, E_k)$ est l'utilité d'apprentissage de choisir le candidat c comme cible en fonction de E_k (la combinaison k des états des éléments de E), dans notre diagramme d'influence l'inférence

calculer $EU(c)$ l'utilité estimée correspondante à chaque candidats c selon l'équation [7], où m représente le nombre des combinaisons possibles.

$$EU(c) = \sum_{k=1}^m P(E_k) \cdot U_{app}(c, E_k) \quad [7]$$

Dans l'équation [7], nous prenons en compte les observables E dans le calcul de l'utilité U , parce que dans notre modèle l'élément candidat c fait partie de l'observation. Plus précisément, il est représenté comme observable par un nœud dans le réseau et aussi comme candidat à la sélection de la cible dans le nœud de décision. En plus, dans l'équation [7] nous prenons seulement en compte les probabilités des états des éléments de connaissances E parce que dans notre diagramme le nœud de décision n'a pas une influence sur les autres nœuds (il n'a pas une arc orienté vers d'autres nœuds).

L'inférence calcule les utilités estimées pour tous les éléments candidats, puis le système sélectionne comme cible parmi eux l'élément qui a l'utilité estimée la plus élevée.

En résumé, pour que le système choisisse la cible, nous avons défini une fonction d'utilité qui permet de calculer a priori l'utilité d'apprentissage et d'initialiser le tableau du nœud « utilité » dans le diagramme d'influence. Puis le système, à partir des probabilités concernant l'état de connaissance de l'apprenant, applique l'inférence dans ce diagramme pour calculer les utilités estimées de chaque élément candidat pour sélectionner enfin la cible.

1.4. Exemple de calcul de l'utilité estimée

Dans le cas de l'exemple précédent (paragraphe 1.2.2), si les états des éléments de connaissances dans l'ensemble $E = \{e1, e2, e3, e4\}$ ont les valeurs suivantes :

Etat	MJV	MJIV	PMJ
e1	0.7	0.0	0.3
e2	0.6	0.2	0.2
E3	0.4	0.1	0.5
E4	0.8	0.1	0.1

Dans ce cas, le calcul de $U_{etat}(c = e1, E)$ l'utilité estimée pour le choix de $e1$ comme cible sera selon l'équation [7]. Plus précisément, supposant que le tableau de l'utilité d'état pour le candidat $e1$ en fonction des combinaisons des états des éléments de E était le suivant :

e1	MJV	MJV	MJV	...	MJIV	MJIV	MJIV	...	PMJ	PMJ	PMJ
e2	MJV	PMJ	MJIV	...	MJV	PMJ	PMJ	...	MJV	MJV	PMJ
e3	MJV	MJIV	PMJ	...	PMJ	MJIV	MJV	...	MJIV	MJIV	PMJ
e4	MJV	MJIV	PMJ	...	PMJ	MJV	MJIV	...	MJIV	PMJ	PMJ
$U_{etat}(e1, E)$	x1	x2	x3	...	y1	y2	y3	...	z1	Z2	z3

Et sachant que $P(e1, e2, e3, e4) = P(e1) \cdot P(e2) \cdot P(e3) \cdot P(e4)$ parce que leurs états sont indépendantes, alors le calcul de l'utilité estimée pour $e1$ sera comme ce qui suit :

$$\begin{aligned} EU_{etat}(c=e1) &= P(e1 = MJV) \cdot P(e2 = MJV) \cdot P(e3 = MJV) \cdot P(e4 = MJV) \cdot U_{etat}(c=e1, e1=MJV, \\ &e2=MJV, e3= MJV, e4=MJV) \\ &+ P(e1 = MJV) \cdot P(e2 = PMJ) \cdot P(e3 = MJIV) \cdot P(e4 = MJIV) \cdot U_{etat}(c=e1, e1=MJV, \\ &e2=PMJ, e3=MJIV, e4=MJIV) \\ &+ P(e1 = MJV) \cdot P(e2 = MJIV) \cdot P(e3 = PMJ) \cdot P(e4 = PMJ) \cdot U_{etat}(c=e1, e1=MJV, \\ &e2=MJIV, e3=PMJ, e4=PMJ) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &+ \dots \\
 &+ P(e1= MJIV)*P(e2= MJV)*P(e3=PMJ)*P(e4=PMJ)* Uetat (c=e1, e1=MJIV, \\
 &e2=MJV, e3= PMJ, e4=PMJ) \\
 &+ P(e1= MJIV)*P(e2=PMJ)*P(e3= MJIV)*P(e4= MJV)* Uetat (c=e1, e1=MJIV, \\
 &e2=PMJ, e3=MJIV , e4=MJV) \\
 &+ P(e1= MJIV)*P(e2=PMJ)*P(e3=MJV)*P(e4= MJIV)* Uetat (c=e1, e1=MJIV, \\
 &e2=PMJ, e3= MJV, e4=MJIV) \\
 &+ \dots \\
 &+ P(e1= PMJ)*P(e2=MJV)*P(e3= MJIV)*P(e4=MJIV)* Uetat (c=e1, e1=PMJ, \\
 &e2=MJV, e3=MJIV , e4=MJIV) \\
 &+ P(e1= PMJ)*P(e2=MJV)*P(e3=MJIV)*P(e4= PMJ)* Uetat (c=e1, e1=PMJ, \\
 &e2=MJV, e3=MJIV , e4=PMJ) \\
 &+ P(e1= PMJ)*P(e2=PMJ)*P(e3= PMJ)*P(e4=PMJ)* Uetat (c=e1, e1=PMJ, \\
 &e2=PMJ, e3= PMJ, e4=PMJ) \\
 &+ \dots
 \end{aligned}$$

En fonction des probabilités des états des éléments et le tableau de l'utilité précédent, l'utilité estimée sera :

$$\begin{aligned}
 EU_etat(c=e1) = &0.7*0.6*0.4*0.8*x1 \\
 &+ 0.7*0.2*0.1*0.1* x2 \\
 &+ 0.7*0.2*0.5*0.1* x3 + \dots \\
 &+ 0 *0.6*0.5*0.1* y1 \\
 &+ 0 *0.2*0.1*0.8* y2 \\
 &+ 0 *0.2*0.4*0.1* y3 + \dots \\
 &+ 0.3*0.6*0.1*0.1* z1 \\
 &+ 0.3*0.6*0.1*0.1* z2 \\
 &+ 0.3*0.2*0.5*0.1* z3 + \dots
 \end{aligned}$$

Nous avons développé une interface (figure 6) pour tester notre algorithme. Ainsi, l'exemple de la figure (6) montre le calcul d'utilité qui utilise les variables de priorité $\alpha = 100$, $\beta = 10$, $\gamma = 1$, et $\delta = 0.1$, et le tableau des utilités des états présenté dans le tableau (1). Sur le côté gauche, nous voyons la liste des éléments avec leurs caractéristiques et leurs distributions probabilistes. Sur le côté droit, nous voyons l'utilité estimée calculée pour chaque élément. Nous remarquons dans le cas des éléments « Sigma₁₄ » et « Sigma₈ » que, bien qu'ils aient la même distribution probabiliste, l'utilité estimée EU de « Sigma₁₄ » est inférieure à celle de « Sigma₈ » qui est un élément déclaratif, ce qui lui donne plus de priorité (cela correspond aux hypothèses didactiques intégrées dans notre calcul). La cible dans cet exemple est « Sigma₈ » qui a l'utilité estimée la plus élevée.

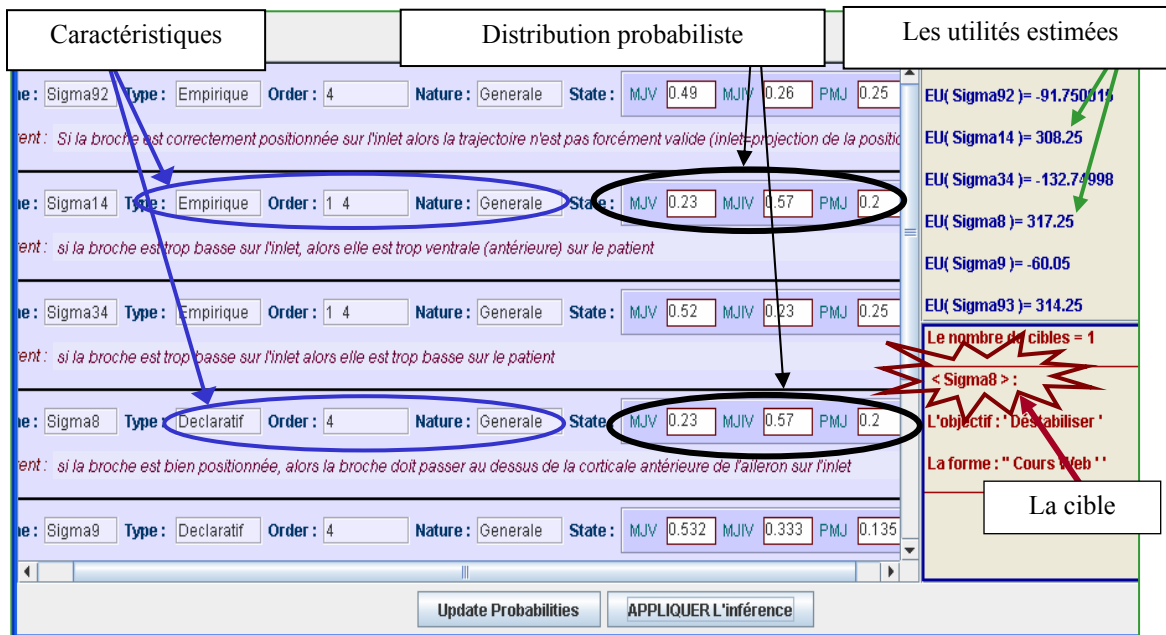


Figure V- 6 : Exemple de calcul de la cible.

Le système peut obtenir ainsi plusieurs éléments qui ont la même 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.

2. La détermination de l'objectif de la rétroaction

Une fois que le système a choisi la cible, il détermine l'objectif de la rétroaction. L'objectif permet de prendre en compte le fait qu'un élément ciblé ayant, par exemple, une forte probabilité d'être utilisé par l'apprenant d'une manière valide (MJV) n'amènera pas le système à proposer la même rétroaction qu'un élément qui a une forte probabilité de ne pas être utilisé (PMJ). L'objectif de la rétroaction dépend de l'état de l'élément ciblé et donc de son positionnement dans l'espace des résultats du diagnostic présenté dans le chapitre IV (paragraphe IV-2.3).

Pour modéliser cette décision, nous avons choisi de segmenter d'abord l'espace des résultats du diagnostic en plusieurs zones, puis d'attribuer à chaque zone un objectif du point de vue de l'apprentissage. Plus précisément, en analysant l'espace dans lequel l'élément de connaissance se positionne après le diagnostic, nous distinguons quatre zones essentielles montrées dans la figure (7) à gauche :

1. La cible est probablement dans l'état MJV, quand $P(MJV) \geq 0.5$,
2. La cible est probablement dans l'état MJIV, quand $P(MJIV) \geq 0.5$,
3. La cible est probablement dans l'état PMJ, quand $P(PMJ) \geq 0.5$,
4. La cible est entre ces trois états, quand $P(MJIV) < 0.5$ et $P(MJV) < 0.5$ et $P(PMJ) < 0.5$.

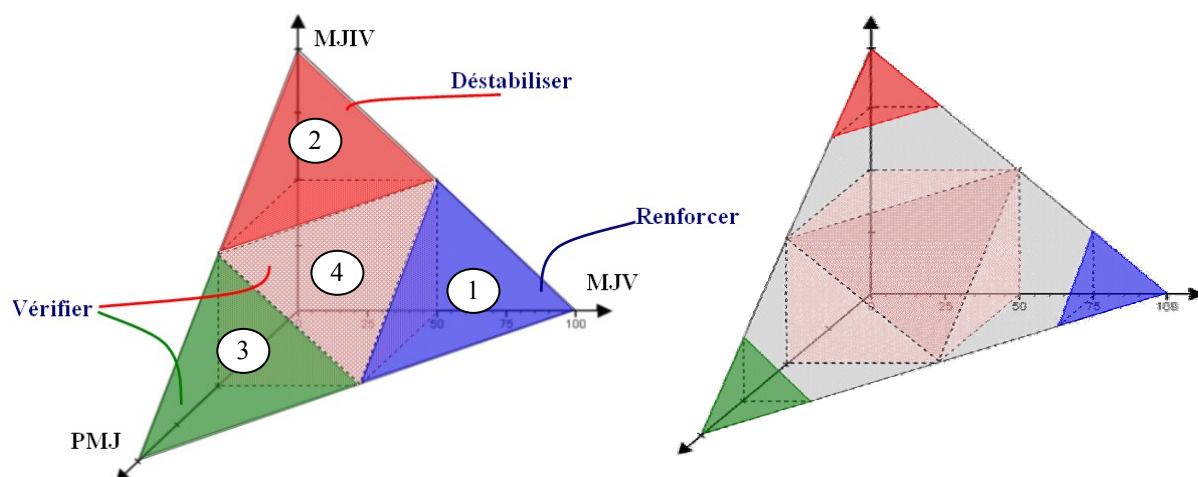


Figure V- 7 : Deux exemples de segmentation de l'espace de résultats du diagnostic, à gauche l'espace est segmenté en quatre zones et à droite en sept zones.

Dans l'exemple de la figure (7) à gauche, les objectifs par rapport aux zones segmentés peuvent être répartis ainsi :

- L'objectif « renforcer » correspond à la zone « 1 » où la cible est probablement utilisée par l'apprenant d'une manière valide « MJV »,
- L'objectif « déstabiliser » correspond à la zone « 2 » où la cible est probablement utilisée par l'apprenant d'une manière invalide « MJIV »,
- L'objectif « vérifier » correspond à deux zones : la zone « 3 » où la cible n'est probablement pas utilisée par l'apprenant « PMJ », et la zone « 4 » où la cible n'a pas un état probable (il n'y a pas assez de différence entre les trois états).

Le système identifie la zone dans laquelle la cible se trouve afin de déterminer l'objectif de la rétroaction. Par exemple, l'objectif « vérifier » pour un élément cible c signifie que la rétroaction sera envoyée à l'apprenant afin de vérifier son état de connaissance autour de cet élément. Ainsi, elle sera différente d'une rétroaction produite pour l'objectif de « déstabiliser » l'apprenant par rapport à l'élément c .

Pour pouvoir déterminer davantage d'objectifs de rétroaction, il est possible d'augmenter le nombre de zones comme par exemple dans la figure (7), à droite, où l'espace est segmenté en sept zones.

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 nombre de zones possibles sont paramétrables dans notre modèle en fonction des orientations pédagogiques et didactiques.

3. Le choix de la forme de la rétroaction

Cette étape permet de sélectionner la forme de la rétroaction la plus adaptée. La forme d'une rétroaction se définit en fonction des outils informatiques qui permettent à l'apprenant d'interagir avec l'environnement. Comme présenté dans le chapitre I (paragraphe I-2.3), dans le cadre de TELEOS trois type d'outils sont disponibles : le simulateur, le cours en ligne, et la base des cas cliniques.

Nous avons constaté que le choix d'une forme adaptée de rétroaction se fait en fonction de son objectif (déstabiliser, vérifier, etc.) ainsi que du type de sa cible (déclaratif, empirique). Pour cela nous avons choisi de présenter ce choix sous forme d'un tableau indiquant la forme

adaptée pour chaque objectif et chaque type possible. Les hypothèses didactiques concernant ce choix sont aussi paramétrables. Dans l'exemple des hypothèses didactiques présentées dans le tableau (2), nous voyons que, si l'objectif de la rétroaction est de « renforcer » la connaissance de l'apprenant par rapport à une partie « empirique » de la connaissance, la forme la plus adaptée est de lui envoyer « un cas clinique » à consulter.

	Objectif1 : déstabiliser		Objectif2 : vérifier		Objectif3 : renforcer	
Type de la cible	Déclaratif	Empirique	Déclaratif	Empirique	Déclaratif	Empirique
Forme1 : Simulateur		*	*	*		
Forme2 : Cours Web	*				*	
Forme3 : Cas clinique		*				*

Tableau V- 4 : Un exemple d'hypothèses didactiques pour le choix de la forme.

Dans l'exemple proposé, nous notons que dans le cas de l'objectif *déstabiliser* et pour une cible de type « empirique », il existe deux possibilités : le « simulateur » et le « cas clinique ». Le choix entre ces deux formes possibles peut être fait en fonction de l'historique. Dans la version implémentée du modèle nous n'avons pas traité cet aspect. Cependant, nous considérons que, si, par exemple, le modèle de décision a déjà fourni à l'apprenant un feedback simulateur pour le déstabiliser par rapport à un élément empirique, il devra alors lui envoyer dans les rétroactions suivantes un cas clinique à résoudre pour atteindre le même objectif et pour la même cible. Il est aussi possible de paramétrer ce tableau avec un ordre associé à chaque forme adaptée. Par exemple si l'ordre est 1 et 2 pour le simulateur et cas clinique respectivement, cela signifie que le système envoie en premier un feedback simulateur et en second un feedback cas clinique.

4. La détermination du contenu de la rétroaction

Le choix du contenu dépend principalement de la forme de la rétroaction afin de définir la manière dans laquelle il sera formulé. Par exemple, dans notre cadre d'étude, le contenu proposé se calcule pour la forme « Cours Web » par la recherche des pages pertinentes à consulter, pour le « Cas clinique » par l'identification du cas adapté à illustrer, et pour le « Simulateur » par la définition du problème pertinent à résoudre avec le simulateur. Soulignons aussi que les contenus des rétroactions de formes « Cas clinique » et « Simulateur » se calculent d'une manière semblable, parce que dans ces deux formes il est nécessaire d'identifier un problème à résoudre ou à illustrer. Cependant, pour le cas clinique, il faut déterminer en plus la solution adaptée du problème illustré, comme par exemple choisir d'illustrer un cas d'une solution invalide par rapport à la solution proposée. Dans la suite, nous présenterons brièvement le calcul du contenu pour la rétroaction de la forme « Cours Web », puis le choix d'un autre problème à résoudre ou à illustrer.

4.1. Le calcul du contenu pour la rétroaction « cours web »

Dans cette étape, le système identifie d'abord des mots-clés en analysant la connaissance ciblée. Puis, il lance une recherche des pages pertinentes par rapport à ces mots clés dans le « cours Web ». Enfin, il propose à l'utilisateur une liste des liens sur les pages HTML pertinentes. La production d'une liste de liens se fait grâce à un module de WEB sémantique composé : 1) d'un ensemble d'ontologies liées entre elles, 2) d'un ensemble de pages HTML avec des meta-données extraites des ontologies et 3) d'un moteur de recherche [Luengo et Vadcard 2005]. Dans ce module, les mots-clés identifiés seront analysés en se basant sur les

ontologies (de l'anatomie et de la procédure de vissage), le moteur de recherche trouvera ensuite les URL des pages HTML correspondantes à partir de cette analyse.

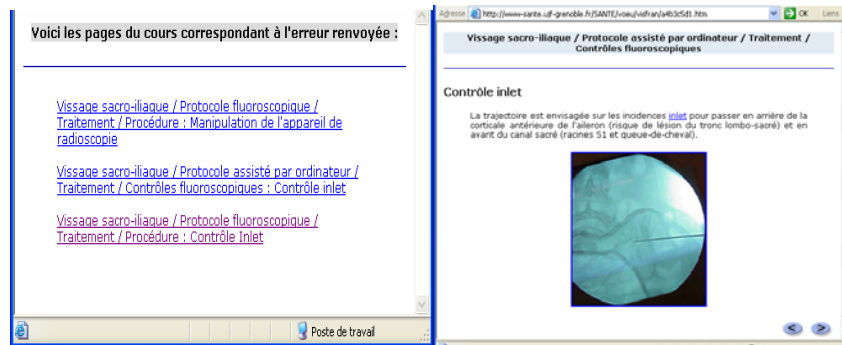


Figure V- 8 : À gauche un exemple de liste de liens, à droite un exemple de page de cours.

Dans la figure (8), nous trouvons à gauche un exemple de liste de liens vers les pages liées à la connaissance ciblé. L'apprenant choisit parmi l'ensemble des liens celui qui lui semble le plus approprié, puis il consulte les pages HTML correspondantes (par exemple la fenêtre à droite de la figure (8)).

4.2. Le calcul du contenu pour le choix d'un autre problème

Cette étape de décision est dépendante de la modélisation de connaissance, parce que le choix d'un problème qui traite un élément ciblé se fait en fonction de la façon dont les relations entre les éléments ciblés et les problèmes sont structurées. De ce fait, dans la conception de cette décision nous ne pouvons pas utiliser le même niveau d'abstraction que celui adopté dans la conception des étapes précédentes de la procédure.

Nous spécifions que l'objectif de cette étape est la recherche d'un problème pertinent à résoudre ou à illustrer par rapport à un élément ciblé de type contrôle (dans le sens du modèle $ck\phi$) en se basant sur la modélisation de la connaissance effectuée dans le cadre du projet TELEOS. Comme présenté dans le chapitre précédent (paragraphe IV-I.2.1), chaque contrôle peut intervenir dans une ou plusieurs familles de problèmes PA, PB, etc. A chaque contrôle est associé un domaine de validité qui indique la pertinence de son utilisation dans ces familles. Par exemple, le choix de point d'entrée « du côté de la naissance de la fracture » est valide pour les familles de problèmes dans lesquelles le « type de fracture » est fracture du sacrum (comme par exemple PB, PC) et est invalide dans les autres. De ce fait, le choix d'un problème dépend de domaine de validité du contrôle ciblé. Le système doit plus précisément, déterminer si on cherche un contexte de problème dans lequel l'utilisation de ce contrôle est « valide » ou « invalide » avant d'effectuer ensuite le choix du problème.

4.2.1. La détermination du contexte d'utilisation du contrôle ciblé

Nous supposons que ce choix se fait en fonction de l'objectif de la rétroaction et de l'historique de contexte des problèmes déjà résolu. Par exemple, si l'utilisation du contrôle ciblé est invalide par rapport au contexte du problème résolu et si l'objectif de la rétroaction est de « vérifier » l'état de l'utilisation de ce contrôle, alors le système cherchera un problème où l'utilisation de ce contrôle est valide dans ce contexte. Le tableau (5) permet de déterminer le contexte d'utilisation envisagé pour le contrôle ciblé.

	Objectif1 : déstabiliser		Objectif2 : renforcer		Objectif3 : vérifier	
Contexte d'utilisation de c dans P_résolu	Valide	Invalide	Valide	Invalide	Valide	Invalide
Contexte d'utilisation envisagé de c pour P_A_Produire	Invalide	Valide	Valide	Invalide	Invalide	Valide

Tableau V- 5 : Un exemple du choix du contexte d'utilisation pour un contrôle ciblé c.

Dans l'exemple du tableau (5), nous voyons que, dans le cas de l'objectif « déstabiliser », le contexte d'utilisation envisagé pour le contrôle ciblé est l'inverse du contexte d'utilisation dans le problème résolu. Si l'utilisation de ce contrôle est valide dans le problème résolu, alors le système cherchera un problème dans lequel l'utilisation de ce contrôle est « invalide ». En revanche pour l'objectif « Renforcer », il cherchera un autre problème qui garde le même contexte d'utilisation pour le contrôle ciblé.

4.2.2. La recherche d'un problème dans le réseau bayésien de la connaissance de référence

Une fois que le système a déterminé le contexte d'utilisation envisagé pour le contrôle ciblé, il cherche ensuite à trouver un problème qui respecte ce contexte. Du fait que les contrôles peuvent intervenir dans plusieurs problèmes, plusieurs problèmes peuvent alors être sélectionnés. Nous proposons d'effectuer le choix du problème le plus pertinent en se basant sur le réseau bayésien de connaissances de référence présenté dans le chapitre précédent (paragraphe IV-1.2).

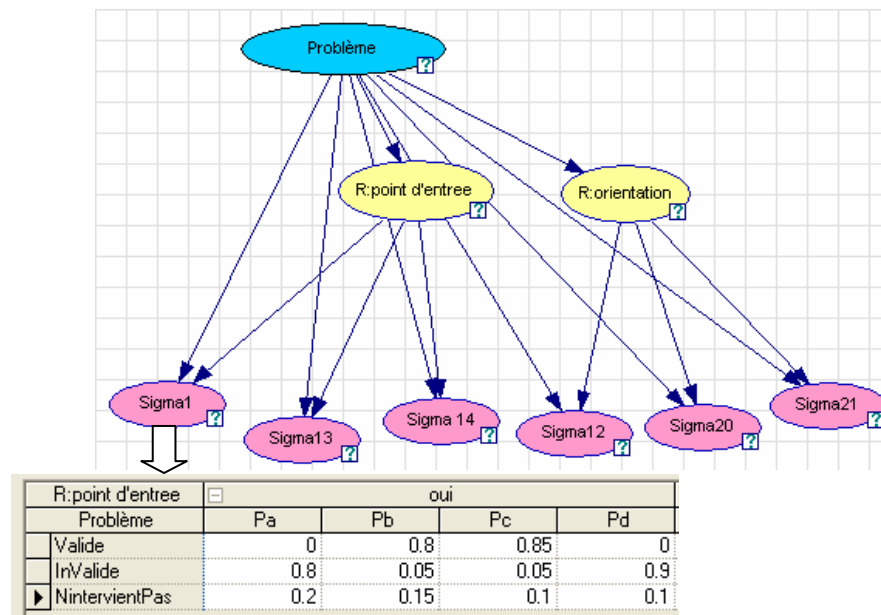


Figure V- 9 : Un exemple d'un tableau de probabilités conditionnelles pour le contrôle « Sigma₁ » dans le réseau de connaissances de référence.

Dans le réseau de connaissances de référence montré dans la figure (9), les nœuds de type contrôle sont liés aux nœuds de problèmes et d'opérateurs par des relations de causalité. Chaque nœud de type contrôle peut avoir trois états : « intervient d'une manière valide », « intervient d'une manière invalide » et « n'intervient pas » indiquant si l'utilisation de ce contrôle lors de la résolution est valide par rapport au contexte du problème lié. Par exemple pour l'opérateur « point d'entrée » les états correspondants à l'élément Sigma₁ « $\Sigma 1$: si les repères cutanés tracés sont les projections du sacrum, alors le point d'entrée cutané se situe

dans le quadrant dorso-crânial » peuvent être comme dans le tableau en bas de la figure (9), dans lequel l'intervention de contrôle « Sigma₁ » est probablement valide pour les problèmes Pb et Pc et invalide pour les problèmes Pa et Pd. Nous tenons à préciser que les probabilités conditionnelles pour « Sigma₁ » montrées en bas de la figure (9) sont définies à titre d'exemple. Cependant, ces valeurs seront calculées en se basant sur des méthodes d'apprentissage automatique des paramètres dans les réseaux bayésiens à partir des données statistiques concernant l'utilisation des contrôles dans la résolution des problèmes.

De plus, pour effectuer le choix du problème, il faut aussi prendre en compte l'historique dans le but de produire un problème dont le contexte est similaire au problème résolu et en même temps éviter de reproduire des problèmes déjà résolus. Pour cela nous ajoutons un nouveau nœud que nous appelons « le problème résolu » et nous le relierons avec le nœud « problème » comme montré dans la figure (10). La manière selon laquelle l'historique influence le choix du problème est définie par le tableau de probabilités conditionnelles du nœud problème, comme par exemple le tableau montré à droite de la figure (10).

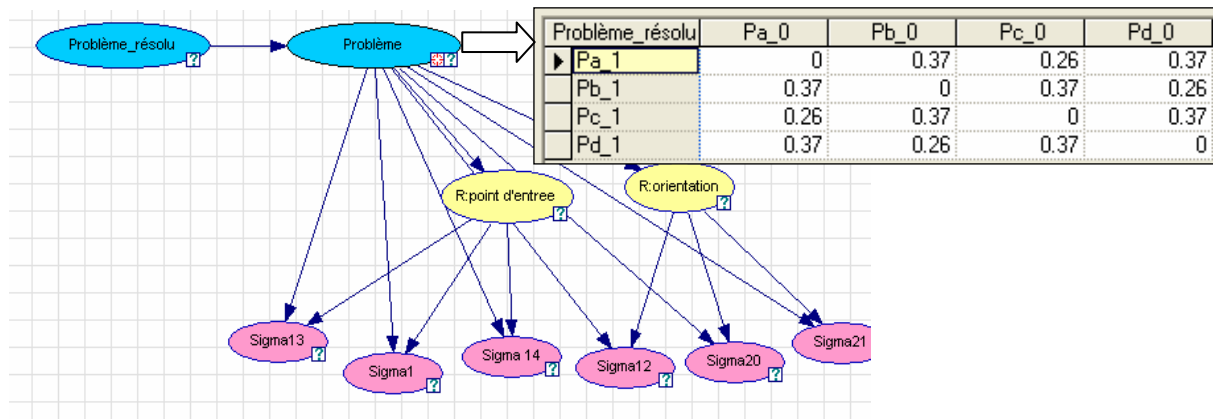


Figure V- 10 : Exemple d'un réseau pour le choix d'un problème.

Pa_0, Pb_0, Pc_0 et Pd_0 indiquent que les problèmes Pa, Pb, Pc et Pd ont été résolus au temps 0, et Pa_1, Pb_1, Pc_1 et Pd_1 indiquent les problèmes à produire au temps 1. Ainsi, dans ce tableau nous trouvons par exemple que $P(Pa_1=1|Pa_0=1) = 0$: la probabilité de produire un problème Pa_1=1 sachant que ce problème est déjà résolu Pa_0=1 est nulle ; cela correspond à l'hypothèse « il ne faut pas produire un problème déjà résolu ». Nous voyons également que $P(Pa_1=1|Pb_0=1) > P(Pa_1=1|Pc_0=1)$: la probabilité de produire un problème Pa_1, sachant que le problème Pb_0 est résolu est égale à « 0.37 » et elle est plus élevée que « 0.26 » cas où le problème résolu est Pc_0 ; cela correspond à l'hypothèse « il est préférable de produire un problème dont le contexte est plus similaire à celui du problème résolu ». Nous présentons maintenant la notion de similarité entre les problèmes.

4.2.2.1. La notion de similarité

Etant donné que les problèmes sont formalisés en fonction de variables didactiques, nous définissons une mesure de similarité entre deux problèmes par le nombre de variables didactiques qui ont les mêmes valeurs dans les deux problèmes. Dans l'exemple des familles de problèmes montrées dans le tableau (6), où il y a trois variables didactiques (type de fracture, qualité os et énoncé), nous voyons que la famille PA et la famille PB ont deux valeurs similaires des variables « qualité os » et « énoncé », tandis que PA et PC ont une seule valeur similaire de la variable « qualité os » : cela signifie que PB est plus similaire à PA qu'à PC. Cette mesure est représentée par les valeurs des probabilités conditionnelles comme montrées dans la figure (10).

Variables didactiques	Type de fracture		qualité os			Enoncé	
	fracture sacrum	Disjonction pure	Dense	normal	peu dense	déterminer	valider
PA		*		*		*	
PB	*			*		*	
PC	*			*			*
PD		*		*			*

Tableau V- 6 : Un exemple de problèmes formalisés par trois variables didactiques.

Nous considérons que le système peut produire le tableau de probabilité conditionnelle pour le problème à produire en se basant sur la mesure de similarité et à partir des problèmes modélisés sous forme de variables didactiques.

En fournissant au réseau de la figure (10) les informations concernant la cible et son contexte d'utilisation envisagé, ainsi que les problèmes déjà résolus, l'inférence dans ce réseau permet ensuite de calculer les probabilités a posteriori correspondant aux problèmes. Dans la figure (11), par exemple, en précisant au réseau que la cible de rétroaction est « Sigma₁ », que le contexte envisagé de son utilisation est « valide », et que le problème résolu est « Pa₀ », l'inférence calcule ensuite les valeurs des probabilités correspondant à chaque problème. Nous voyons, dans cette figure, que les probabilités a posteriori dans le nœud « problème » désignent les problèmes Pb₁ et Pc₁, parce que « Sigma₁ » intervient d'une manière valide dans ces deux problèmes. De plus Pb a une probabilité plus élevée que Pc parce qu'il est plus similaire au problème Pa₀.

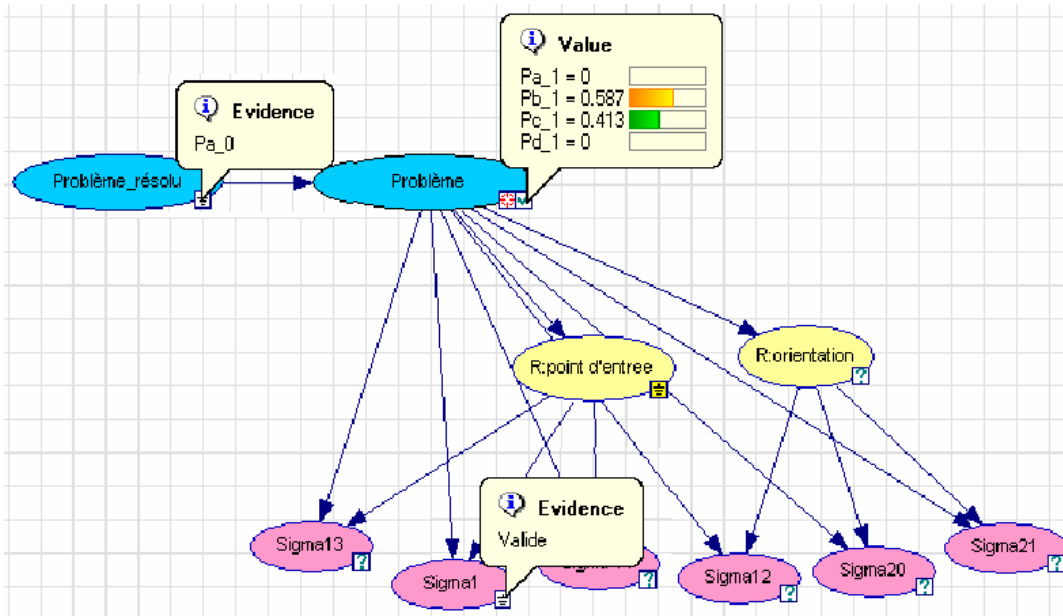


Figure V- 11 : Un exemple de choix d'un autre problème à résoudre.

Le système choisit alors le problème correspondant à la probabilité la plus élevée (Pb dans l'exemple dans la figure (10)), pour l'envoyer à l'apprenant comme rétroaction.

5. Discussion et conclusion

Dans ce chapitre, nous proposons pour la production des rétroactions épistémiques une procédure de quatre étapes de décisions didactiques : 1) le choix de la cible, 2) la

détermination de l'objectif, 3) le choix de la forme et 4) la détermination du contenu. Nous avons présenté la conception de chaque étape de cette procédure.

Dans notre conception nous avons développé de façon plus approfondie la première étape « le choix de la cible », et la deuxième étape « la détermination de l'objectif ». Du point de vue informatique, ces étapes sont plus génériques par rapport aux autres étapes de la procédure, parce qu'elles peuvent être indépendantes de l'architecture de TELEOS et du modèle $ck\phi$. Cependant, dans la conception de ces deux étapes, nous avons respecté la particularité de la connaissance chirurgicale en prenant en compte les caractéristiques de la connaissance et les hypothèses didactiques pour l'apprentissage. Dans le but de garder cet aspect générique, nous avons choisi de représenter les hypothèses didactiques par des paramètres dans le modèle. Ce choix nous a permis de concevoir un modèle flexible et partiellement générique ; en revanche, il augmente la complexité du calcul dans le modèle et il nécessite un travail de paramétrage par les didacticiens pour initialiser le calcul dans le modèle (nous présenterons cet aspect plus en détail dans les chapitres suivants VI et VII).

Concernant la représentation du choix de la cible avec le diagramme d'influence, selon Skinner (1999), une des règles de construction d'un diagramme d'influence est de commencer d'abord par le nœud de l'utilité en posant la question « qu'est-ce qu'il faut savoir pour déterminer cette valeur ? » pour déterminer les variables qui influencent directement la décision. Ensuite, il faut continuer à décomposer le problème en définissant dans un réseau bayésien toutes les variables qui peuvent avoir une influence indirecte sur la décision. Par exemple, le choix d'un site d'aéroport²¹ est influencé directement par le bruit du trafic aérien et par les coûts de litiges et de la construction. Il faut ensuite décomposer le problème, en identifiant les variables qui peuvent influencer par exemple le calcul de coût de la construction, comme par exemple les matériels nécessaires pour la construction. Dans notre démarche, nous avons identifié les états d'éléments de connaissance comme variables influençant directement la décision de la cible. Cependant, nous n'avons pas décomposé plus le problème, en identifiant les variables qui influencent les états d'éléments, parce que cet aspect est étudié lors de la conception du réseau bayésien du diagnostic présenté dans le chapitre précédent (paragraphe 2.2.2) et nous considérons que notre diagramme d'influence peut être une extension de ce réseau en ajoutant le nœud d'utilité d'apprentissage et de la décision de la cible.

Par ailleurs, dans le domaine de « l'analyse de décision » dans la définition de la fonction d'utilité, il existe souvent un facteur « coût » de la décision. En particulier dans les modèles conçus pour le domaine commercial, ce coût est défini dans le sens financier. Par exemple, pour calculer l'utilité d'une décision de lancement d'un produit sur le marché, dans la fonction d'utilité il faut soustraire le coût du gain estimé. Dans notre cas, pour le choix de la cible, nous calculons l'utilité d'une notion abstraite qui est l'apprentissage humain, et le coût dans ce cas représente le désavantage de la décision du point de vue de l'apprentissage. Bien que dans notre fonction d'utilité d'apprentissage définie selon l'équation [1] le facteur coût ne soit pas explicité, il est représenté implicitement dans le calcul de l'utilité d'état. Plus précisément, les valeurs négatives dans le tableau (1), qui sont définies à partir des hypothèses didactiques, représentent le coût de la décision. Par exemple, dans l'exemple du tableau (1), la valeur de $U_{Etat}(c=MJV, e=MJIV)$ est égale « -2 », ce qui signifie que le choix d'un candidat c qui est dans un état MJV, sachant qu'il existe dans l'espace de connaissance un élément e dans l'état MJIV, est désavantageux.

Par rapport au choix d'un autre problème à résoudre, il existe le travail de [Muldner et Conati 2007] qui se base sur la théorie de la décision pour représenter ce choix. Dans ce

²¹ Cet exemple est présenté dans le chapitre III paragraphe III.2.1.

travail la sélection d'un problème se fait en calculant d'abord la similarité entre chaque problème et l'exemple fournie à l'apprenant. Puis, en prédisant l'état de connaissance de l'apprenant dans le cas de l'envoi du problème en se basant sur sa similarité par rapport à l'exemple. Enfin, en sélectionnant le problème qui maximise l'utilité pédagogique en se basant sur la prédiction de l'évolution de la maîtrise de l'apprenant pour chaque règle appartenant à ce problème. Ce travail permet de sélectionner le problème qui maximise l'utilité pédagogique mais il ne permet pas de focaliser sur une règle en particulier, comme par exemple sélectionner un problème qui permet mieux l'apprentissage d'une règle probablement non maîtrisé par l'apprenant. Ainsi, dans notre travail avant l'étape de la sélection d'un problème, le système choisi la cible et il détermine l'objectif et la forme de rétroaction, parce que nous considérons que le choix d'un autre problème doit prendre en compte la connaissance visée par la rétroaction et l'objectif d'apprentissage. Par exemple un problème sélectionné pour vérifier l'état de connaissance de l'apprenant par rapport à une partie déclarative de la connaissance est différent de ce qui est sélectionné pour déstabiliser l'apprenant par rapport à une partie empirique de la connaissance.

Conclusion de la partie B

Dans cette partie nous avons présenté, dans le chapitre IV, nos hypothèses concernant la conception des modèles de connaissance de référence et du diagnostic de la connaissance dans le cadre du projet TELEOS. Ces hypothèses sont issues de notre état de l'art et de l'analyse didactique de la connaissance chirurgicale effectuée dans le projet. L'étude de ces deux modèles nous a permis de comprendre la structure et la particularité de la connaissance chirurgicale, et de définir la forme des résultats du diagnostic qui représente l'entrée principale du modèle de décisions didactiques

Dans le chapitre V, nous avons présenté notre contribution : la conception du modèle de prise de décisions didactiques. Dans ce modèle, nous avons défini la procédure de la production des rétroactions épistémiques en quatre étapes : 1) le choix de la cible, 2) la détermination de l'objectif, 3) le choix de la forme, 4) la détermination du contenu.

Dans la partie C, nous présenterons dans le chapitre VI le développement du modèle de décisions didactiques dans l'environnement de TELEOS, plus précisément, les choix des logiciels, les algorithmes définis et les interfaces conçues. Puis, dans le chapitre VII nous présenterons les méthodologies et les résultats des tests effectués pour la validation de notre modèle et de notre implémentation.

**Partie C - La mise en œuvre du modèle de prise de
décisions didactiques dans TELEOS**

CHAPITRE VI - Développement du modèle de prise de décisions didactiques dans TELEOS

Plan du Chapitre :

Introduction

1. L'architecture multi agents de TELEOS

1.1. Les agents

1.2. Les interactions entre les agents

2. Spécification des outils de développement

3. L'agent Décision didactique

3.1. Les entrées et les sorties de l'agent

3.2. Le fonctionnement de l'agent

3.2.1. L'initialisation du calcul

3.2.1.1. La construction du diagramme d'influence

3.2.1.2. Le remplissage du tableau de l'utilité

3.2.2. L'application de la procédure de prise de décisions didactiques

3.2.2.1. L'étape de choix de la cible

3.2.2.2. L'étape de détermination de l'objectif

3.2.2.3. L'étape de choix de la forme

3.2.3. Exemple d'exécution

4. Discussion et conclusion

Introduction

Nous présentons dans ce chapitre l'implémentation de notre modèle de prise de décisions didactiques dans une architecture multi-agents utilisée dans TELEOS et montrée dans la figure (1).

Pour développer l'agent **Décision didactique**, nous identifions d'abord ses entrées/sorties afin de définir son mode de fonctionnement. Puis nous définissons les algorithmes nécessaires pour son fonctionnement. Plus précisément, l'algorithme de l'initialisation et celui de l'application de calcul pour produire la rétroaction épistémique.

Nous tenons à préciser que dans notre implémentation nous nous sommes focalisées sur l'étape du « choix de la cible ». Comme présenté dans le chapitre précédent (paragraphe V-5) du point de vue informatique cette étape est plus générique par rapport aux autres étapes de la procédure de décisions didactiques parce qu'elle peut être indépendante de l'architecture de TELEOS et du modèle $ck\phi$. Cette implémentation nous permet ensuite d'effectuer les tests pour la validation informatique (chapitre VII) de la partie générique de notre modèle d'une manière indépendante de la validation didactique.

Dans une première partie, nous présenterons l'architecture multi-agents de TELEOS et le choix du logiciel de développement : le langage de programmation « JAVA » et le logiciel « Genie » avec la bibliothèque « SMILE ». Dans une deuxième partie nous présenterons en détail les algorithmes d'initialisation et d'application de la procédure de prise de décisions.

1. L'architecture multi agents dans TELEOS

Comme présenté dans le chapitre I (paragraphe I-2.3), l'environnement TELEOS se compose d'outils informatiques et de modèles de connaissance, qui sont représentés dans son architecture par cinq agents ainsi qu'une base contenant la connaissance de référence. Comme montré à droite de la figure (1), les connaissances de référence sont organisées et stockées sous forme d'un réseau de problèmes, opérateurs et contrôles, ainsi nous voyons que les agents communiquent avec cette base et entre eux en s'envoyant des messages contenant les données nécessaires pour leur fonctionnement.

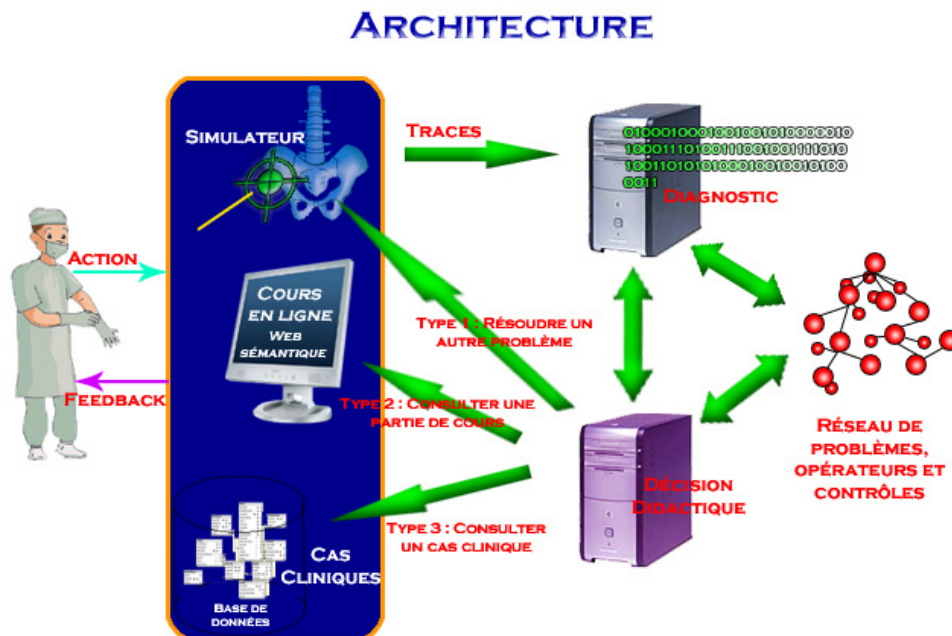


Figure VI- 1 : L'architecture de TELEOS.

1.1. Les agents

La plateforme TELEOS dispose de cinq agents présentés dans la figure (1) où les flèches représentent les flux de données entre les agents.

Agent Simulateur

Cet agent joue un double rôle. Il prend en charge l'interface graphique du simulateur de la planification du vissage en présentant à l'apprenant un problème de vissage sacro-iliaque sur un volume 3D (placer, orienter et renforcer un broche). Ainsi, cet agent récupère tous les traces des actions de l'apprenant pour les communiquer à l'agent Diagnostic.

Agent Diagnostic

Cet agent diagnostique l'état de connaissance de l'apprenant à partir des traces de ses actions. Le diagnostic est effectué grâce à un ensemble de contrôles et de règles de diagnostic prédéfinis en se basant sur le réseau de connaissance de référence. Ainsi, comme présenté dans le chapitre IV (paragraphe IV-2.4), l'agent diagnostic donne comme sortie une liste de contrôles et de probabilités associées qui représentent l'état de connaissance de l'apprenant.

Agent Décision didactique

Il est chargé de produire la rétroaction épistémique à partir d'une liste des valeurs de probabilité relatives aux contrôles et en prenant en compte des caractéristiques liées à la connaissance chirurgicale. Nous présenterons cet agent en détail dans le paragraphe 3.

Agent Cours Web

Il prend en charge l'affichage d'une liste de pages pertinentes en rapport avec des mots-clés. Comme présenté dans le chapitre précédent (paragraphe V-4.1), la production de cette liste se fait en effectuant une recherche dans un WEB sémantique pour trouver les pages pertinentes. Cet agent représente donc une forme de rétroaction avec l'apprenant.

Agent Cas clinique

Il prend en charge l'illustration d'un cas clinique correspondant à certaines caractéristiques. Il effectue une recherche dans une base de cas cliniques pour trouver les cas qui possèdent les caractéristiques recherchées. Et il représente aussi une forme de rétroaction avec l'apprenant.

1.2. Les interactions entre les agents

Les agents présentés ci-dessus s'envoient des messages contenant des données. La figure (1) identifie cinq types de messages entre ces agents :

- De l'agent **simulateur** à l'agent **diagnostic** : ce message permet de lancer le processus de diagnostic à partir des traces des activités de l'apprenant qui sont stockées par l'agent simulateur dans un fichier du type XML.
- De l'agent **diagnostic** à l'agent **décision didactique** : ce message contient les résultats du diagnostic sous forme d'une liste et il permet de lancer la procédure de prise de décisions.
- De l'agent **décision didactique** à l'agent **simulateur** : ce message contient le problème à afficher à l'apprenant et il permet de modifier l'exercice présenté dans le simulateur.
- De l'agent **décision didactique** à l'agent **cours WEB** : ce message contient des mots clés et il permet d'effectuer la recherche de liens vers des pages en rapport avec ces mots clés.

- De l'agent **décision didactique** à l'agent **cas clinique** : ce message contient une liste de caractéristiques et il permet d'effectuer la recherche d'un cas clinique correspondant à ces caractéristiques.

Nous spécifions maintenant les outils de développement utilisés pour la conception de l'agent décision didactique.

2. Spécification des outils de développement

La plateforme multi-agents de TELEOS est développée avec JADE (JAVA Agent DEvelopment Framework) [Perez 2005]. Ce logiciel libre, distribué par TILAB et MOTOROLA, fournit une structure permettant le développement d'agents, entièrement implémentée en langage Java. De ce fait, et pour des raisons d'efficacité, le modèle de décision didactique est également développé en Java afin de permettre rapidement son intégration dans un agent de la plateforme TELEOS.

Comme présenté dans le chapitre précédent (paragraphe V-1.2), nous utilisons la technique du diagramme d'influence pour représenter le choix de la cible. Nous avons donc besoin d'un logiciel qui permette la gestion de diagrammes d'influence (construction, modification, inférence, etc). Il existe une grande variété de logiciels qui traitent les diagrammes d'influence, ainsi, Kevin Murphy [Murphy 2007] a effectué une comparaison entre un certain nombre de ces logiciels en identifiant leurs caractéristiques. Pour notre développement nous avons choisi le logiciel Genie avec la bibliothèque SMILE que nous présentons maintenant.

2.1. Genie et SMILE

SMILE (Structural Modeling, Inference, and Learning Engine) est une bibliothèque entièrement portable de classes C++. Il permet l'implémentation des méthodes basées sur la théorie de la décision, les réseaux bayésiens et les diagrammes d'influence. Genie constitue l'interface graphique de cette bibliothèque. SMILE et Genie sont développés par DSL (Decision Systems Laboratory) de l'université Pittsburgh. Ils sont libres et téléchargeables sur le site <http://genie.sis.pitt.edu/>.

L'aspect important qui nous a amené à choisir SMILE est l'existence des adaptateurs de la bibliothèque pour d'autres langages de programmation comme : jSMILE pour Java, SMILEX pour ActiveX et SMILE.NET. Ceci nous permet d'implémenter notre modèle en Java en utilisant la version « jSMILE » de cette bibliothèque pour la manipulation du diagramme d'influence et l'intégrer ainsi dans la plateforme TELEOS.

3. L'agent décision didactique

Nous avons présenté dans le chapitre précédent les quatre étapes de notre procédure de prise de décision. Nous rappelons que dans notre implémentation, nous nous focalisons cependant sur la première étape « le choix de la cible » qui nécessite la construction et l'initialisation du diagramme d'influence tout en respectant la possibilité de paramétrer les hypothèses didactiques dans le modèle.

Nous définissons maintenant les entrées et les sorties de cet agent puis nous présenterons les algorithmes définis pour son fonctionnement.

3.1. Les entrées et les sorties de l'agent

L'entrée principale de cet agent est une liste envoyée par l'agent **diagnostic**. Cette liste contient les éléments de connaissance avec leur distribution probabiliste entre trois états :

« MJV²² », « MJIV²³ » et « PMJ²⁴ ». Le tableau à droite de la figure (2) représente un exemple de cette liste.

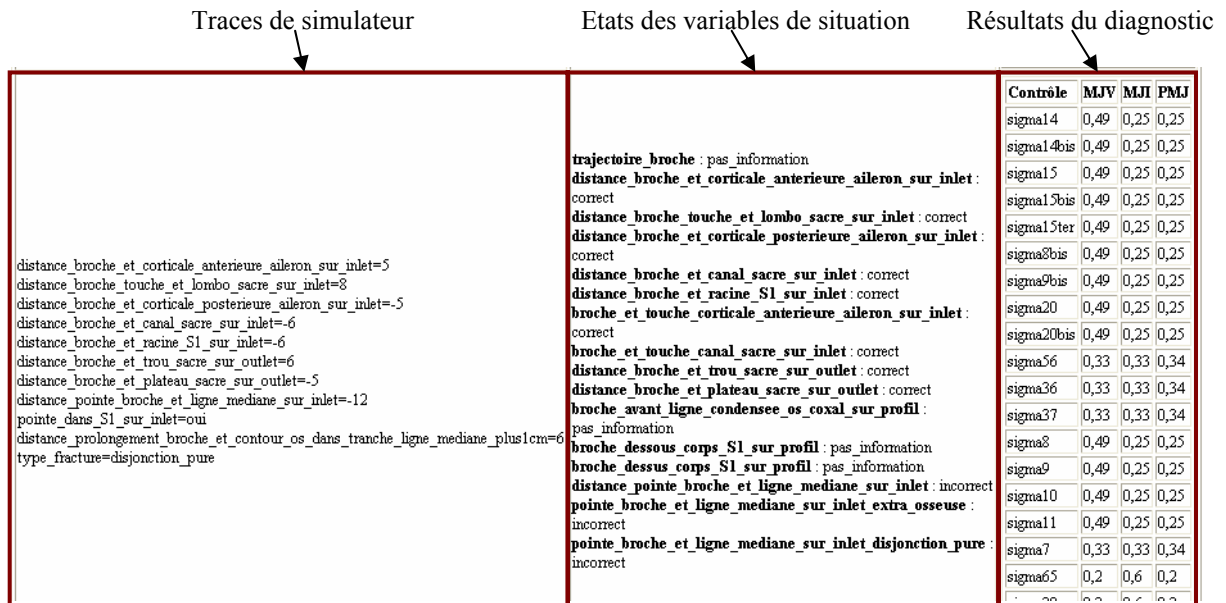


Figure VI- 2 : Un exemple de résultats du diagnostic.

L’agent **décision didactique** utilise aussi des informations concernant les caractéristiques des éléments de connaissance afin d’initialiser son calcul. Ces informations se trouvent dans le modèle de connaissance de référence.

En résumé, les deux entrées de cet agent sont : la liste des éléments de connaissances et leurs états résultants du diagnostic ainsi que leurs caractéristiques. En fonction de ces entrées l’agent produit comme sortie une rétroaction épistémique qui se décompose en :

- une cible (un ou plusieurs éléments de connaissance) parmi l’ensemble des éléments dans l’espace de connaissances,
- un objectif parmi une liste d’objectifs d’apprentissage,
- une forme selon les outils d’interaction disponibles dans l’environnement (simulateur, cours web ou cas clinique),
- un contenu dépendant de la forme. Il s’agit d’un problème pour le simulateur, des mots clés pour le cours web, des caractéristiques pour le cas clinique.

3.2. Le fonctionnement de l’agent

L’agent **Décision didactique** initialise d’abord le calcul à partir du paramétrage, issu des hypothèses didactiques, ainsi que des caractéristiques des connaissances. Puis, il applique la procédure de décisions à partir de la liste des probabilités fournie par l’agent **diagnostic**.

²² MJV (Mis en Jeu Valide) ; indique qu’il est probable que l’apprenant a utilisé cet élément d’une manière valide par rapport au contexte du problème donné.

²³ MJIV (Mis en Jeu InValide) ; indique qu’il est probable que l’apprenant a utilisé cet élément d’une manière invalide par rapport au contexte du problème donné.

²⁴ PMJ (Pas Mis en Jeu) ; indique qu’il est probable que l’apprenant n’a pas utilisé cet élément, bien que son utilisation soit nécessaire pour la résolution du problème.

Ainsi, la procédure d'initialisation du calcul se fait une seule fois pour chaque nouveau jeu de paramètres. Autrement dit, la procédure s'exécutera uniquement quand des nouvelles connaissances seront rajoutés dans le modèle ou quand les hypothèses didactiques seront changées. Par contre, la procédure de décision s'applique à chaque réception d'un message de l'agent **diagnostic** contenant les nouvelles données. Nous présentons maintenant en détail notre implémentation de ces deux procédures.

3.2.1. L'initialisation du calcul

Dans cette procédure l'agent construit d'abord la structure du diagramme d'influence du choix de la cible puis il remplit le tableau d'utilité qui représente la base de calcul pour cette décision.

3.2.1.1. La construction du diagramme d'influence

Dans cette étape, l'agent utilise la liste des éléments de connaissance intégrés dans le modèle de connaissance de référence pour construire le diagramme d'influence et il le enregistre ensuite dans un fichier de type « .xdsl » en utilisant le code de la bibliothèque jSMILE.

Plus précisément, nous définissons l'algorithme de la construction du diagramme d'influence selon les étapes suivantes :

1. Saisir la liste d'éléments de connaissance,
2. Créer le diagramme d'influence pour le choix de la cible,
 - 2.1. Créer le nœud d'utilité « Utilité d'apprentissage »,
 - 2.2. Créer le nœud de décision « Choix de la cible »,
 - 2.3. Créer un lien du nœud de décision vers le nœud de l'utilité,
 - 2.4. Pour chaque élément dans la liste d'éléments de connaissance,
 - 2.4.1.1. Créer un nœud correspondant à cet élément,
 - 2.4.1.1.1. Définir et initialiser les trois états de cet élément : MJV, MJIV, et PMJ,
 - 2.4.1.1.2. Ajouter cet élément dans la liste des candidats intégré dans le nœud de décision,
 - 2.4.1.1.3. Créer un lien du nœud d'élément de connaissance vers le nœud de l'utilité,
 - 2.5. Remplir le tableau d'utilité dans le nœud « Utilité d'apprentissage »,
 3. Enregistrer le diagramme dans le fichier « Target_decision.xdsl ».

La figure (3) présente un exemple de diagramme construit selon cette procédure, en fonction d'une liste de sept éléments de connaissance, qui représentent dans cet exemple des contrôles dans le sens du modèle $ck\checkmark$. Nous voyons à gauche de la figure (3) que les tableaux de probabilités correspondant aux nœuds des éléments de connaissances (ici Sigma) sont remplis au moment de la création par des probabilités équivalentes à « 0.333 » pour les trois états MJV, MJIV et PMJ. Ainsi, à l'issue de notre hypothèse de considérer tous les éléments de connaissance comme candidats à la sélection de cible, nous voyons dans le tableau à droite de la figure (3) que le nœud « choix de la cible » contient une liste de ces sept éléments comme candidats.

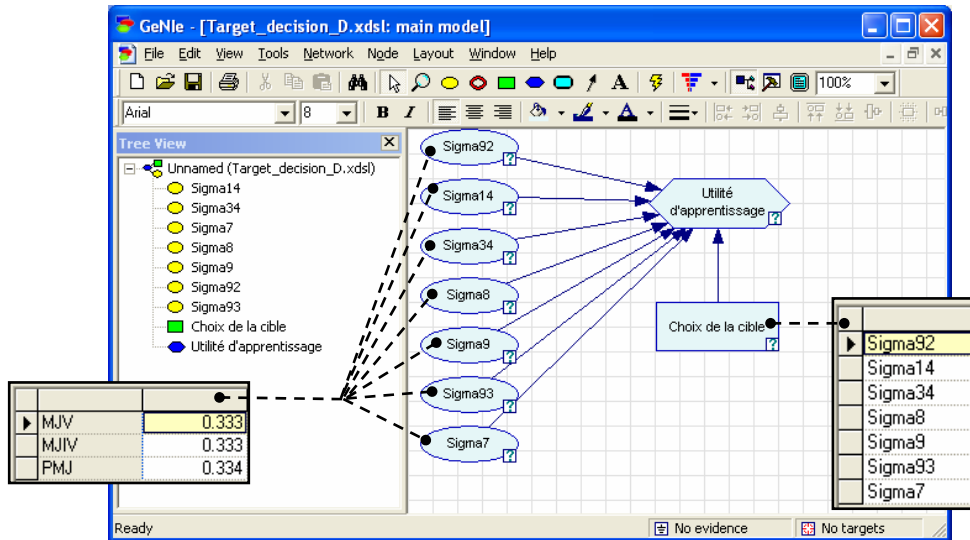


Figure VI- 3 : Un exemple d'un diagramme d'influence pour la décision de la cible.

Nous avons utilisé des opérations de la bibliothèque JSmile pour implémenter les différentes étapes de cette procédure. Ainsi, pour l'étape « 2.5 » qui est plus complexe par rapport aux autres étapes de la procédure, nous avons défini un algorithme qui permet le remplissage de tableau de l'utilité. Le remplissage de ce tableau nécessite le calcul des utilités d'apprentissage pour tous les candidats et pour toutes les combinaisons possibles de leurs états, en prenant ainsi en compte les hypothèses didactiques.

3.2.1.2. Le remplissage du tableau de l'utilité

Cette étape permet d'initialiser le tableau de l'utilité intégré dans le nœud « Utilité d'apprentissage » dans le diagramme de la figure (3). Comme présenté dans le chapitre précédent (paragraphe V-1.2.1) le calcul des valeurs de ce tableau se basent sur la fonction d'utilité d'apprentissage $U_{app}(c, E)$ que nous avons définie selon l'équation [1].

$$U_{app}(c, E) = \alpha \cdot U_{Etat}(c, E) + \beta \cdot U_{Type}(c) + \gamma \cdot U_{ordre}(c) + \delta \cdot U_{nature}(c) \quad [1]$$

Les variables nécessaires pour le calcul

Plus précisément, le remplissage du tableau de l'utilité nécessite la liste des éléments de connaissance et leurs caractéristiques ainsi que le paramétrage des hypothèses didactiques. Ces hypothèses sont présentés par les valeurs des variables de priorité : α , β , γ , et δ et les valeurs de tableau des utilités des états $U_{etat}(c, e)$ (tableau (1)).

Ainsi, comme nous avons choisi de rendre les hypothèses didactiques paramétrables dans le modèle, dans notre algorithme nous calculons l'utilité d'état selon l'équation [2] en fonction de trois vecteurs : A [A_1, A_2, A_3], B [B_1, B_2, B_3] et D [D_1, D_2, D_3], organisés comme dans le tableau (1).

$U_{etat}(c, e)$		E		
		Mis Jeu Valide	Mis Jeu InValide	Pas Mis Jeu
c	Mis_Jeu_Valide	A_1	A_2	A_3
	Mis_Jeu_InValide	B_1	B_2	B_3
	Pas_Mis_Jeu	D_1	D_2	D_3

Tableau VI- 1 : Les vecteurs des hypothèses didactiques dans le tableau des utilités des états.

$$U_{Etat}(c, e_1, \dots, e_n) = \sum_{j=1}^n U_{Etat}(c, e_j) \quad n : \text{est le nombre des éléments dans E} \quad [2]$$

Dans ce tableau des utilités des états, le vecteur A correspond aux hypothèses concernant la sélection d'un candidat c qui est dans l'état MJV, le vecteur B correspond à celles de l'état MJIV et le vecteur D correspond à celles de l'état PMJ. Par exemple pour l'ensemble $E = \{e_1, e_2, e_3, e_4\}$, l'utilité d'état correspondant au choix de e_1 comme cible, sachant que son état est « PMJ » et que les états de e_2, e_3 et e_4 sont respectivement MJV, MJIV et MJIV, se calcule selon l'équation [2] comme suit :

$$\begin{aligned} U_{Etat}(c=e_1, E) &= U_{Etat}(c=e_1, e_1, e_2, e_3, e_4) \\ &= U_{Etat}(c=e_1, e_1) + U_{Etat}(c=e_1, e_2) + U_{Etat}(c=e_1, e_3) + U_{Etat}(c=e_1, e_4) \\ &= U_{Etat}(PMJ, PMJ) + U_{Etat}(PMJ, MJV) + U_{Etat}(PMJ, MJIV) + U_{Etat}(PMJ, MJIV) \\ &= D_3 + D_1 + D_2 + D_2 = D_1 + 2*D_2 + D_3 \end{aligned}$$

Notons que dans cet exemple le vecteur utilisé est D parce que l'état de candidat e_1 est « PMJ » ce qui correspond au vecteur D selon le tableau (1) (la troisième ligne du tableau).

En résumé, les données nécessaires pour le remplissage de tableau de l'utilité d'apprentissage sont : les éléments de connaissances avec leurs caractéristiques, les variables de priorité, le tableau des utilités d'états. Et le calcul se fait selon la fonction d'utilité d'apprentissage présenté dans l'équation [1].

La taille de tableau de l'utilité

Comme présenté dans le chapitre précédent (paragraphe V-1.2), il faut remplir dans ce tableau les utilités d'apprentissage pour tous les candidats et pour toutes les combinaisons possibles des états des éléments. Plus précisément, chaque colonne du tableau de l'utilité représente une combinaison des trois états (MJV, MJIV, PMJ) pour l'ensemble des éléments de connaissance E. Alors, sachant que « m » représente la taille de la liste des candidats dans le nœud de décision, « n » représente le nombre des éléments de connaissance présents dans E et qu'il existe « 3 » états possibles (MJV, MJIV, PMJ), la dimension de tableau de l'utilité se calcule selon l'équation [3] :

$$\text{Dimension du tableau de l'utilité d'apprentissage} = m * 3^n \quad [3]$$

Selon notre hypothèse que la liste de candidats contient tous les éléments de connaissance, pour cela dans notre calcul $m=n$ dans l'équation [3]. Par exemple pour un ensemble de deux éléments $E \{e_1, e_2\}$, la dimension de tableau de l'utilité est $2*9$ et il sera rempli selon l'équation [2] et en se basant sur les vecteurs A, B et D par les valeurs suivantes :

		c = e ₁								
e ₁	MJV			MJIV			PMJ			
e ₂	MJV	MJIV	PMJ	MJV	MJIV	PMJ	MJV	MJIV	PMJ	
Utilité	2A ₁	A ₁ +A ₂	A ₁ +A ₃	B ₁ +B ₂	2B ₂	B ₂ +B ₃	D ₁ +D ₃	D ₂ +D ₃	2D ₃	

		c = e ₂								
e ₁	MJV			MJIV			PMJ			
e ₂	MJV	MJIV	PMJ	MJV	MJIV	PMJ	MJV	MJIV	PMJ	
Utilité	2A ₁	B ₁ +B ₂	D ₁ +D ₃	A ₁ +A ₂	2B ₂	D ₂ +D ₃	A ₁ +A ₃	B ₂ +B ₃	2D ₃	

Tableau VI- 2: Les tableaux de l'utilité d'état pour deux éléments.

La matrice de coefficients

Notons que dans l'exemple de tableau (2) les coefficients des vecteurs A, B et D sont identiques pour les deux candidats e_1, e_2 selon la colonne. Par exemple, les coefficients de la deuxième colonne dans les deux parties de tableau sont $[1 \ 1 \ 0]$, parce que la valeur dans la deuxième colonne pour $c= e_1$ est « A_1+A_2 » ($1* A_1 + 1* A_2 + 0* A_3$) et pour $c= e_2$ est « B_1+B_2 » ($1* B_1 + 1* B_2 + 0* B_3$). Ainsi, la matrice de coefficients correspondant au tableau (2) ; l'exemple de deux éléments est comme suit :

$$\begin{array}{ccc|ccc|ccc}
 2 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\
 0 & 1 & 0 & 1 & 2 & 1 & 0 & 1 & 0 \\
 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 2
 \end{array}$$

Dans cette matrice chaque colonne représente les coefficients d'un des vecteurs des hypothèses A, B ou D dans le tableau de l'utilité de chaque candidats. Plus précisément, on utilise le vecteur A quand le candidat est dans un état MJV, B pour MIJV et D pour PMJ. Pour l'exemple de e_1 et e_2 , l'emplacement de A, B et D pour chaque dans le tableau de l'utilité est alors comme ce qui suit :

Pour $c= e_1$									Pour $c= e_2$								
A_1	A_1	A_1	B_1	B_1	B_1	D_1	D_1	D_1	A_1	B_1	D_1	A_1	B_1	D_1	A_1	B_1	D_1
A_2	A_2	A_2	B_2	B_2	B_2	D_2	D_2	D_2	A_2	B_2	D_2	A_2	B_2	D_2	A_2	B_2	D_2
A_3	A_3	A_3	B_3	B_3	B_3	D_3	D_3	D_3	A_3	B_3	D_3	A_3	B_3	D_3	A_3	B_3	D_3

Notons que pour $c= e_1$ les trois premières valeurs dans le tableau de l'utilité (tableau 2) sont calculées en fonction du vecteur A parce que, dans ces colonnes, e_1 est dans l'état MJV.

L'algorithme de remplissage

Dans la définition de l'algorithme de remplissage du tableau de l'utilité, nous proposons de créer d'abord la matrice de coefficients « coeff » en fonction du nombre des éléments de connaissance, et puis de calculer le tableau d'utilité d'état pour chaque candidat. Ce calcul se fait selon l'équation [4] ; où k représente le numéro de colonne, j représente le nombre des états possibles (MJV, MJIV et PMJ) et $Hypo$ représente un des vecteurs des hypothèses didactiques A, B ou D en fonction de l'état du candidat dans la colonne k :

$$ValeurUtilitéEtat[k] = \sum_{j=1}^3 Coeff[j, k] * Hypo[j] \tag{4}$$

Enfin, le tableau de l'utilité d'apprentissage se calcul en fonction de ces tableaux ainsi que les caractéristiques et les variables de priorité.

Plus précisément, nous définissons la procédure du remplissage du tableau de l'utilité comme suit :

1. Saisir
 - 1.1. $E \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$: un ensemble de n éléments.
 - 1.2. A, B, D : les vecteurs des hypothèses didactiques.
 - 1.3. $\alpha, \beta, \gamma, \delta$: les variables de priorités.
2. Créer la matrice de coefficients pour n éléments.

3. Pour chaque élément c dans la liste des candidats

3.1. Calculer l'utilité correspondant à ses caractéristiques $U_{type}(c)$, $U_{ordre}(c)$ et $U_{nature}(c)$

3.2. Calculer son tableau de l'utilité d'apprentissage U_{app}

3.2.1. Calculer la valeur de chaque colonne du tableau de l'utilité d'état selon l'équation [4] en se basant sur la matrice de coefficients $coeff$ et les vecteurs des hypothèses didactiques A, B et D

3.2.2. Additionner à chaque colonne dans le tableau de l'utilité d'état, les utilités des caractéristiques correspondant à cet élément pondérées par les variables de priorité (α , β , γ , et δ)

4. Rassembler les tableaux de tous les candidats et les intégrer dans le nœud de l'utilité d'apprentissage du diagramme d'influence

Ainsi, nous présentons l'algorithme qui permet la création de la matrice de coefficients dans l'annexe 1. Nous donnons maintenant un exemple de l'application de cette procédure.

Exemple

Prenant comme exemple les valeurs des variables de priorité $\alpha = 100$, $\beta = 10$, $\gamma = 1$, et $\delta = 0.1$, et les vecteurs des hypothèses didactiques : A[0, -1, -2], B[1, 0, 1] et C[2, -1, 0]. Ainsi, un ensemble de trois éléments E {e1, e2, e3} qui ont les caractéristiques suivantes :

Caractéristiques	Type	Ordre	Nature
e ₁	empirique	1,3	Générale
e ₂	déclaratif	2	Générale
e ₃	empirique	4	Particulier

La procédure de remplissage du tableau de l'utilité d'apprentissage est selon les étapes suivantes :

1. L'agent crée la matrice de coefficients suivant de dimension 3x27 et qui correspond à trois éléments de connaissance,

3	2	2	2	1	1	2	1	1	2	1	1	1	0	0	1	0	0	2	1	1	1	0	0	1	0	0
0	1	0	1	2	1	0	1	0	1	2	1	2	3	2	1	2	1	0	1	0	1	2	1	0	1	0
0	0	1	0	0	1	1	1	2	0	0	1	0	0	1	1	1	2	1	1	2	1	1	2	2	2	3

2. Puis, il calcul les utilités des caractéristiques U_{type} , U_{ordre} , U_{nature} correspondant à chaque candidat et puis il les multiplie par leurs poids β , γ et δ respectivement, et les accumuler pour calculer l'utilité de l'ensemble des caractéristiques U_{car} . Les valeurs correspondant à cet exemple est comme suit :

	U_{type}	U_{ordre}	U_{nature}	U_{car}
e1	0.0	1.333	1.0	1.433
e2	1.0	0.5	1.0	10.6
e3	0.0	0.25	0.0	0.25

3. Ensuite, en se basant sur la matrice de coefficients il calcule selon l'équation [4] pour chaque colonne la valeur de l'utilité d'état correspondante. Puis, il la multiplie par la valeur de α et l'addition avec l'utilité des caractéristiques U_{car} afin de calculer l'utilité de l'apprentissage U_{app} correspondant. Les tableaux suivants montre le calcul effectué pour cet exemple de trois candidats.

		c = e1																		
coeff [1] [k]	3	2	2	2	1	1	2	1	1	1	2	1	1	1	1	0	0	1	0	0
coeff [2] [k]	0	1	0	1	2	1	1	0	1	1	2	1	2	3	2	1	2	1	1	0
coeff [3] [k]	0	0	1	0	0	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1	1	2	1	1	0
XHypo	XA	XA	XA	XA	XA	XA	XA	XA	XA	XA	XA	XA	XA	XA	XA	XD	XD	XD	XD	XD
* alpha	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100
Ucar (e1)	1,433	1,433	1,433	1,433	1,433	1,433	1,433	1,433	1,433	1,433	1,433	1,433	1,433	1,433	1,433	1,433	1,433	1,433	1,433	1,433
Uapp (e1)	1,433	-98,6	-199	-98,6	-199	-299	-199	-299	-399	201,4	101,4	201,4	101,4	1,433	101,4	201,4	401,4	101,4	201,4	1,433

		c = e2																		
coeff [1] [k]	3	2	2	2	1	1	2	1	1	1	2	1	1	1	0	0	1	0	0	0
coeff [2] [k]	0	1	0	1	2	1	1	0	1	1	2	1	2	3	2	1	2	1	1	0
coeff [3] [k]	0	0	1	0	0	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1	1	2	1	1	0
XHypo	XA	XA	XA	XA	XB	XB	XB	XB	XD	XD	XD	XD	XD	XA	XA	XA	XA	XA	XD	XD
* alpha	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100
Ucar (e2)	10,6	10,6	10,6	10,6	10,6	10,6	10,6	10,6	10,6	10,6	10,6	10,6	10,6	10,6	10,6	10,6	10,6	10,6	10,6	10,6
Uapp (e2)	10,6	-89,4	-189,4	210,6	110,6	210,6	410,6	110,6	210,6	-89,4	-189,4	-289,4	110,6	10,6	110,6	110,6	-189,4	-89,4	-189,4	-289,4

		c = e3																		
coeff [1] [k]	3	2	2	2	1	1	2	1	1	1	2	1	1	1	0	0	1	0	0	0
coeff [2] [k]	0	1	0	1	2	1	1	0	1	1	2	1	2	3	2	1	2	1	1	0
coeff [3] [k]	0	0	1	0	0	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1	1	2	1	1	0
XHypo	XA	XB	XD	XA	XB	XB	XD	XA	XB	XD	XA	XB	XD	XA	XB	XD	XA	XB	XD	XD
* alpha	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100	*100
Ucar (e3)	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25
Uapp (e3)	0,25	200,25	400,25	-99,75	100,25	100,25	-199,75	200,25	200,25	-99,75	100,25	100,25	-199,75	0,25	-199,75	-299,75	100,25	-99,75	-199,75	-299,75

4. Enfin, l'agent crée un tableau de dimension 81, et il remplit sa première partie (ici la partie représente le tiers parce qu'on a trois éléments) par le tableau de $c=e1$, puis la deuxième partie par celui de $c=e2$ et enfin la dernière partie par celui de $c=e3$. Ensuite, il intègre ce tableau dans le nœud de l'utilité d'apprentissage comme montré dans la figure suivante :

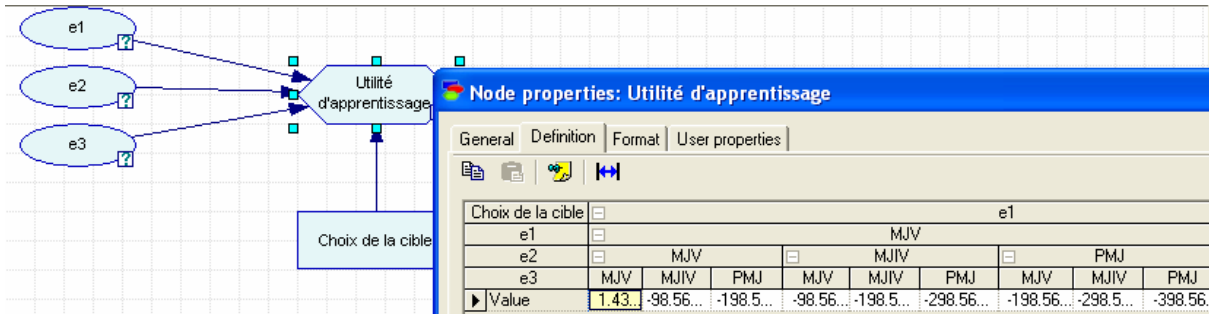


Figure VI- 4 : Un exemple de tableau d'utilité d'état pour trois éléments.

3.2.2. L'application de la procédure de prise de décisions didactiques

Une fois que le diagramme d'influence est construit, l'agent est prêt pour appliquer la procédure de prise de décisions didactiques. Il attend un message de la part de l'agent **diagnostic** contenant la liste de résultats comme montré à droite de la figure (2). A la réception de ce message il applique d'abord l'inférence dans le diagramme et récupère ensuite les utilités estimées correspondant à chaque candidat, puis il sélectionne parmi eux la cible de la rétroaction. Enfin, en fonction de la cible il détermine l'objectif et la forme de la rétroaction.

Plus précisément, nous définissons la procédure de la prise de décisions didactiques comme suit :

1. Saisir la liste des probabilités reçues de l'agent diagnostic
2. Choisir la cible de la rétroaction
 - 2.1. Mise à jour des probabilités correspondant aux nœuds « élément de connaissance » dans le diagramme
 - 2.1.1. Ouvrir le fichier « Target_decision.xdsl »
 - 2.1.2. Remplir les probabilités en fonction de la liste reçue de l'agent diagnostic
 - 2.2. Appliquer l'inférence dans le diagramme
 - 2.3. Récupérer les utilités estimées correspondant à chaque candidat
 - 2.4. Sélectionner le(s) candidat(s) qui a l'utilité estimée la plus élevée
3. Déterminer l'objectif de la rétroaction pour cette cible,
4. Choisir la forme de la rétroaction pour cette cible et cet objectif de rétroaction,
5. Déterminer le contenu de la rétroaction,
6. Envoyer la rétroaction à l'apprenant.

Avant de donner un exemple d'exécution, nous présentons d'abord plus en détail les étapes « 2 », « 3 » et « 4 » de cette procédure.

3.2.2.1. L'étape de choix de la cible

Toutes les opérations de gestion du diagramme d'influence (ouverture du diagramme, modification de probabilités, application de l'inférence, récupération des utilités estimées) sont implémentées en Java en utilisant la bibliothèque jSMILE.

De plus, Genie permet de choisir l’algorithme d’inférence dans le diagramme d’influence en utilisant l’opération `setInfluenceDiagramAlgorithm()`. Dans la version actuelle de Genie et SMILE, deux algorithmes d’inférence sont implémentés : « Policy evaluation » et « Find best policy ».

« Policy evaluation » se base sur l’algorithme de Cooper [1988]. Il adopte une méthode indirecte d’inférence en transformant d’abord le diagramme d’influence en réseau bayésien, puis en appliquant dans ce réseau l’inférence d’une manière répétitive pour chercher les utilités estimées correspondant à chaque alternative de décision. Cet algorithme permet de rendre comme résultat une liste des utilités estimées pour tous les candidats possibles, mais il entraîne un calcul intensif dans le cas d’un diagramme de grande taille. En revanche, l’algorithme « Find best policy » de [Shachter et Peot 1992] calcule l’alternative optimale de la décision (une seule) sans produire une valeur d’utilité estimée pour cette alternative ni pour les autres. De ce fait, cet algorithme est plus simple et plus rapide que « Policy evolution », surtout s’il n’est pas nécessaire d’avoir les valeurs des utilités estimées pour toutes les alternatives de décision (<http://genie.sis.pitt.edu/SMILEHelp/index.html>).

Cependant, dans notre cas, l’algorithme « Find best policy » ne permet pas de sélectionner plusieurs éléments comme cible parce qu’il renvoie seulement l’alternative optimale. Pour cela, dans notre version actuelle de l’agent, nous utilisons l’algorithme « Policy evaluation » afin de pouvoir sélectionner comme cible un ou plusieurs éléments qui ont la valeur maximale de l’utilité estimée. Nous donnerons un exemple qui montre cet aspect dans le paragraphe 3.2.3.

3.2.2.2. L’étape de détermination de l’objectif

Comme présenté dans le chapitre précédent (paragraphe V-2), l’objectif de la rétroaction se détermine en fonction de la position de la cible dans l’espace des résultats du diagnostic. Pour cela, nous avons développé l’interface de paramétrage présentée à droite de la figure (5) et qui permet d’attribuer des objectifs d’apprentissage aux sept zones représentant les segments de l’espace présenté à gauche de la figure (5).

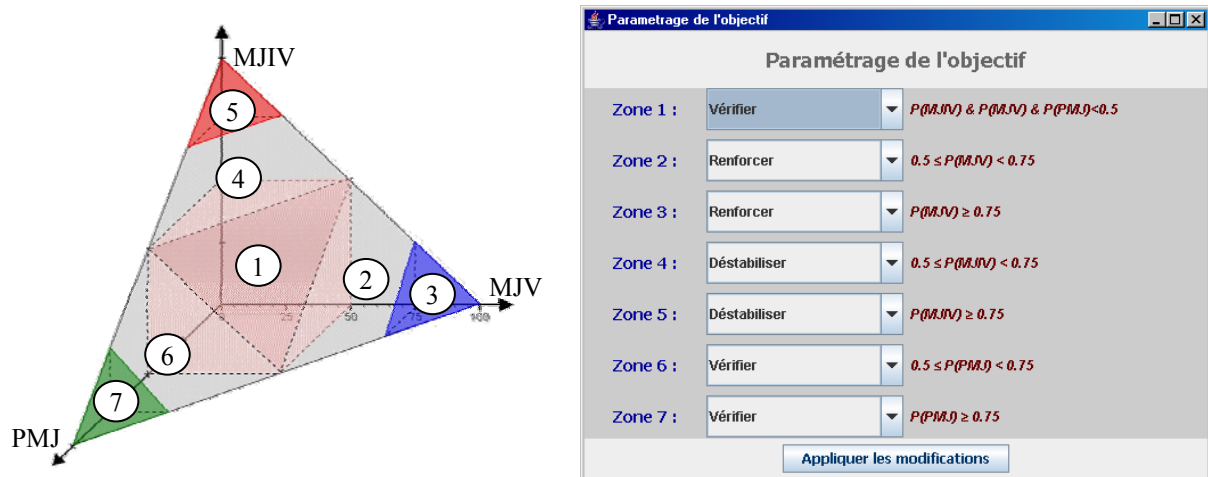


Figure VI- 5 : à gauche, la segmentation de l’espace de résultats du diagnostic en sept zones ; à droite, l’interface qui permet l’attribution des objectifs d’apprentissage à ces zones.

Dans cette étape, l’agent détermine d’abord dans quel segment la cible se situe en fonction de sa distribution probabiliste, puis il récupère l’objectif correspondant à cette zone.

3.2.2.3. L’étape de choix de la forme

Comme présenté dans le chapitre précédent (paragraphe V-3), la forme de la rétroaction se détermine en fonction de son objectif, du type de cible et de l’historique. Pour cela, nous

avons développé l'interface de paramétrage présenté dans la figure (6) qui permet de déterminer la forme la plus adaptée pour un objectif et pour un type.

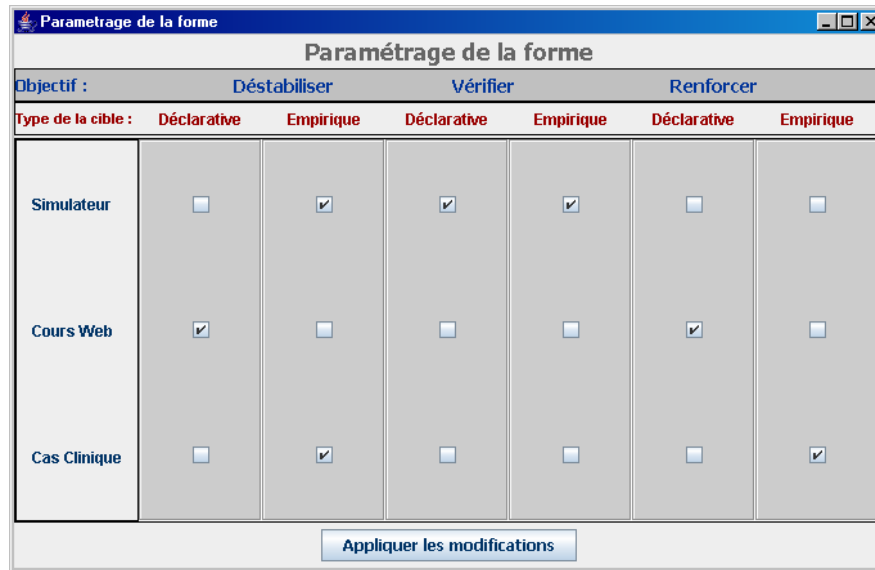


Figure VI- 6 : L'interface qui permet le paramétrage du choix de la forme.

L'agent définit donc la forme de la rétroaction en se basant sur ce paramétrage. Dans la version actuelle de l'agent, l'aspect historique n'est pas implémenté ; de ce fait, dans le cas où plusieurs formes sont pertinentes par rapport à un objectif et un type, elles seront toutes affichées dans l'interface de test montré dans la figure (7). Ainsi, l'étape de la détermination de contenu n'est pas implémentée aussi dans la version actuelle de l'agent.

Pour illustrer l'application de la procédure de décisions didactiques, nous présentons maintenant un exemple d'exécution.

3.2.3. Exemple d'exécution

Pour tester cette procédure, nous avons implémenté l'interface de test présenté dans la figure (7). Cet interface a trois parties : la partie gauche affiche la liste des éléments de connaissance et leurs caractéristiques, la partie droite en haut affiche les utilités estimées résultantes de l'inférence et la partie droite en bas affiche le(s) élément(s) ciblé(s) ainsi que l'objectif et la forme de rétroaction.

De plus, dans la partie gauche il est possible de saisir des nouvelles valeurs de probabilités pour chaque élément; en cliquant sur le bouton « Update probabilités » en bas de l'interface, ces probabilités seront intégrées dans le diagramme d'influence enregistré dans le fichier « Target_decision.xdsl » montré dans la figure (3). Le bouton « Appliquer l'inférence » permet de lancer la procédure d'inférence dans le diagramme et d'afficher les résultats dans la partie droite de l'interface.

Dans l'initialisation de calcul dans l'exemple présenté dans la figure (7), les valeurs utilisées des variables de priorité sont : $\alpha = 100$, $\beta = 10$, $\gamma = 1$, et $\delta = 0.1$, et les vecteurs qui représentent les hypothèses didactiques sont : $A[0, -1, -2]$, $B[1, 0, 1]$ et $C[2, -1, 0]$. Nous voyons à droite de la figure (7) que les deux éléments « Σ_{14} » et « Σ_{34} » ont la valeur la plus élevée d'utilité estimée « 376.25 » parce qu'ils ont les mêmes caractéristiques et les mêmes distributions probabilistes où la probabilité de l'état « MJIV » est élevée. Ils sont donc tous les deux sélectionnés comme cible dans la première étape de la procédure.

Dans la deuxième étape de la procédure, en fonction des valeurs probabilistes de ces deux éléments, nous voyons que $0.5 \leq P(\text{MJIV}) < 0.75$, cela signifie qu'ils sont positionnés dans la

zone 4 de l'espace présenté à gauche de la figure (5) et dans ce cas, l'objectif d'apprentissage de la rétroaction est « Déstabiliser » selon l'exemple de paramétrage présenté à droite de la figure (5).

Dans la troisième étape, du fait que ce deux éléments sont du type « empirique » et l'objectif de rétroaction est « Déstabiliser », alors selon l'exemple de paramétrage présenté dans la figure (6), deux formes de rétroaction sont pertinentes dans ce cas : « Simulateur » et « Cas clinique ».

The screenshot shows a software interface titled "Tester le choix de la cible" with a sub-header "Tester la procédure de décisions". It displays a list of candidates with the following details:

- Name:** Sigma92, Type: Empirique, Order: 4, Nature: Generale, State: MJV 0.8, MJIV 0.1, PMJ 0.1
- Name:** Sigma14, Type: Empirique, Order: 1 4, Nature: Generale, State: MJV 0.2, MJIV 0.7, PMJ 0.1
- Name:** Sigma34, Type: Empirique, Order: 1 4, Nature: Generale, State: MJV 0.2, MJIV 0.7, PMJ 0.1
- Name:** Sigma8, Type: Declaratif, Order: 4, Nature: Generale, State: MJV 0.2, MJIV 0.5, PMJ 0.3
- Name:** Sigma9, Type: Declaratif, Order: 4, Nature: Generale, State: MJV 0.532, MJIV 0.333, PMJ 0.135
- Name:** Sigma93, Type: Empirique, Order: 4, Nature: Generale, State: MJV 0.25, MJIV 0.6, PMJ 0.15
- Name:** Sigma7, Type: Declaratif, Order: 1, Nature: Generale, State: MJV 1.0, MJIV 0.0, PMJ 0.0

Each candidate has a "Contenu" field with descriptive text. On the right, the "Expected Utilities" are listed:

- EU(Sigma92) = -464.75
- EU(Sigma14) = 376.25
- EU(Sigma34) = 376.25
- EU(Sigma8) = 245.25
- EU(Sigma9) = -104.04995
- EU(Sigma93) = 270.25
- EU(Sigma7) = -664.0

Below the utilities, it states "Le nombre de cibles = 2" and lists the selected candidates: "< Sigma14 >" and "< Sigma34 >". For each, the objective is "Déstabiliser" and the form is "Simulateur" and "Cas Clinique". Buttons at the bottom include "Update Probabilities" and "APPLIQUER L'inférence".

Figure VI-7 : L'interface de test de la procédure de décision.

L'exemple précédent est traité avec l'algorithme d'inférence « Policy evaluation » qui donne comme résultat les utilités estimées pour tous les candidats, comme présenté dans la figure (8) à gauche. Ces valeurs permettent à l'agent (pour cet exemple) de sélectionner deux éléments comme cibles : « Sigma₁₄ » et « Sigma₃₄ ». En revanche, pour le même exemple, l'algorithme « Find best policy » donnerait les résultats présentés à droite de la figure (8) où un seul candidat « Sigma₃₄ » est désigné comme la décision optimale sans avoir aucune information concernant les utilités des autres candidats.

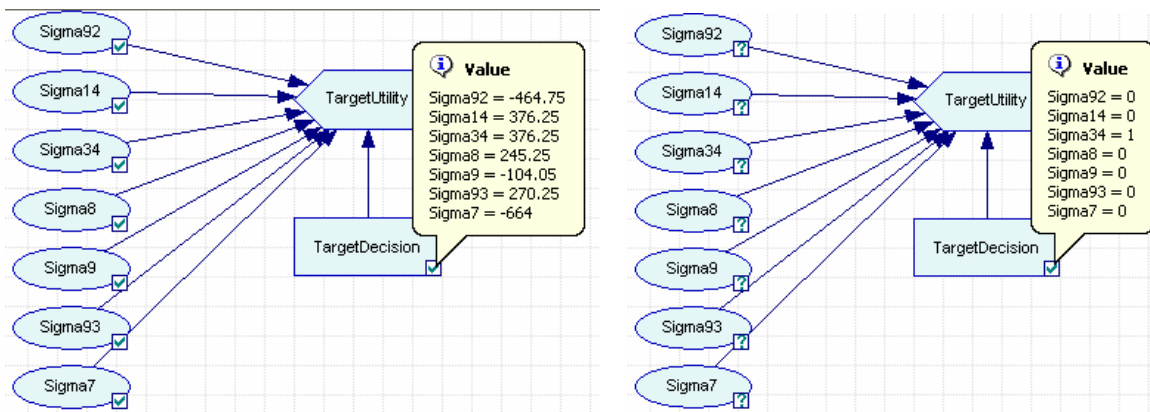


Figure VI- 8 : Les résultats de l'inférence dans le diagramme d'influence, à gauche avec l'algorithme « Policy evaluation » et à droite avec l'algorithme « Find best policy ».

4. Discussion et conclusion

Nous avons étudié dans ce chapitre le développement de notre modèle de prise de décision dans un agent **Décision didactique** de la plateforme de TELEOS. Nous avons focalisé notre implémentation autour de l'étape de sélection de la cible. Pour cette étape, nous avons implémenté une procédure qui permet d'initialiser le calcul à partir d'un paramétrage des hypothèses didactiques. Ceci est fait en construisant le diagramme d'influence et en remplissant le tableau d'utilité d'apprentissage. Nous avons ainsi implémenté les étapes de la détermination de l'objectif et de la forme de rétroaction.

Comme nous l'avons indiqué dans le paragraphe 3.2.1.2, la dimension du tableau d'utilité est de $n \cdot 3^n$, sachant que n est le nombre d'éléments de connaissance. La dimension de ce tableau augmente alors d'une manière exponentielle pour chaque nouvel élément. Par conséquent, la complexité de calcul pour l'initialisation ainsi que l'inférence dans le diagramme d'influence augmente aussi, surtout que l'algorithme « policy evaluation » est dans la classe NP [Cooper 1990].

Donnons une idée de solution pour l'optimisation du calcul dans le cas d'un grand nombre d'éléments. Nous proposons de regrouper les éléments de connaissance selon des critères à définir et puis d'effectuer la sélection de la cible en deux niveaux. Dans le premier niveau, l'agent crée pour chaque groupe un diagramme d'influence pour le choix d'une cible parmi les éléments de groupe. Puis dans le deuxième niveau, les cibles de tous les groupes deviennent des candidates pour la sélection d'une cible finale parmi elles. Nous présenterons cette idée plus en détail dans les perspectives (paragraphe VIII-3.2.3).

Dans le chapitre suivant, nous présenterons les tests effectués pour évaluer notre modèle en fonction du paramétrage des hypothèses didactiques dans le modèle pour le calcul de l'utilité d'apprentissage.

CHAPITRE VII - Evaluation du modèle de prise de décisions didactiques

Plan du Chapitre :

Introduction

1. Paramétrage du modèle

1.1. Dilemme paramétrage versus évaluation

1.2. Définition des échelles de paramètres

2. Evaluation informatique du modèle

2.1. Analyse de dominance dans le calcul d'utilité

2.1.1. La dominance par rapport aux caractéristiques

2.2. Analyse de sensibilité du modèle

2.2.1. Analyse de sensibilité en variant les paramètres du tableau d'utilité d'état

2.2.1.1. Définition des jeux de paramètres et de la taille de données

2.2.1.2. Génération de données simulées et application du calcul

2.2.1.3. Analyse des résultats

2.2.2. Analyse de sensibilité aux variables de priorité

3. Application des scénarios d'usage

3.1. Questionnaire pour le paramétrage

3.1.1. Problème de dépendance entre les variables du calcul

3.1.2. Paramétrage appliqué

3.2. Exécution des scénarios et analyse des résultats

4. Discussion et conclusion

Introduction

Notre système s'inscrit dans le cadre des systèmes experts utilisant la théorie de la décision. Ces systèmes « *recommandent des décisions optimales qui reflètent les préférences de l'utilisateur aussi que les observations disponibles* » [Russell et Norvig 2006]. Pour valider notre modèle, nous nous basons sur des méthodes d'évaluation décrites dans le processus d'ingénierie de la connaissance des systèmes experts utilisant la théorie de la décision, présenté par [Russell et Norvig 2006].

En général, nous appliquons deux niveaux d'évaluation. Dans le premier, nous évaluons les comportements informatiques du modèle de décision en analysant d'abord la dominance dans le calcul d'utilité, et ensuite la sensibilité du modèle aux modifications de probabilités et de paramètres. Dans le deuxième niveau, nous évaluons la cohérence des décisions recommandées par le modèle en analysant les résultats d'exécution des scénarios d'usage [Mufti-Alchawafa et Luengo 2008].

Nous avons focalisé l'évaluation informatique autour de l'étape « choix de la cible » de la procédure de décision, parce que comme présenté dans le chapitre V, dans cette étape la recherche est plus avancée que dans les autres étapes. En effet cette étape est plus générique dans le sens où elle peut être indépendant de la modélisation de la connaissance de référence et du diagnostic effectué dans le cadre du projet TELEOS. Ainsi que nous l'avons indiqué dans le chapitre précédent, l'implémentation de cette étape est entièrement réalisée.

Dans ce chapitre, nous présenterons d'abord le paramétrage du modèle qui permet d'initialiser le calcul. Puis nous présenterons en détail les deux niveaux d'évaluation effectués.

1. Paramétrage du modèle

Comme indiqué dans le chapitre V, le calcul de la cible dans notre modèle se base sur des hypothèses didactiques représentées par le tableau des utilités des états et des variables de priorité. Ces variables doivent être paramétrées pour initialiser le calcul d'utilité.

1.1. Dilemme paramétrage versus évaluation

Le dilemme vient du fait que l'évaluation du comportement informatique du modèle exige un paramétrage des variables de calcul et qu'en même temps ce paramétrage influence le comportement du modèle. Par exemple, pour évaluer si le modèle sélectionne comme cible l'élément le plus utile du point de vue de l'apprentissage, cela dépend (entre d'autres) du paramétrage effectué du tableau des utilités des états, et en même temps si dans ce tableau les paramètres représentent par exemple l'hypothèse « *qu'il est plus utile de focaliser l'apprentissage sur un élément plutôt dans l'état MJIV* » alors le modèle sélectionnera comme cible les éléments qui ont la probabilité de l'état MJIV la plus élevée.

Pour résoudre ce dilemme, nous appliquons les tests d'évaluation informatique en plusieurs étapes complémentaires. Dans chaque étape nous stabilisons une partie des paramètres et nous analysons le comportement du modèle en fonction de la variation des autres paramètres. Plus précisément, dans une première étape, nous stabilisons les variables de priorité²⁵ (α , β , γ , et δ) pour évaluer le comportement du modèle par rapport à la variation du tableau des utilités des états. Puis, dans une deuxième étape, nous stabilisons le tableau des utilités des états pour analyser les comportements du modèle par rapport à la variation des variables de priorité.

²⁵ Les variables de priorité représentent les poids associés aux utilités des facteurs qui influencent la décision de la cible.

Pour faciliter le paramétrage des variables nous avons défini des échelles des valeurs pour les paramètres.

1.2. Définition des échelles de paramètres

Les échelles permettent de faciliter le paramétrage des hypothèses didactiques dans le modèle. Nous avons défini deux échelles de valeurs : une pour le tableau des utilités des états et une autre pour les variables de priorité.

Les valeurs dans le tableau des utilités des états représentent les hypothèses didactiques correspondant à l'utilité de sélectionner un élément « a » en fonction de son état, en tenant compte de l'état d'un élément « b » présent dans le même espace des connaissances. Nous avons défini dans le tableau (1) une échelle de cinq valeurs possibles. Rappelons que la notion d'utilité dans notre modèle est du point de vue de l'apprentissage humain et que les valeurs négatives représentent les désavantages de la décision.

Echelle	$U_{\text{etat}}(a, b)$	Sémantique
Très positive	+2	Le choix de « a » comme cible en fonction de son état est <u>très utile</u> par rapport à l'état de « b »
Positive	+1	Le choix de « a » comme cible en fonction de son état est <u>utile</u> par rapport à l'état de « b »
Egale	0	Le choix de « a » comme cible en fonction de son état <u>n'est ni utile ni désavantageux</u> par rapport à l'état de « b »
Négative	-1	Le choix de « a » comme cible en fonction de son état <u>est désavantageux</u> par rapport à l'état de « b »
Très négative	-2	Le choix de « a » comme cible en fonction de son état <u>est très désavantageux</u> par rapport à l'état de « b »

Tableau VII- 1 : L'échelle du paramétrage du tableau des utilités des états.

Si, par exemple, les éléments « a » et « b » ont trois états possibles : « MJV²⁶ », « MJIV²⁷ » et « PMJ²⁸ », il y a neuf valeurs à paramétrer comme présenté dans le tableau (2) :

$U_{\text{Etat}}(a, b)$		b		
		Etat1 = « MJV »	Etat2 = « MJIV »	Etat3 = « PMJ »
a	Etat1 = « MJV »	Par1	Par2	Par3
	Etat2 = « MJIV »	Par4	Par5	Par6
	Etat3 = « PMJ »	Par7	Par8	Par9

Tableau VII- 2 : Les paramètres du tableau des utilités des états.

Pour une hypothèse didactique telle que « il est plus utile de cibler un élément MJIV qu'un élément MJV », nous devons attribuer au paramètre Par₄ une valeur positive.

²⁶ MJV (Mis en Jeu Valide) ; indique qu'il est probable que l'apprenant a utilisé cet élément d'une manière valide par rapport au contexte du problème donné.

²⁷ MJIV (Mis en Jeu InValide) ; indique qu'il est probable que l'apprenant a utilisé cet élément d'une manière invalide par rapport au contexte du problème donné.

²⁸ PMJ (Pas Mis en Jeu) ; indique qu'il est probable que l'apprenant n'a pas utilisé cet élément, bien que son utilisation soit nécessaire pour la résolution du problème.

D'autre part, les valeurs des variables de priorité représentent les poids associés à chaque facteur qui influence le choix de la cible. Les variables α , β , γ , et δ représentent respectivement les poids de U_{Etat} , U_{type} , U_{ordre} , et U_{nature} dans le calcul d'utilité d'apprentissage comme montré dans l'équation [1].

$$U_{app}(c, E) = \alpha \cdot U_{Etat}(c, E) + \beta \cdot U_{Type}(c) + \gamma \cdot U_{ordre}(c) + \delta \cdot U_{nature}(c) \quad [1]$$

Nous définissons donc l'échelle pour le paramétrage de ces variables par rapport aux intervalles des valeurs des facteurs associés. Le tableau (3) montre les valeurs possibles de chaque facteur.

U_{Etat}	$[-ValMaxEtat * n, +ValMaxEtat * n]$; <i>ValMaxEtat : la valeur maximale dans le tableau d'utilité d'état</i> <i>n : le nombre des éléments dans l'espace des résultats</i>
U_{type}	[0, 1]
U_{ordre}	[0.1 ~ 2.9] ; <i>pour dix étapes de résolution</i>
U_{nature}	[0, 1]

Tableau VII- 3 : Les intervalles des valeurs possibles pour chaque facteur de calcul de l'utilité d'apprentissage.

Selon les équations [2], [3] et [4] ci-dessous, les valeurs possibles de U_{type} et U_{nature} sont « 0 » ou « 1 ». Les valeurs de U_{ordre} , peuvent varier – pour 10 étapes de résolution – entre « 0.1 » et « 2.9 ». La valeur « 0.1 » est pour un élément qui intervient dans la dixième étape de la résolution et la valeur « 2.9 » est pour un élément qui intervient dans toutes les étapes de 1 à 10. Les valeurs possibles pour ces trois facteurs sont donc de l'ordre de 10. De ce fait, pour qu'une caractéristique ait plus de poids dans le calcul de l'utilité d'apprentissage par rapport aux autres caractéristiques, il faut multiplier son poids par 10.

$$U_{Type}(c) = \begin{cases} 1 ; & \text{si } c \text{ est déclaratif} \\ 0 ; & \text{si } c \text{ est empirique} \end{cases} \quad [2]$$

$$U_{ordre}(c) = \sum_{j=1}^m \frac{1}{O_j(c)} \quad \begin{array}{l} m : \text{le nombre des étapes de résolution dans lesquelles } c \text{ apparaît} \\ O_j : \text{la position de l'étape dans le processus de la résolution} \end{array} \quad [3]$$

$$U_{nature}(c) = \begin{cases} 1 ; & \text{si } c \text{ est général} \\ 0 ; & \text{si } c \text{ est particulier} \end{cases} \quad [4]$$

$$U_{Etat}(c, e_1, \dots, e_n) = \sum_{j=1}^n U_{Etat}(c, e_j) \quad n : \text{est le nombre des éléments dans } E \quad [5]$$

Selon l'équation [5], l'intervalle des valeurs possibles de U_{Etat} est défini en fonction de la valeur maximale dans l'échelle du calcul d'utilité d'état et du nombre des éléments dans l'espace des résultats. En supposant que le choix du candidat « c » comme cible en fonction de son état est toujours *très utile* par rapport aux états de tous les autres éléments e_j dans E, la valeur maximale de U_{Etat} est donnée par l'équation [6].

$$Max.U_{Etat}(c, e_1, \dots, e_n) = n * ValMaxUeta t \quad [6]$$

Par exemple, si la valeur maximale de ValMaxEtat dans le tableau des utilités des états est égale à 2 comme dans le tableau (1) et si le nombre des éléments n égal à 12, alors l'intervalle des valeurs possibles de U_{Etat} est [-24, +24]. Le facteur U_{Etat} peut donc avoir une valeur maximale plus élevée que les autres facteurs. Ainsi, il est possible, en fonction de la valeur de α, d'augmenter ou de diminuer son poids par rapport aux caractéristiques.

Niveau d'importance	Valeurs du niveau
++++ (Le plus important)	100
+++	10
++	1
+ (Le moins important)	0.1

Tableau VII- 4 : L'échelle du paramétrage des variables de priorité.

Nous avons défini dans le tableau (4) une échelle de quatre valeurs pour le paramétrage des variables de priorité. Ces valeurs représentent quatre niveaux d'importance dans le calcul de l'utilité d'apprentissage. Par exemple si le type de l'élément est du niveau « +++ » et son ordre du niveau « ++ », cela signifie que le type de l'élément a plus de poids pour le choix de cible que son ordre, et les valeurs utilisées dans ce cas sont β= 10 et γ= 1.

Pour faciliter le paramétrage dans le modèle nous avons développé l'interface présentée dans la figure (1). La partie haute de cette interface permet le paramétrage des variables de priorité en sélectionnant le niveau d'importance de leurs facteurs, et la partie basse permet le paramétrage du tableau des utilités des états en sélectionnant pour chaque paramètre la valeur adéquate.



Figure VII- 1 : l'interface de paramétrage pour initialiser le calcul de l'utilité.

2. Evaluation informatique du modèle

A ce niveau, nous effectuons deux types d'évaluation : nous analysons d'abord la dominance dans le calcul d'utilité, puis nous analysons la sensibilité du modèle.

2.1. Analyse de dominance dans le calcul d'utilité

Notre fonction d'utilité, montrée dans l'équation [1], est une fonction multi-attributs additive. Elle permet de calculer l'utilité de choisir un élément candidat « c » comme cible d'une rétroaction en fonction de plusieurs facteurs liés à l'élément candidat lui-même, à savoir : son état et ses caractéristiques. Le calcul de l'utilité d'état prend aussi en compte les états de l'ensemble des éléments E existants dans l'espace de résultats du diagnostic.

Dans notre calcul, nous considérons que tous les éléments dans E sont des candidats à la sélection de cible, et nous calculons les utilités estimées pour tous les candidats. Cette évaluation permet d'étudier s'il y a une dominance entre ces candidats, pour vérifier s'il est utile de les considérer tous comme options de décision. « On dit qu'il y a **dominance stricte** de l'option S_1 sur l'option S_2 , si S_2 est de moindre valeur sur tous ses attributs que S_1 et, en général, il est alors inutile d'envisager S_2 » [Russell et Norvig 2006]. Par exemple, la figure suivante représente un diagramme schématique du cas de deux attributs X_1 et X_2 avec des options A, B, C et D. Dans cette figure les valeurs les plus élevées des attributs correspondent aux utilités plus fortes. La figure 2-a montre le cas déterministe où les valeurs des attributs sont connues avec certitude : l'option « A » est strictement dominée par « B », mais pas par « C » ni « D ». La figure 2-b montre le cas d'incertitude : l'option « A » est strictement dominée par « B », mais pas par « C ».

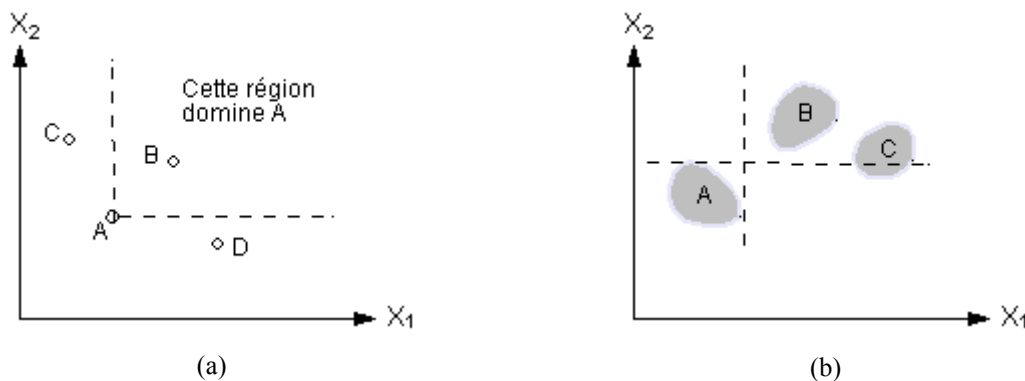


Figure VII- 2 : Schémas d'analyse de la dominance stricte. (a) cas du calcul déterministe. (b) cas du calcul incertain²⁹.

Dans notre cas, l'utilité d'état de l'élément représente le premier attribut et ses caractéristiques représentent le deuxième attribut. Le diagramme schématique pour U_{etat} et U_{car} est donné dans la figure (3) avec un exemple comprenant cinq options $e_1 \dots e_5$. Nous notons que le calcul des utilités des caractéristiques dans notre modèle est déterministe, les valeurs étant définies avec certitude pour chaque élément. Par exemple le type d'un élément est soit « déclaratif » ou « empirique », alors l'utilité de type U_{type} pour un élément est soit « 1 » ou « 0 » selon l'équation [2]. Elle est déterministe parce qu'il n'y a pas d'incertitude concernant le type d'un élément. Par contre, le calcul de l'utilité de l'état est incertain : les états des éléments sont sous forme de distributions probabilistes entre trois états.

²⁹ Figure issue de [Russell et Norvig 2006]

Dans la figure (3), les valeurs les plus élevées de U_{car} correspondent aux plus fortes utilités d'apprentissage. Par exemple e_1 a des caractéristiques plus utiles du point de vue de l'apprentissage que e_5 . Les valeurs négatives de U_{etat} correspondent aux désavantages de choisir cette option par rapport à l'apprentissage.

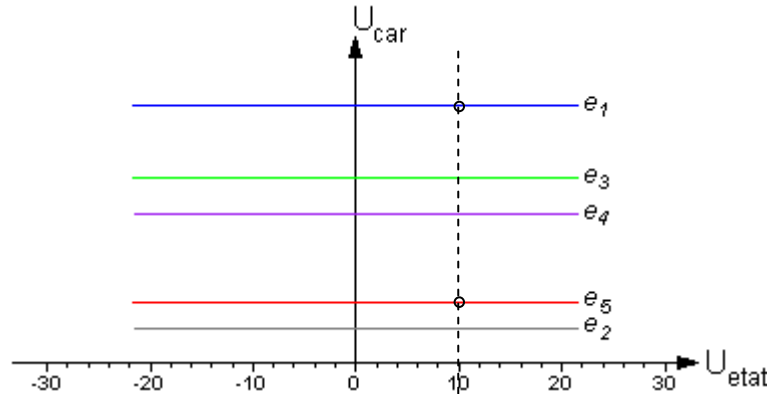


Figure VII- 3 : Diagramme schématique de U_{etat} et U_{car} .

La figure (3) montre que, dans notre cas, il n'y a pas de dominance stricte entre les options $e_1 \dots e_5$, parce que tous les éléments ont le même intervalle de valeurs possibles de U_{etat} . En conséquence, il est nécessaire de considérer tous les éléments dans E comme options de décision.

Si deux ou plusieurs éléments ont la même valeur d'utilité d'état, il peut y avoir une dominance entre eux d'après leurs utilités de caractéristiques. Par exemple dans la figure (3), si l'utilité d'état est égale à « 10 » pour les deux éléments e_1 et e_5 , e_5 est dominé par e_1 . Dans la partie déterministe du calcul, les utilités des caractéristiques peuvent être décisives **si et seulement si** les valeurs d'utilités d'état U_{etat} pour tous les éléments sont égales. Nous analysons ce cas dans le paragraphe suivant. Par exemple, sachant que e_1 est un élément « déclarative », d'une nature « générale » et il intervient dans la première étape de la résolution et que e_5 est un élément « empirique », d'une nature « générale » et il intervient dans la deuxième étape de la résolution, alors e_1 domine e_5 si est seulement si ils ont des distributions probabilistes identiques de leurs états (comme par exemple $[P(MJV)= 0.23$, $P(MJIV)= 0.57$, $P(PMJ)= 0.2]$). Cela est parce que selon les hypothèses didactiques exprimées dans les équations [2], [3] et [4], les caractéristiques de e_1 donne plus d'utilité par rapport aux caractéristiques de e_5 .

2.1.1. La dominance par rapport aux caractéristiques

Dans cette partie nous analysons la dominance entre les candidats par rapport à leurs caractéristiques. Nous rappelons que dans notre cas d'étude les caractéristiques sont le type de l'élément, son ordre et sa nature. Ces trois caractéristiques ont des poids représentés par les variables β , γ , et δ . Pour effectuer cette analyse, nous appliquons la méthodologie suivante :

1. Paramétrer le tableau des utilités des états,
2. Générer un ensemble d'éléments avec des caractéristiques variées,
3. Varier systématiquement les poids des utilités des caractéristiques β , γ , et δ et pour chaque jeu de paramètre :
 - a. Attribuer aux états des éléments des distributions probabilistes identiques,
 - b. Appliquer le calcul de l'utilité estimée pour tous les éléments,

4. Analyser les résultats.

Comme présenté dans le paragraphe précédent, la dominance par rapport aux caractéristiques peut avoir un sens seulement dans le cas d'égalité de valeurs d'utilités d'états. Pour effectuer notre analyse, nous simulons le cas d'égalité en attribuant aux états des éléments des distributions probabilistes identiques dans l'étape (3.b). Nous faisons varier également les valeurs β , γ , et δ des priorités des caractéristiques pour analyser leur influence sur la dominance entre les éléments.

▪ Exemple d'analyse

Nous avons d'abord effectué le paramétrage du tableau des utilités des états :

U _{Etat} (a, b)		B		
		Etat1 = « MJV »	Etat2 = « MJIV »	Etat3 = « PMJ »
a	Etat1 = « MJV »	0	-1	-1
	Etat2 = « MJIV »	1	0	1
	Etat3 = « PMJ »	1	-1	0

Tableau VII- 5 : Exemple du paramétrage du tableau des utilités des états.

Puis, nous avons généré un ensemble de 12 éléments en faisant varier leurs caractéristiques :

Non d'élément	Type	ordre	nature
e1	empirique	1	général
e2	empirique	4	général
e3	empirique	2,3	général
e4	empirique	1	particulier
e5	empirique	4	particulier
e6	empirique	2,3	particulier
e7	déclaratif	1	général
e8	déclaratif	4	général
e9	déclaratif	2,3	général
e10	déclaratif	1	particulier
e11	déclaratif	4	particulier
e12	déclaratif	2,3	particulier

Tableau VII- 6 : Exemple d'un ensemble d'éléments avec des caractéristiques variées.

Nous avons ensuite effectué le calcul pour six jeux de paramètres β , γ , et δ et avec une distribution probabiliste identique pour tous les éléments [MJV= 0,333333, MJIV= 0,333333, PMJ= 0,333334]. La figure (4) montre les résultats de ce calcul.

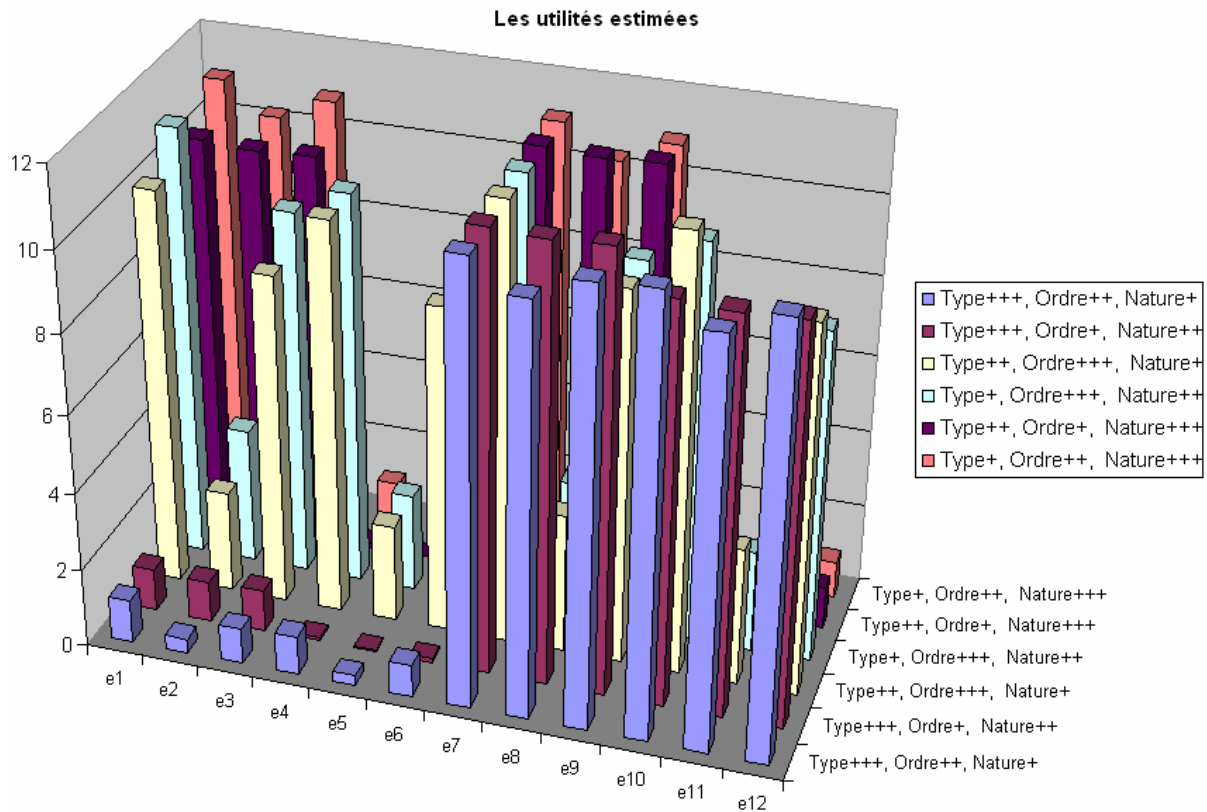


Figure VII- 4 : Exemple de calcul des utilités estimées pour un ensemble d'éléments en variant les poids de leurs caractéristiques.

Les résultats de la figure (4) montrent, d'abord, que l'élément e_7 a toujours une utilité estimée plus élevée que les autres éléments pour tous les jeux de paramètres utilisés. Cela est dû au fait que ses caractéristiques sont préférables à celles des autres éléments. Plus précisément, l'élément e_7 est du type « déclaratif » qui est, selon les valeurs données dans l'équation [2], plus utile que le type « empirique », de nature « général » qui est, selon l'équation [4], plus utile que le type « particulier ». Il intervient ainsi dans la première étape de résolution ce qui le rend, selon l'équation [3], plus utile qu'un élément qui intervient dans les étapes « 2 », « 3 » ou « 4 ». Ces résultats montrent que *dans le cas d'égalité des utilités d'état, un élément qui possède des caractéristiques préférables du point de vue de l'apprentissage peut dominer les autres éléments.*

La figure (4) nous montre aussi que les utilités estimées sont modifiées en fonction du paramétrage des variables de priorité. Par exemple, quand le poids du type (Type+++) est plus important que les poids de l'ordre et de la nature, nous voyons que les utilités estimées sont plus élevées pour les éléments $e_7 \dots e_{12}$ qui ont un type « déclaratif ». Parmi ces éléments, nous voyons que les utilités estimées sont plus élevées pour les éléments e_7 , e_8 et e_9 qui ont une nature « générale », dans le cas où le poids de la nature est plus important que celui de l'ordre : « Nature++ » et « Ordre+ ». Cette analyse montre que *le calcul des utilités estimées est sensible aux modifications des poids des caractéristiques.*

Nous présentons maintenant l'analyse de sensibilité du modèle par rapport à la partie incertaine correspondant à l'utilité d'état.

2.2. Analyse de sensibilité du modèle

Pour effectuer cette évaluation, nous nous basons essentiellement sur la méthodologie « Perform sensitivity analysis » [Russell et Norvig 2006]. Selon Russell, cette analyse permet

de « vérifier si la meilleure décision est sensible à des petites modifications des probabilités et des utilités affectées en faisant varier systématiquement ces paramètres et en exécutant de nouveau l'évaluation ». Nous effectuons cette analyse en deux étapes. D'abord, nous stabilisons les variables de priorité et effectuons l'évaluation en variant les paramètres du tableau des utilités des états. Puis, nous faisons varier les variables de priorité et effectuons l'évaluation pour un exemple de paramétrage du tableau des utilités des états.

2.2.1. Analyse de sensibilité en variant les paramètres du tableau d'utilité d'état

Le but de cette évaluation est d'analyser le comportement informatique du modèle dans l'incertitude, d'étudier la sensibilité du calcul aux modifications des probabilités, et de vérifier la cohérence des décisions par rapport au paramétrage du tableau des utilités des états.

Nous utilisons dans cette évaluation des données simulées pour représenter les résultats du diagnostic, afin de prendre en compte tous les cas possibles. Nous nous basons sur la méthode de « Monte Carlo » pour générer les données simulées. « *A Monte Carlo simulation is a process that generates random number inputs for uncertain values which are then processed by a mathematical model, so that many scenarios can be evaluated.* » [Skinner 1999]. Nous utilisons donc des données aléatoires simulant les états des éléments.

Nous appliquons la méthodologie suivante :

1. Paramétrer les variables de priorité α , β , γ , et δ ,
2. Générer un ensemble d'éléments,
3. Varier systématiquement le tableau des utilités des états et pour chaque paramétrage :
 - a. Générer des distributions probabilistes aléatoires et les utiliser comme états des éléments,
 - b. Appliquer le calcul de l'utilité estimée pour tous les éléments,
4. Analyser les résultats.

Nous détaillons maintenant les étapes principales de cette méthodologie à travers un exemple d'analyse.

▪ Exemple d'analyse

1. Définition des jeux de paramètres et de la taille des données

Afin de focaliser cette analyse sur la partie incertaine du calcul, nous avons attribué dans l'étape (1) au poids α de l'utilité d'état la valeur maximale dans l'échelle du paramétrage présentée dans le tableau (4), et nous avons attribué la valeur minimale aux poids β , γ , et δ des caractéristiques. Ainsi, les valeurs pour ce calcul sont : $\alpha = 100$, $\beta = \gamma = \delta = 0.1$.

Dans l'étape (2), nous avons utilisé comme données l'ensemble de 12 éléments présenté dans le tableau (6). Comme indiqué dans le chapitre précédent, la dimension du tableau de l'utilité d'apprentissage augmente d'une manière exponentielle en fonction du nombre d'éléments, ainsi que la complexité de l'algorithme de l'inférence « policy evolution » est de l'ordre NP. La restriction à 12 éléments permet de conserver des temps de calcul raisonnables.

Dans l'étape (3), nous avons appliqué plusieurs paramétrages du tableau des utilités des états (tableau (2)). Les tableaux ci-dessous en donnent trois exemples.

	MJV	MJIV	PMJ
MJV	0	-2	-2
MJIV	2	0	1
PMJ	1	-1	0

(a)

	MJV	MJIV	PMJ
MJV	0	-1	-2
MJIV	1	0	-1
PMJ	2	1	0

(b)

	MJV	MJIV	PMJ
MJV	0	1	2
MJIV	-1	0	1
PMJ	-2	-1	0

(c)

Tableau VII- 7 : a, b et c exemples de paramétrage du tableau des utilités des états.

Dans l'exemple du tableau (7-a), les valeurs négatives de la première ligne représentent l'hypothèse « *Il est désavantageux de focaliser l'apprentissage sur un élément dans l'état MJV* ». Les valeurs positives de la deuxième ligne représentent l'hypothèse « *Il est utile de focaliser l'apprentissage sur un élément dans l'état MJIV* ». Et les valeurs en troisième ligne représentent l'hypothèse « *Un élément dans l'état PMJ est plus important qu'un élément dans l'état MJV et moins important qu'un élément dans l'état MJIV* ». En résumé, ce premier paramétrage donne la priorité de l'apprentissage aux éléments dans l'état MJIV, et ensuite à ceux dans l'état PMJ. L'exemple du tableau (7-b) donne la priorité aux éléments dans l'état PMJ puis dans l'état MJIV. Et l'exemple du tableau (7-c) donne la priorité aux éléments dans l'état MJV puis dans l'état MJIV.

2. Génération des données simulées et application du calcul

Pour l'étape (3.a), nous générons des données aléatoires sous forme de distributions probabilistes entre les trois états MJV, MJIV et PMJ afin de les utiliser comme des états résultants d'un diagnostic. Cependant, la limitation à 12 du nombre des éléments de connaissance ne garantit pas des distributions assez réparties dans tout l'espace des résultats de diagnostic. De ce fait, nous avons généré des distributions probabilistes de l'ensemble d'éléments par rapport à cinq zones réparties comme dans la figure (5) ; la zone 5 représente le groupement des zones 1, 2, 3 et 4.

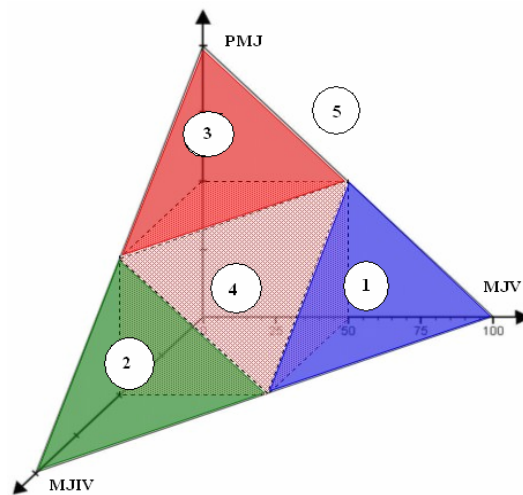


Figure VII- 5 : Les zones de l'espace de résultats du diagnostic.

De plus, pour chaque paramétrage et pour chaque zone, nous avons généré 12 échantillons de données et nous avons calculé, pour chaque échantillon, la cible et les utilités estimées pour tous les éléments. La génération des données ainsi que le calcul des utilités sont effectués dans notre modèle implémenté en Java (présenté dans le chapitre précédent). L'ensemble complet des résultats de ce calcul est fourni dans l'annexe 5.

3. Analyse des résultats

Pour chaque paramétrage et pour chaque zone, nous avons dessiné, en utilisant Matlab, les positionnements de l'ensemble de données dans un espace tridimensionnel. Nous avons identifié les éléments qui représentent les cibles par un trait vertical. Par exemple, la figure (6) montre l'ensemble des données pour le paramétrage présenté dans le tableau (7-a) pour les cinq zones ; dans chaque zone il y a 12 échantillons de 12 éléments.

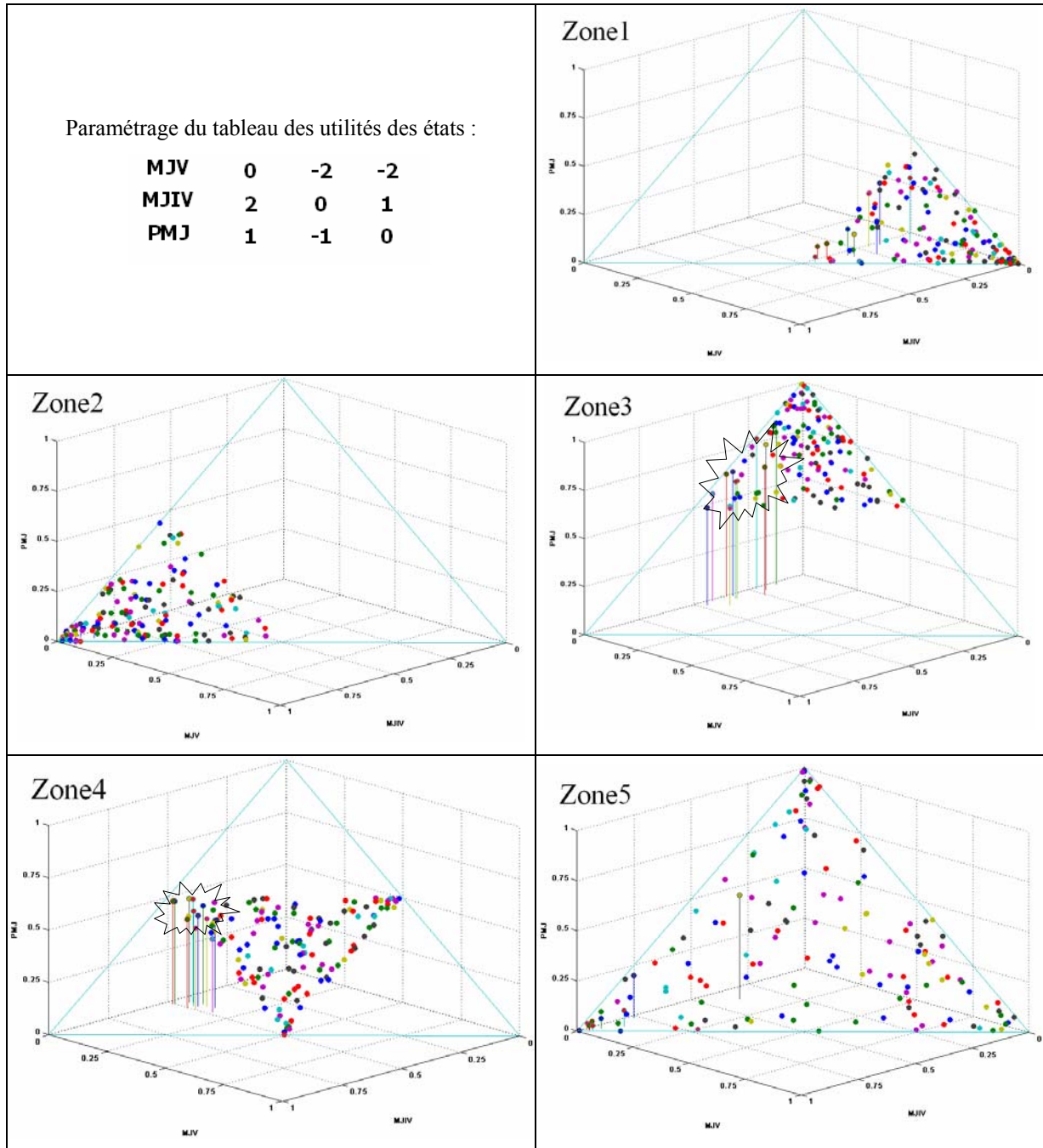


Figure VII- 6 : Positionnement des données simulées et des cibles sélectionnées; les cibles sont indiquées par des traits verticaux.

Dans la figure (6) l'axe à gauche représente l'état MJIV, l'axe verticale représente l'état PMJ et l'axe à droite représente l'état MJV. Nous voyons dans cette figure, en particulier dans les zones 3 et 4, que les éléments sélectionnés comme cibles sont dans des positions plutôt vers la gauche de chaque zone, là où les valeurs de l'état MJIV sont plus élevées. Ce positionnement est bien cohérent par rapport au paramétrage des tableaux des utilités d'états

montré en haut et à gauche de la figure (6). Dans ce tableau, la priorité de l'apprentissage est donnée aux éléments dans l'état MJIV, parce que les valeurs des utilités dans la deuxième ligne de ce tableau qui correspond à l'état « MJIV » sont tous positives. Alors, le positionnement des cibles vers la gauche des zones est cohérent par rapport au paramétrage utilisé dans cet exemple.

Nous avons également étudié la sensibilité du modèle en analysant les valeurs des utilités estimées pour chaque ensemble d'éléments et pour chaque paramétrage. La figure (7) montre les valeurs des utilités estimées pour un échantillon de données et pour deux exemples du paramétrage du tableau des utilités des états. Dans la figure (7-a), le tableau des utilités utilisé est en haut et à gauche de la figure ; ses valeurs signifient que la priorité pour l'apprentissage est donnée aux éléments dans l'état MJIV, puis dans l'état PMJ. Nous voyons dans cette figure que les utilités estimées les plus élevées sont pour les éléments, comme par exemple e4, e5 et e6, qui sont positionnés vers la gauche de l'espace, là où les valeurs de MJIV sont plus élevées. Les éléments, comme par exemple e10 et e12, positionnés vers le haut, là où les valeurs de PMJ sont le plus élevées, ont des utilités estimées positives mais pas trop élevées. En revanche, les éléments, comme par exemple e1, e2 et e3, positionnés vers la droite, là où les valeurs de MJV sont plus élevées, ont des utilités estimées négatives. Ces résultats montrent la sensibilité des valeurs des utilités estimées à la position des éléments de connaissance dans l'espace des résultats d'une manière cohérente par rapport au paramétrage effectué.

De plus, en observant les éléments e4, e5 et e6 qui ont les valeurs d'utilité estimées les plus élevées, nous voyons qu'ils ont les distributions probabilistes suivantes :

e4	[MJV= 0.1503,	MJIV= 0.8496,	PMJ= 4.4642737E-5]
e5	[MJV= 0.02696,	MJIV= 0.7846,	PMJ= 0.1885]
e6	[MJV= 0.0769,	MJIV= 0.7955,	PMJ= 0.1276]

Comme montré dans la figure (7-a), pour ces distributions, l'élément e5 a la valeur la plus élevée (642,1). Sa valeur de MJIV est inférieure à celles de e4 et e6, mais sa valeur de PMJ est supérieure, et sa distribution probabiliste lui donne plus d'utilité pour ce paramétrage.

Dans la figure (7-b), nous avons gardé le même jeu de données et recalculé les utilités estimées en utilisant le tableau des utilités des états en haut et à gauche de la figure (7-b). Dans ce tableau, les valeurs correspondant à MJV et PMJ sont négatives, ce qui signifie que la priorité pour l'apprentissage est pour les éléments dans l'état MJIV. Pour ce nouveau paramétrage, nous voyons que l'élément e4 a la valeur d'utilité estimée la plus élevée 588.2 parce que sa valeur de MJIV est supérieure à celles de e5 et e6.

Nous pouvons voir ainsi dans cet exemple que le changement d'une seule valeur dans le tableau des utilités d'états de « 1 » à « -1 » dans la troisième ligne qui correspond à l'état PMJ, change complètement la cible de la rétroaction de « e6 » à « e4 ». Cette analyse montre donc que *le choix de la cible est sensible au paramétrage du tableau des utilités des états*. Les valeurs des utilités estimées montrent ainsi *la sensibilité du modèle aux petites modifications des probabilités*.

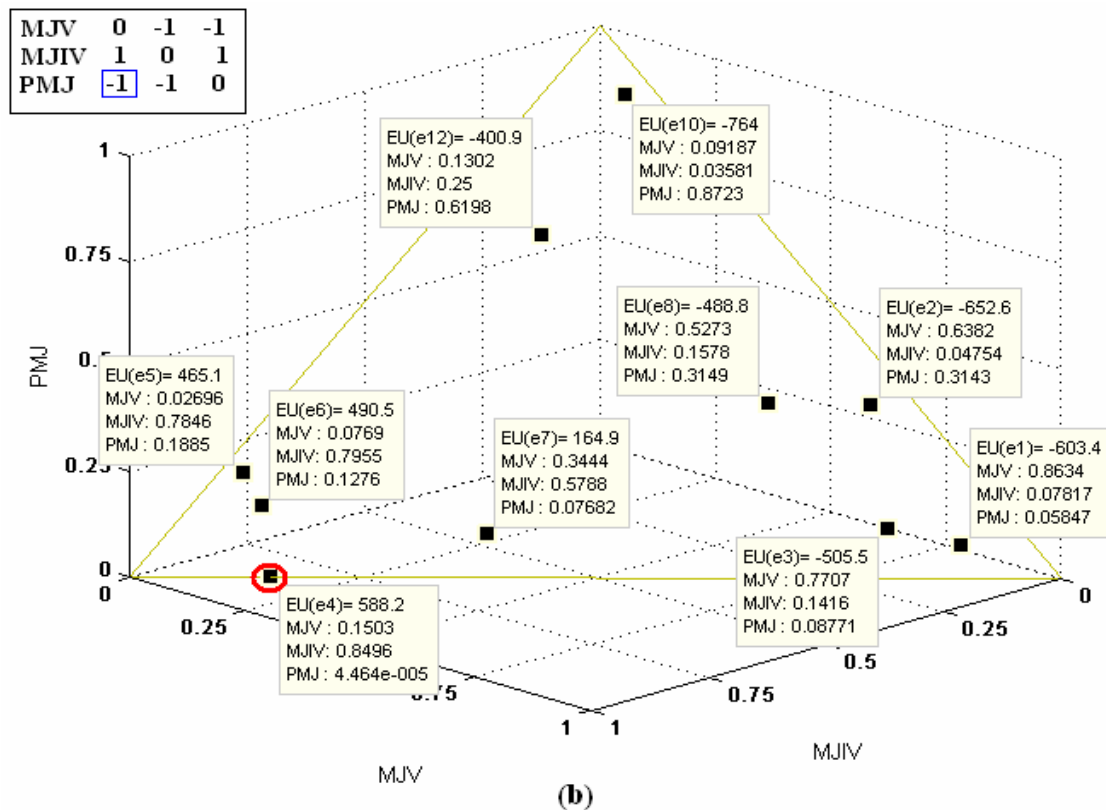
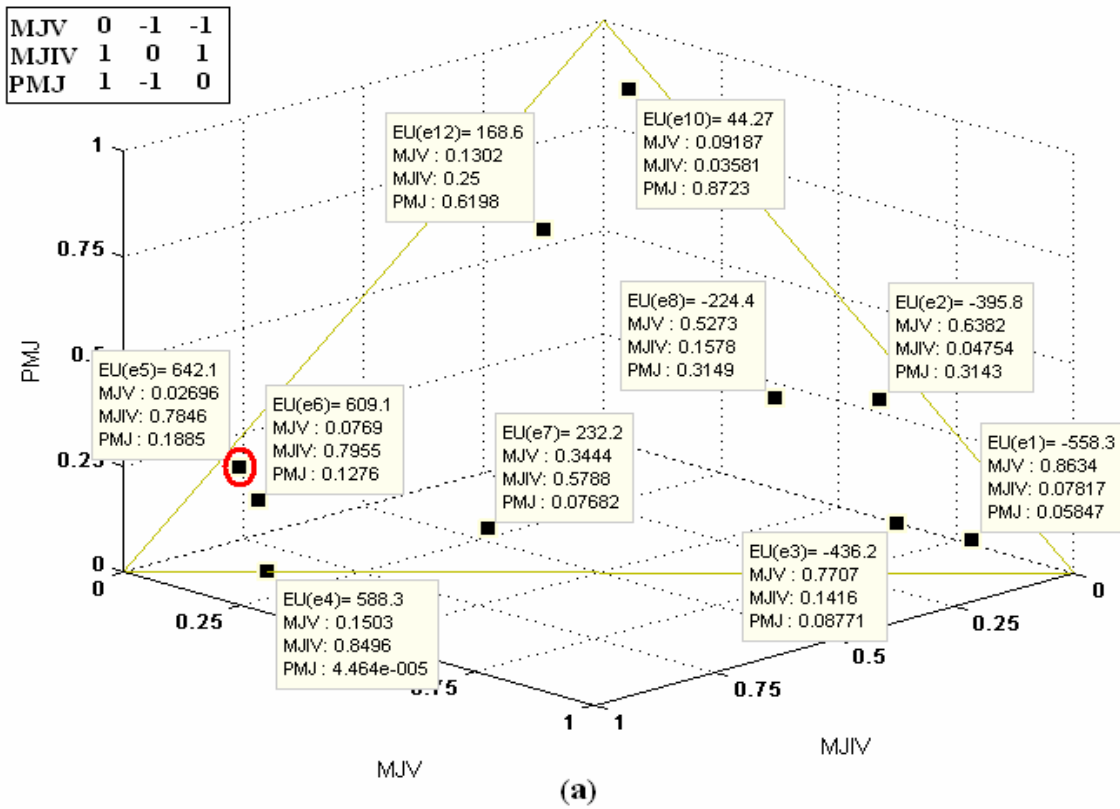


Figure VII- 7 : Les utilités estimées pour un ensemble d'éléments, calculées selon deux exemples de paramétrage du tableau des utilités des états.

Nous analysons dans le paragraphe suivant le niveau de sensibilité du calcul aux valeurs des variables de priorité.

2.2.2. Analyse de sensibilité aux variables de priorité

Dans cette analyse nous faisons varier seulement le poids de l'utilité d'état α et non pas β , γ , et δ parce que comme présenté précédemment (paragraphe 2.1) β , γ , et δ représentent les poids des utilités des caractéristiques. Les valeurs de ces utilités se calculent d'une manière déterministe, elles ne sont pas donc sensibles aux modifications de probabilités, mais elles peuvent être décisives dans le cas d'égalité d'utilité d'état. En revanche, le poids de l'utilité d'état α par rapport au poids des utilités des caractéristiques β , γ , et δ peut modifier le niveau de sensibilité du modèle. Alors pour analyser la sensibilité du modèle aux petites modifications de probabilités nous stabilisons les variables β , γ , et δ nous faisons varier la variable α . Nous appliquons donc pour cette analyse la méthodologie suivante :

1. *Paramétrer le tableau des utilités des états, et les variables β , γ , et δ ,*
2. *Générer un ensemble d'éléments avec des caractéristiques variées,*
3. *Varié systématiquement le poids de l'utilité d'état α et pour chaque paramétrage :*
 - 3.1. *Effectuer des modifications significatives de probabilités,*
 - 3.2. *Appliquer le calcul de l'utilité estimée pour tous les éléments,*
4. *Analyser les résultats.*

Nous présentons maintenant en détail cette méthodologie à travers un exemple d'analyse.

▪ Exemple d'analyse

Nous avons pris comme base l'exemple utilisé pour l'analyse de dominance dans le paragraphe 2.1.1. Dans l'étape (1) nous avons attribué aux paramètres du tableau des utilités des états les valeurs présentées dans le tableau (5), et aux poids des caractéristiques β , γ , et δ , les valeurs « 10 », « 1 » et « 0.1 » respectivement pour représenter le paramétrage « Type+++ , Ordre++ , Nature+ ». Pour l'étape (2) nous avons utilisé l'ensemble de 12 éléments présenté dans le tableau (6).

Dans l'étape (3) nous avons fait varier la valeur de α entre quatre valeurs « 100 », « 10 », « 1 », « 0.1 », selon l'échelle présenté dans le tableau (4). Nous avons analysé pour chaque paramétrage la décision et les utilités estimées par rapport aux petites modifications de probabilités.

Nous avons focalisé l'analyse sur les éléments e7 et e10, parce que, comme présenté dans la figure (4), pour le paramétrage « Type+++ , Ordre++ , Nature+ », l'élément e7 a la valeur de l'utilité estimée la plus élevée, et il est suivi par e10 dans le cas des distributions probabilistes identiques. Pour chaque paramétrage de α , nous modifions systématiquement les probabilités de e10 de manière à rendre sa valeur d'utilité supérieure à celle de e7. Le tableau suivant résume les résultats de cette évaluation :

	e1, e2, e3, e4, e5, e6, e7, e8, e9, e11, e12 MJV= 0.333333, MJIV= 0.333333, PMJ= 0.333334	
$\alpha =100$	e10 MJV= 0.333333, MJIV= 0.333333, PMJ= 0.333334	EU(e7) = 11,1000 Eu(e10)= 11,0000
	e10 MJV= 0.3333 MJIV= 0.3334 PMJ= 0.3333	EU(e7) = 11.093332223171274 EU(e10)= 11.073345539342881
	e10 MJV= 0.333 MJIV= 0.334 PMJ= 0.333	EU(e7) = 11.033334158681328 EU(e10)= 11.73332426270349
$\alpha=10$	e10 MJV= 0.333 MJIV= 0.334 PMJ= 0.333	EU(e7) = 11.09333341581926 EU(e10)= 11.07333242628934
	e10 MJV= 0.33 MJIV= 0.34 PMJ= 0.33	EU(e7) = 11.033333365103715 EU(e10) = 11.733332983755744
$\alpha =1$	e10 MJV= 0.33 MJIV= 0.34 PMJ= 0.33	EU(e7) = 11.093333336508636 EU(e10)= 11.073333298367164
	e10 MJV= 0.3 MJIV= 0.4 PMJ= 0.3	EU(e7) = 11.033333305522628 EU(e10) = 11.733333639303012
$\alpha =0,1$	e10 MJV= 0.3 MJIV= 0.4 PMJ= 0.3	EU(e7) = 11.093333330551726 EU(e10)= 11.07333336393086
	e10 MJV= 0.0 MJIV= 1.0 PMJ= 0.0	EU(e7) = 11.033333299556952 EU(e10)= 11.733333704868791

Tableau VII- 8 : Résultats d’analyse de sensibilité du calcul en variant la variable α .

Pour augmenter l’utilité de e10 selon le paramétrage du tableau des utilités des états utilisé, nous avons augmenté légèrement et systématiquement la valeur de son état MJIV pour chaque valeur de α , comme montré dans le tableau (8). Ces résultats montrent que plus la valeur de α est élevée, plus le calcul devient sensible aux modifications de probabilités : *la variable α permet d’ajuster le niveau de sensibilité du modèle aux probabilités*. Par exemple si les résultats du diagnostic ne sont pas assez précis, on peut augmenter le poids de la partie déterministe représentée par les variables β , γ , et δ , et diminuer le poids de la partie incertaine, représentée par la variable α .

3. Application des scénarios d’usage

Nous voulons maintenant vérifier la cohérence des rétroactions produites par notre modèle par rapport à l’état de connaissance de l’apprenant. Nous nous basons pour cette évaluation sur la méthodologie « Gold Standard validation » [Russell et Norvig 2006]. Selon Russell, « pour évaluer le système, il faut disposer d’un ensemble de paires (entrée, sortie) correctes, une sorte d’étalon-or servant de point de comparaison ». Pour nous, les entrées de notre modèle sont les résultats du diagnostic des connaissances de l’apprenant, et les sorties sont les rétroactions. Nous appliquons alors la méthodologie suivante :

1. Demander aux experts de paramétrer les variables représentant les hypothèses didactiques dans le modèle,
2. Récupérer des scénarios du diagnostic de connaissance,
3. Demander aux experts de recommander des rétroactions pour ces scénarios,
4. Exécuter les scénarios dans le modèle pour produire les rétroactions du système,
5. Comparer les rétroactions de l’expert à celles du système.

Pour les étapes (1) et (2), nous disposons actuellement de huit scénarios de diagnostic ainsi que les rétroactions recommandées par l'expert pour chaque scénario³⁰ (ces scénarios sont présentés dans l'annexe 4). Pour faciliter à l'expert le paramétrage du calcul dans l'étape (3) nous avons défini un questionnaire.

3.1. Questionnaire pour le paramétrage

Le but de ce questionnaire est de rendre le paramétrage accessible à l'expert. Nous le définissons sous forme de QCM (questions à choix multiple) où chaque choix représente une hypothèse didactique. En général, chaque question représente un paramètre et les choix proposés correspondent aux échelles de valeurs définies dans le paragraphe (1.2) (le questionnaire est présenté dans l'annexe 3).

Le tableau des utilités des états (tableau (2)) contient neuf paramètres Par1...Par9 représentant les hypothèses didactiques pour le calcul de l'utilité d'état. Cependant, du point de vue didactique, si par exemple « *un élément dans l'état PMJ est plus important d'être ciblé qu'un élément dans l'état MJV* » alors « *un élément dans l'état MJV est moins important d'être ciblé qu'un élément dans l'état PMJ* ». Plus précisément, $U_{\text{etat}}(\text{PMJ}, \text{MJV}) = - U_{\text{etat}}(\text{MJV}, \text{PMJ})$, $U_{\text{etat}}(\text{PMJ}, \text{MJIV}) = - U_{\text{etat}}(\text{MJIV}, \text{PMJ})$, et $U_{\text{etat}}(\text{MJIV}, \text{MJV}) = - U_{\text{etat}}(\text{MJIV}, \text{PMJ})$. Ainsi, il n'y a pas de préférence entre deux éléments qui ont le même état, donc $U_{\text{etat}}(\text{MJV}, \text{MJV}) = U_{\text{etat}}(\text{MJIV}, \text{MJIV}) = U_{\text{etat}}(\text{PMJ}, \text{PMJ}) = 0$. En conséquence, pour initialiser le tableau des utilités des états, il suffit de définir à travers le questionnaire, les valeurs qui correspondent aux trois paramètres Par2, Par3 et Par6 dans le tableau (2). Puis, nous définissons les autres selon les équations suivantes : Par4 = -Par2, Par7 = -Par3, Par8 = -Par6, et Par1 = Par5 = Par9 = 0. Les tableaux (7-b) et (7-c) représentent des exemples de paramétrage selon ces hypothèses.

Cependant, lors du remplissage du questionnaire par l'expert, nous avons découvert une dépendance entre les facteurs du calcul, problème que nous présentons maintenant.

3.1.1. Problème de dépendance entre les facteurs du calcul

Dans la définition de notre fonction d'utilité, nous nous sommes basée sur l'hypothèse de l'indépendance entre les facteurs pour le calcul de l'utilité d'apprentissage. Cependant, les réponses de l'expert sur le questionnaire révèlent des relations de dépendance entre l'état de l'élément et ses caractéristiques, relations qui n'avaient pas été identifiées auparavant. Par exemple, pour la question suivante :

Quelle phrase est pertinente ?

1. *Un élément dans l'état MJIV est plus important qu'un élément dans l'état PMJ*
2. *Un élément dans l'état MJIV est moins important qu'un élément dans l'état PMJ*
3. *Un élément dans l'état MJIV a la même importance qu'un élément dans l'état PMJ*

L'expert a hésité entre les choix 1 et 2, en disant que « *ça dépend des caractéristiques des deux éléments* ».

Pour prendre cette dépendance en compte, il faudrait modifier dans notre modèle la forme additive de la fonction d'utilité. Nous présenterons cet aspect dans les perspectives de recherche.

³⁰ Les scénarios sont décrits par Lucile Vadcard, une spécialiste en didactique professionnelle du projet TELEOS.

3.1.2. Paramétrage appliqué

Pour appliquer les étapes (4) et (5) de cette évaluation, nous avons initialisé, d'une manière pragmatique, les variables du calcul en nous basant sur les réponses de l'expert. Nous avons d'abord défini le tableau des utilités des états comme suit :

MJV	Par1= 0	Par2=-1	Par3=-1
MJIV	Par4= 1	Par5= 0	Par6= 1
PMJ	Par7= 1	Par8=-1	Par9= 0

Les réponses de l'expert indiquant que les éléments qui sont dans les états MJIV ou PMJ, sont plus importants, nous avons attribué aux paramètres Par4 et Par7 une valeur d'utilité égale à 1. Nous avons aussi attribué à Par6 la valeur 1 parce que nous considérons pour cette évaluation que l'état MJIV est plus utile que l'état PMJ.

Du fait de la dépendance révélée, entre les facteurs qui influencent le choix de la cible, lors du paramétrage, l'expert n'a pas attribué un ordre d'importance aux facteurs de la décision. Alors, afin d'effectuer ce test, nous avons attribué d'une manière pragmatique aux variables de priorité les valeurs suivants: $\alpha = 100$, $\beta = 10$, $\gamma = 1$, et $\delta = 0.1$.

3.2. Exécution des scénarios et analyse des résultats

Le tableau suivant résume les huit scénarios utilisés pour ce test :

	Etats de contrôles	Rétroactions recommandés
Scénario 1	Sigma 1 = MJIV Sigma 92= PMJ	1 – Consulter une partie du cours sur « point d'entrée en fonction des repères cutanés » 2 – S'exercer sur le module couplage 2D/3D
Scénario 2	Sigma7, Sigma8, Sigma9, et Sigma 10 = [MJV 0.5] La reste = [MJV 0.8]	1- Envoyer un autre problème « un cas de disjonction pour » pour affiner le diagnostic concernant « le contrôle de position de la broche dans le cas d'une disjonction » et puis après résolution : 2- Consulter une partie du cours sur « les positions de la broche en fonction de la lésion ».
Scénario 3	Sigma 65 = PMJ	1- Consulter un cas clinique qui montre « qu'une trajectoire trop courte peut entraîner une reprise chirurgicale car la vis n'a pas maintenu la fracture ».
Scénario 4	Sigma 10 = PMJ Sigma 92= [MJV 0.5, PMJ 0.3]	1- S'exercer sur le module de couplage 2D/3D 2- Consulter un cas clinique « avec irritation neurologique au niveau du trou » + feedback sur le cours
Scénario 5	Sigma 93 = [PMJ 0.3] Sigma 19 = [MJV 0.5] Sigma 18 = [MJIV 0.75]	1 - renvoi sur la partie du cours sur les correspondances entre positions sur outlet et patient 2 – envoi sur module de couplage 2D/3D
Scénario 6	Sigma 1 = [MJIV 0.9]	rien de spécial
Scénario 7	Sigma 14 = [MJIV 0.6] Sigma 92 = [PMJ 0.45]	1 - Consulter une partie du cours sur « les correspondances entre positions sur inlet et patient » 2 – S'exercer sur le module de couplage 2D/3D
Scénario 8	Sigma 14 = [MJIV 0.6] Sigma 92 = [PMJ 0.3]	1 - Consulter une partie du cours sur les correspondances entre positions sur inlet et patient

Tableau VII- 9 : Résumé des scénarios utilisés dans le test.

Dans ces scénarios, les probabilités fournies comme résultats du diagnostic ne sont pas complètes. Par exemple, dans le scénario 7, il est décrit que « *le contrôle sigma14 est MJIV à 60% et le contrôle Sigma92 est PMJ à 45%* », sans préciser les probabilités des deux autres états. De ce fait, nous avons exécuté chaque scénario plusieurs fois en variant les probabilités des autres états (les résultats complets sont présentés dans l'annexe 4). Comme montré dans le tableau (10), nous avons effectué trois exécutions pour le scénario 7 :

Essai 1	Sigma14 [MJV 0.2, MJIV 0.6 , PMJ 0.2] Sigma92 [MJV 0.275, MJIV 0.275, PMJ 0.45]	EU(Sigma14) = 830.35 EU(Sigma92) = 696.35
Essai 2	Sigma14 [MJV 0.4, MJIV 0.6 , PMJ 0] Sigma92 [MJV 0.275, MJIV 0.275, PMJ 0.45]	EU(Sigma14) = 615.85 EU(Sigma92) = 710.85
Essai 3	Sigma14 [MJV 0.4, MJIV 0.6 , PMJ 0] Sigma92 [MJV 0.55, MJIV 0, PMJ 0.45]	EU(Sigma14) = 643.35 EU(Sigma92) = 408.35

Tableau VII- 10 : Une partie des utilités estimées calculées pour le scénario7 et pour trois essais.

Le tableau (10) indique que dans le premier et le dernier essais la cible est « Sigma14 » parce qu'elle a la valeur maximale d'utilité estimée ; en revanche dans le deuxième essai la cible est « Sigma92 ». Ces résultats montrent que notre modèle est sensible aux petites modifications de probabilités comme présentées dans le paragraphe (2.2) ; il est donc nécessaire que les scénarios de diagnostic soient précis.

En outre, nous avons comparé les rétroactions recommandées par l'expert à celles qui sont produites par le système. La comparaison montre que dans certains scénarios, il y a une différence entre les deux ensembles de rétroactions. Nos huit scénarios ont des niveaux variés de complexité, et les résultats de notre modèle sont pertinents par rapport aux rétroactions recommandées pour les scénarios simples. Dans les scénarios simples où l'invalidité de la solution de l'apprenant est en rapport avec un seul contrôle, il est probablement dans l'état PMJ ou l'état MJIV comme par exemple les scénarios « 3 », « 6 » et « 8 » montré dans le tableau (9).

La différence apparaît dans les scénarios complexes, où l'invalidité de la solution de l'apprenant est en rapport avec plusieurs contrôles en même temps par exemple les scénarios « 1 », « 4 », « 5 » et « 7 ». Pour ces scénarios, l'expert recommande des rétroactions traitant plusieurs parties de connaissance liées à ces contrôles, or dans notre modèle les rétroactions produites ciblent une seule partie de connaissance. Par exemple comme montré dans le tableau (9) dans le cas du scénario « 7 » l'expert recommande deux rétroactions qui traitent les deux contrôles Sigma14 et Sigma92, mais dans notre modèle comme montré dans le tableau (10) la cible sera soit Sigma14 ou Sigma92. Cette différence vient du fait que notre modèle ne sélectionne comme cible que les éléments qui ont la valeur maximale d'utilité estimée. Pour prendre cet aspect en compte, il est possible dans notre modèle d'ajuster le choix de la cible, en sélectionnant les éléments qui ont des valeurs positives et élevées de l'utilité estimée et non pas seulement ceux qui ont la valeur maximale. Autrement dit en sélectionnant au lieu d'une valeur, un intervalle de valeurs.

Nous avons encore identifié une autre raison de la différence entre les rétroactions du système et celles de l'expert, liée à la dimension historique. Dans certains scénarios, comme par exemple dans le scénario « 2 » du tableau (9), l'expert recommande des rétroactions séquentielles, par exemple « envoyer une rétroaction pour vérifier tel contrôle, puis, suite aux actions de l'apprenant, envoyer la prochaine rétroaction pour le déstabiliser par rapport au

même contrôle ». Cependant, dans la version actuelle du modèle de décision, nous n'avons pas intégré de dimension historique qui permettrait de produire de telles rétroactions séquentielles.

4. Discussion et conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les tests effectués pour évaluer notre modèle. Nous avons étudié la cohérence du comportement informatique du modèle par rapport au paramétrage des hypothèses didactiques, ainsi que la pertinence de ses décisions par rapport à l'état de connaissance de l'apprenant.

L'évaluation informatique montre, d'abord, que les deux parties de la fonction d'utilité, la partie déterministe représentée par les utilités des caractéristiques et la partie incertaine représentée par l'utilité d'état, sont complémentaires pour le choix de la cible, et qu'il n'y a pas de dominance stricte entre les candidats par rapport à ces deux parties. Ensuite, l'analyse de sensibilité montre que le calcul de l'utilité dans notre modèle est sensible aux petites modifications des probabilités et des paramètres. La sensibilité du calcul aux modifications de probabilités est ajustable en fonction du poids α de l'utilité d'état par rapport aux poids des utilités des caractéristiques.

Puisque que le comportement du modèle est sensible aux paramétrages, il est important d'appliquer un bon paramétrage pour avoir des bonnes décisions. De ce fait, nous proposons dans le chapitre suivant (paragraphe VIII-3.2.2) comme perspective de recherche, d'utiliser des méthodes d'apprentissage automatique à partir de scénarios de données pour effectuer le paramétrage.

Ainsi, les résultats de l'application de scénarios d'usage montrent que les rétroactions produites par notre modèle sont en général pertinentes par rapport à l'état des connaissances de l'apprenant, mais qu'elles ne sont toutefois pas identiques à celles recommandées par l'expert dans tous les scénarios. Il y a deux explications pour ces différences. La première est liée à la dimension historique des rétroactions qui n'est pas prise en compte dans la version actuelle du modèle. La deuxième est liée à la sélection de la cible. Nous avons vu dans le paragraphe précédent, les rétroactions recommandées par l'expert ne traitent pas seulement l'option optimale mais également tous les options qui ont des valeurs élevées d'utilité estimée. Pour prendre cet aspect en compte, nous proposons de définir un intervalle de valeurs d'utilité estimée et de sélectionner comme cible les éléments dont les valeurs des utilités appartiennent à cet intervalle. La dimension de cet intervalle a ainsi un rôle complémentaire dans l'ajustement de la sensibilité du modèle.

Les évaluations effectuées au niveau informatique (paragraphe 2.2) ainsi qu'au niveau des scénarios d'usage (paragraphe 3) confirment la sensibilité du calcul dans notre modèle : des petites modifications des probabilités conduisent à une cible différente. De ce fait, les distributions de probabilités représentant l'état de connaissance de l'apprenant doivent être très précises. En revanche, dans les cas de données peu précises, autrement dit d'un diagnostic trop incertain, nous pouvons diminuer la sensibilité de notre modèle. L'ajustement de cette sensibilité aux modifications de probabilités peut être effectué à deux niveaux. D'abord, au niveau du paramétrage des variables de priorité comme présenté dans le paragraphe (2.2.2), puis au niveau de la sélection de cible. Plus précisément, le paramétrage des variables de priorités peut modifier les valeurs des utilités estimées pour tous les éléments et l'intervalle définit les valeurs à considérer pour la sélection de la cible.

Par ailleurs, nous avons défini notre fonction d'utilité d'apprentissage en se basant sur l'hypothèse de l'indépendant entre les facteurs qui influencent la décision, pour cela elle est sous forme d'une expression additive. Cependant, lors du paramétrage de calcul par l'expert

nous avons découvert l'existence d'une interdépendance entre les paramètres, ce qui nécessite de modifier la forme de cette fonction d'utilité. Nous présenterons cet aspect dans le chapitre suivant comme perspective de recherche (paragraphe VIII-3.2.4).

CHAPITRE VIII - Conclusion

Plan du Chapitre :

1. Synthèse
 2. Conclusions
 - 2.1. Par rapport à l'environnement d'apprentissage
 - 2.1.1. L'interdépendance entre les recherches en didactique et en informatique
 - 2.1.2. La séparation entre le diagnostic et la prise de décision
 - 2.2. Par rapport à la conception du modèle de prise de décisions
 - 2.2.1. Les choix informatiques
 - 2.2.2. Le paramétrage dans le modèle
 - 2.3. Par rapport à la mise en œuvre du modèle
 - 2.3.1. La complexité du calcul
 - 2.3.2. La validation
 3. Perspectives
 - 3.1. Au niveau de la complétude du modèle
 - 3.1.1. Le calcul du contenu pour le choix d'un autre problème
 - 3.1.2. La dimension historique
 - 3.1.3. La connaissance gestuelle
 - 3.2. Au niveau de l'amélioration de la performance du modèle
 - 3.2.1. Le niveau de granularité de connaissance
 - 3.2.2. L'apprentissage automatique des paramètres du modèle
 - 3.2.3. L'optimisation du calcul
 - 3.2.4. La redéfinition de la fonction d'utilité d'apprentissage
 - 3.2.5. L'ajustement de la sensibilité du modèle
 - 3.3. Au niveau de l'environnement
 - 3.3.1. La validation globale
 - 3.3.2. La réutilisation du modèle dans d'autres domaines de formation professionnelle
-

1. Synthèse

Dans cette thèse nous avons traité la problématique de la production des rétroactions épistémiques dans le cadre d'un environnement informatique pour l'apprentissage de la formation professionnelle. Notre recherche s'est effectuée dans le cadre du projet TELEOS : un environnement pour l'apprentissage de la chirurgie orthopédique (chapitre I).

Nous avons proposé un modèle de prise de décisions didactiques. L'enjeu de ce modèle est de produire automatiquement les rétroactions épistémiques en se basant sur l'état de connaissance de l'apprenant et en prenant ainsi en compte la dimension didactique de la connaissance. Cet enjeu n'était pas pris en compte dans les travaux existants : nous avons trouvé soit des systèmes qui produisent automatiquement des rétroactions sans prendre en compte la particularité de la connaissance du domaine, soit des systèmes qui prennent en compte l'analyse didactique de la connaissance mais sans aller jusqu'à la production automatique des rétroactions ou bien la modéliser de façon explicite (chapitre II).

Dans le cadre de notre travail, nous considérons que le diagnostic de l'état de connaissance de l'apprenant est d'une nature incertaine. En effet, le système ne peut pas savoir exactement quelles sont les connaissances utilisées par l'apprenant, mais il peut, avec un certain degré d'incertitude, les déduire à partir de ses actions. De ce fait, nous avons orienté nos choix informatiques vers une approche basée sur une représentation graphique et probabiliste pour représenter la connaissance et le diagnostic, et vers une approche basée sur la théorie de la décision pour automatiser la prise de décisions didactiques (chapitre III).

Dans le cadre de notre projet, une spécialiste en didactique a réalisé l'extraction et la modélisation de la connaissance chirurgicale dans des situations de résolution de problèmes [Vadcard et Luengo 2005]. Les connaissances que nous avons traitées sont sous forme d'atomes fins ayant des domaines de validité. Nous avons choisi de représenter ces connaissances sous forme de réseaux bayésiens. Le diagnostic se base alors sur cette représentation pour déduire l'état de connaissance de l'apprenant en appliquant l'inférence dans le réseau en fonction des traces des activités de l'apprenant (chapitre IV).

Les résultats du diagnostic représentent les entrées principales de la procédure de production des rétroactions épistémiques. Nous avons décomposé cette procédure en quatre étapes : (1) « le choix de la cible », qui permet de sélectionner les connaissances qui seront visées par la rétroaction ; (2) « la détermination de l'objectif », qui permet de définir le but de la rétroaction du point de vue de l'apprentissage ; (3) « le choix de la forme », qui permet de sélectionner la forme adaptée pour la rétroaction ; (4) « la détermination du contenu », qui permet de formuler la rétroaction en fonction de sa forme, de son objectif et de sa cible (chapitre V).

Nous avons approfondi la recherche autour du « choix de la cible ». Dans la conception de cette étape, nous nous basons sur la théorie de la décision et nous utilisons le diagramme d'influence comme représentation informatique. Dans la théorie de la décision, les préférences du décideur sont définies numériquement par une fonction d'utilité. Nous avons définie la fonction d'utilité d'apprentissage en prenant en compte la dimension didactique. Plus précisément, notre fonction prend en compte deux aspects complémentaires pour sélectionner une cible : un aspect, d'une nature incertaine, lié à l'apprenant et il représente son état de connaissance, et un autre aspect, d'une nature déterministe, lié à la connaissance elle-même et il représente ses caractéristiques comme le type, l'ordre et la nature (chapitre V).

Nous avons développé notre modèle en utilisant Java et la bibliothèque JSMILE. Nous avons réalisé une procédure d'initialisation du calcul à partir des hypothèses didactiques, ainsi

qu'une procédure de production des rétroactions à partir d'un diagnostic de la connaissance de l'apprenant. Nous avons intégré notre modèle dans un agent **Décision didactique** de la plateforme de TELEOS (chapitre VI). Nous avons également développé des interfaces pour faciliter les tests et le paramétrage du calcul dans le modèle.

Enfin, nous avons validé du point de vue informatique la cohérence du comportement de notre modèle, et étudié la sensibilité du modèle aux modifications des probabilités et des paramètres. Enfin, nous avons évalué la pertinence des rétroactions produites par le modèle en les comparant à celles recommandées par l'expert pour huit scénarios de diagnostic (chapitre VII).

2. Conclusions

Dans ce paragraphe nous présentons nos conclusions classifiées selon trois axes : d'abord par rapport à l'environnement d'apprentissage, puis par rapport à la conception de notre modèle et enfin par rapport à sa mise en œuvre dans l'environnement TELEOS.

2.1. Par rapport à l'environnement d'apprentissage

2.1.1. L'interdépendance entre les recherches en informatique et en didactique

Dans le projet TELEOS, les recherches en informatique et en didactique ont démarré en même temps. Une des difficultés de l'avancement de notre travail a été l'interdépendance entre ces deux aspects de recherche. En effet, pour proposer des solutions informatiques efficaces, nous avons besoin des résultats de l'analyse didactique de la connaissance chirurgicale, ainsi que des hypothèses didactiques sur la production des rétroactions. Cependant, l'analyse didactique et la définition des hypothèses ne sont pas de notre domaine de compétence, et pour que les didacticiens effectuent les analyses nécessaires, ils ont besoin d'une structure informatique qui permette d'orienter leurs recherches. De ce fait, lors de la conception de notre modèle, nous avons choisi de faire abstraction du domaine de connaissances tout en respectant la structure et la particularité du type de connaissances modélisées.

Ce choix d'abstraction nous a permis d'avancer dans la conception de notre modèle sans avoir besoin de justifier les choix et les hypothèses didactiques. En revanche, lors de la mise en pratique de notre modèle (la validation de notre modèle avec des scénarios du diagnostic donnés par l'expert), ce choix a entraîné un décalage entre les rétroactions recommandées par l'expert et celles produites par notre modèle. Comme présenté dans le chapitre précédent (paragraphe VII-3.2), la différence identifiée entre ces deux ensembles de rétroactions peut être diminuée en ajustant notre modèle et en intégrant la dimension historique. De plus, lors du paramétrage du modèle, les réponses de l'expert au questionnaire ont fait apparaître des relations d'interdépendance entre les facteurs de la décision. Pour prendre ces relations en compte, il faut donc redéfinir la fonction d'utilité d'apprentissage (nous présenterons cet aspect dans le paragraphe 3.2.4).

En affinant notre modèle, et sans modifier sa structure globale, nous pouvons donc résoudre les problèmes qui apparaissent lors de sa mise en pratique. Le niveau d'abstraction utilisé dans notre modèle permet une mise en pratique dans l'environnement d'apprentissage en passant d'abord par une phase d'ajustement et d'adaptation.

D'un point de vue plus général, nous concluons que mener une recherche en informatique dans le cadre des EIAH exige un niveau d'abstraction du domaine de l'apprentissage, qui permet facilement la mise en pratique des résultats de cette recherche dans l'environnement.

La difficulté de cette recherche est donc de trouver un bon niveau d'abstraction qui garde un équilibre entre la dimension recherche en informatique et la dimension ingénierie de l'EIAH.

2.1.2. La séparation entre le diagnostic et la prise de décisions didactiques

Un des hypothèses de la conception de l'environnement TELEOS était la séparation du modèle de diagnostic du modèle de la prise de décisions pour pouvoir les étudier et les valider indépendamment. Cependant, les résultats du diagnostic représentent les entrées principales de la procédure de prise de décisions. De ce fait, nous avons étudié brièvement la conception du modèle de diagnostic dans le seul but de définir les critères concernant la forme et le contenu des résultats du diagnostic. Une contrainte de notre modèle est donc que les résultats du diagnostic représentent, avec un certain degré d'incertitude, la validité de l'utilisation des éléments de connaissance par l'apprenant. Plus précisément, ils doivent être fournis sous forme de distributions probabilistes entre trois états décrivant la manière selon laquelle l'apprenant a utilisé les éléments de connaissances pour construire sa solution.

Le modèle du diagnostic étant fortement dépendant des connaissances du domaine, cette approche nous a permis de concevoir un modèle de prise de décisions partiellement indépendant du domaine. Plus précisément, il peut être générique dans les étapes « choix de la cible » et « détermination de l'objectif », parce que, avec le niveau d'abstraction utilisé, ces deux étapes sont indépendantes de la modélisation de la connaissance et de l'environnement d'apprentissage. En revanche, l'étape « choix de la forme » dépend des supports informatiques disponibles dans l'environnement et « le choix d'un autre problème » dans l'étape « détermination du contenu » se base sur le modèle de la connaissance de référence. Nous concluons que, dans notre cadre d'étude, il n'est pas possible de concevoir un modèle de prise de décisions didactiques complètement générique et indépendant de la modélisation des connaissances du domaine, même en séparant le modèle du diagnostic et celui de la prise de décisions didactiques. Par contre, notre proposition permet de bien identifier les phases dépendantes et les phases indépendantes du domaine.

2.2. Par rapport à la conception du modèle de prise de décisions

2.2.1. Les choix informatiques

Pour la conception de notre modèle, nous avons effectué deux choix informatiques complémentaires : 1) utiliser les réseaux bayésiens pour représenter la connaissance et le diagnostic dans l'environnement et 2) utiliser le diagramme d'influence pour représenter la prise de décisions didactiques. Nous avons choisi les réseaux bayésiens comme systèmes de représentation de connaissances parce qu'ils possèdent des avantages par rapport à nos besoins : la prise en compte de l'incertitude, la lisibilité et la flexibilité. Le choix d'utiliser le diagramme d'influence dans la procédure de production complète le premier choix, parce que le diagramme d'influence représente une extension des réseaux bayésiens et qu'il favorise la prise de décision dans une situation d'incertitude.

Souvent dans les systèmes qui se basent sur une représentation sous forme de réseaux bayésiens, les questions qui se posent sont la performance du système et la fiabilité des résultats de l'inférence (ici le diagnostic). La réponse à ces deux questions dépend de la structure du réseau (toutes les variables nécessaires sont-elles identifiées ? les relations de causalités sont-elles dans le bon sens ?) ainsi que des probabilités a priori (sont-elles bien définies ?). Un réseau avec une bonne structure et une bonne définition des probabilités donne des résultats fiables. D'autre part, avec le diagramme d'influence, la fiabilité d'une meilleure décision dépend de la structure du diagramme (tous les facteurs qui influencent cette décision

sont bien pris en compte) ainsi que des valeurs de l'utilité (les utilités représentent bien les préférences du décideur).

Du point de vue de l'intelligence artificielle, le système peut apprendre à prendre les bonnes décisions en appliquant des méthodes d'apprentissage automatique à partir des données. Plus ces données sont pertinentes et complètes (tous les cas possibles doivent être présentés), plus les décisions du système seront fiables, à condition que toutes les variables du problème soient bien représentées. Plus précisément, en affinant les valeurs des probabilités et des paramètres dans notre modèle, la fiabilité des décisions du modèle sera augmentée. En conclusion, un modèle basé sur ces choix informatiques peut apprendre et donc améliorer sa performance avec chaque nouvelle donnée pertinente.

2.2.2. Le paramétrage dans le modèle

Dans notre conception nous avons choisi de représenter les hypothèses didactiques dans le modèle par des paramètres. Bien que ce choix entraîne un calcul plus compliqué, il est important parce qu'il permet, d'une part, de représenter et de valider le comportement du modèle du point de vue informatique sans avoir besoin de justifier les choix didactiques. D'autre part, il permet de donner plus de flexibilité aux didacticiens pour paramétrer ou modifier leurs hypothèses dans le modèle. Ceci est particulièrement important dans le domaine médical, où les procédures évoluent assez rapidement au cours du temps. Du point de vue didactique, ce choix permet aux didacticiens d'utiliser le modèle comme un champ expérimental pour valider leurs hypothèses.

Comme présenté dans le chapitre précédent (paragraphe VII-1.2), nous avons défini neuf paramètres (montré dans le tableau VII-2) pour représenter les hypothèses didactiques qui permettent l'initialisation du calcul de l'utilité d'état. Ces neuf paramètres couvrent toutes les hypothèses possibles pour ce calcul.

Une autre partie des paramètres est identifiée par les variables de priorité. Ces variables représentent les poids associés aux utilités des facteurs qui influencent le choix de la cible. Dans notre modèle, nous avons défini quatre variables de priorité : une (α) correspond au poids de l'utilité d'état et trois (β , γ , et δ) correspondent aux poids des caractéristiques de l'élément qui sont, dans notre cas d'étude, le type, l'ordre et la nature. L'identification d'une nouvelle caractéristique qui influence la décision nécessite la définition d'une nouvelle variable de priorité qui représente son poids dans le calcul.

Pour faciliter le paramétrage dans le modèle nous avons défini deux échelles de valeurs pour les paramètres (paragraphe VII-1.2). Les valeurs de ces échelles peuvent être modifiées selon le domaine de l'apprentissage et les hypothèses didactiques associées.

2.3. Par rapport à la mise en œuvre du modèle dans TELEOS

2.3.1. La complexité du calcul

La complexité du calcul est un point faible dans notre modèle. Du point de vue de la conception, cette complexité est essentiellement une conséquence de nos choix de rendre les hypothèses didactiques paramétrables et de considérer tous les éléments diagnostiqués dans l'espace de connaissances comme options de la décision. Du point de vue technique, cette complexité apparaît : (1) au niveau de l'espace mémoire dans l'algorithme d'initialisation et (2) au niveau du temps d'exécution dans les algorithmes d'initialisation et d'inférence.

Plus précisément, l'algorithme d'initialisation construit le diagramme d'influence à partir d'une liste d'éléments de connaissance en créant et en remplissant les différents nœuds du diagramme. La dimension du tableau dans le nœud d'utilité est $n \cdot 3^n$, où n est le nombre

d'éléments de connaissance; elle augmente donc d'une manière exponentielle avec n . Le remplissage de ce tableau se base sur un grand nombre de paramètres (neuf pour le calcul de l'utilité d'état et quatre représentant les variables de priorités). Pour prendre en compte tous ces paramètres, l'algorithme que nous avons défini nécessite la création d'une matrice de dimensions 3×3^n appelée la matrice de coefficients, qui facilite la prise en compte des paramètres de calcul de l'utilité d'état. Néanmoins, la création de cette matrice augmente la complexité de l'algorithme d'initialisation.

De plus, l'algorithme d'inférence « policy evaluation » utilisé dans le diagramme d'inférence est dans la classe NP [Cooper 1990], et un grand nombre d'éléments conduit à un temps de calcul considérable. Il est possible d'utiliser un autre algorithme d'inférence plus simple et plus rapide comme « Find best policy ». Cependant, dans notre cas, l'inférence avec cet algorithme peut entraîner une perte d'informations pour la décision. En effet, comme présenté dans le chapitre VI (paragraphe VI-3.2.3), cet algorithme ne permet pas de sélectionner plusieurs éléments comme cible, étant donné qu'il renvoie seulement l'alternative optimale sans fournir les valeurs des utilités estimées.

2.3.2. La validation

Nous avons appliqué deux niveaux d'évaluation ; dans le premier, nous avons évalué les comportements informatiques du modèle et, dans le deuxième, nous avons évalué la cohérence des décisions recommandées par le modèle en analysant les résultats d'exécution des scénarios donnés par l'expert.

Le paramétrage dans notre modèle a augmenté la difficulté d'appliquer le premier niveau d'évaluation, parce que l'évaluation du comportement informatique du modèle exige un paramétrage des variables de calcul et qu'en même temps ce paramétrage influence le comportement du modèle. Pour résoudre ce dilemme nous avons évalué le modèle en appliquant plusieurs types et niveaux de tests et en visant à chaque fois seulement une partie des paramètres.

Dans un premier niveau d'évaluation, pour évaluer la sensibilité du modèle aux modifications des probabilités et des paramètres, nous avons utilisé des données simulées selon la méthode de Monte Carlo et plusieurs jeux de paramètres. Cependant, la restriction de la taille de l'ensemble d'éléments de connaissance, qui est une conséquence de la complexité du calcul dans le modèle, a entraîné une difficulté supplémentaire lors de cette validation. Comme présenté dans le chapitre précédent (paragraphe VII-2.2.1), pour garantir la fiabilité de l'évaluation et la répartition des données dans tout l'espace des résultats de diagnostic, nous avons généré pour chaque jeu de paramètres, des distributions probabilistes par rapport à cinq zones dans l'espace de connaissances, et pour chaque zone nous avons appliqué plusieurs échantillons de données. Cependant, l'évaluation idéale serait de tester le modèle avec plusieurs échantillons d'ensembles de données contenant un très grand nombre d'éléments de connaissance.

De plus, lors du choix des jeux de paramètres nous avons fait abstraction du domaine d'apprentissage. Bien que, du point de vue didactique il soit possible que certains paramétrages ne soient pas cohérents, ce choix permet d'explorer tous les comportements possibles du modèle.

Dans un deuxième niveau d'évaluation, nous avons testé les décisions prises par le modèle pour huit scénarios de diagnostic. Pour compenser l'incomplétude des données fournies dans les scénarios, nous avons appliqué chaque scénario plusieurs fois en faisant varier les valeurs des variables qui n'étaient pas clairement spécifiées. Bien que l'application de huit scénarios ne soit pas suffisante pour valider les décisions du modèle, cette évaluation nous a permis de

valider, en général, la cohérence des décisions prises par le modèle pour le diagnostic décrit dans les scénarios. Cependant, il existe quelques différences entre les rétroactions recommandées par l'expert et celles de notre modèle. Nous avons constaté que ces différences peuvent être diminuées en intégrant la dimension historique au niveau du modèle, et en définissant un intervalle de valeurs pour la sélection de la cible. De ce fait, pour que cette évaluation soit plus fiable il faut d'abord ajuster et compléter le modèle, puis effectuer les tests pour un nombre significatif de scénarios.

3. Perspectives

Nous avons identifié plusieurs perspectives suite à ces travaux de thèse. Nous présenterons d'abord des perspectives au niveau du modèle dans le but de le compléter et d'améliorer sa performance. Puis, nous présenterons des perspectives au niveau de l'environnement d'apprentissage.

3.1. Au niveau de la complétude du modèle

3.1.1. Le calcul du contenu pour le choix d'un autre problème

Dans la conception de notre modèle, nous n'avons pas approfondi la recherche du calcul du contenu pour le choix d'un autre problème qui est une étape fortement dépendante du modèle de connaissance de référence. Cependant, nous avons proposée dans le chapitre V (paragraphe V-4.2) une solution qui se base sur le réseau bayésien de référence. En général, nous considérons qu'en intégrant au réseau bayésien des informations concernant la cible et le contexte d'utilisation envisagé, ainsi que les problèmes résolus, l'inférence dans le réseau qui représente ce choix permet ensuite d'identifier le problème qui maximise les probabilités a posteriori. Toutefois, nous n'avons pas développé cette solution pour pouvoir l'évaluer et la valider. Nous proposons donc comme perspective d'approfondir l'étude de cette étape de la procédure de décisions didactiques en vérifiant la pertinence et la complétude de la solution que nous avons proposée, ou bien en cherchant, pour représenter ce choix, une autre solution fiable et appropriée. Comme par exemple un algorithme qui se base sur des règles heuristiques pour sélectionner un problème parmi un ensemble classifié de familles de problèmes ou bien utiliser l'approche de la théorie de la décision comme par exemple dans le travail de [Muldner et Conati 2007].

3.1.2. La dimension historique

Dans la version actuelle du modèle, nous n'intégrons pas la dimension historique. Le modèle produit des rétroactions à partir d'un état donné de connaissance de l'apprenant sans prendre en compte l'historique des rétroactions déjà produites avec cet apprenant. Cependant, la dimension historique est prise en compte, au niveau du diagnostic, par l'évolution des valeurs des probabilités au fur et à mesure des actions de l'apprenant. Nous proposons donc d'étudier l'intégration de cette dimension aussi au niveau de notre modèle. Par exemple l'intégration de la dimension historique au niveau du choix de la cible peut se faire en ajoutant dans le diagramme d'influence un ou plusieurs nœuds qui représentent les cibles déjà sélectionnées par le modèle ; puis en étudiant leur influence sur la sélection de la prochaine cible afin de l'exprimer dans la fonction d'utilité. Cette dimension peut également être intégrée au niveau du choix de la forme de rétroaction pour les rétroactions séquentielles, en favorisant la sélection de plusieurs formes et l'identification de leur ordre d'exécution. Il faut aussi étudier l'influence du choix d'une rétroaction séquentielle sur la sélection de la prochaine cible.

3.1.3. La connaissance gestuelle

Comme présenté dans le chapitre I (paragraphe I-2.2), il existe un troisième type de connaissance chirurgicale, qui représente la partie perceptivo-gestuelle. Dans une suite du projet TELEOS, labellisé par l'ANR (Agence Nationale de la Recherche), un travail d'extraction et de modélisation de ce type de connaissance est en cours. Nous proposons donc de prendre en compte la connaissance gestuelle dans notre modèle. Par exemple, au niveau du calcul de l'utilité d'apprentissage, et en particulier dans l'équation qui définit l'utilité de type Utype, il est possible d'ajouter une troisième option « *si l'élément est gestuel* » et de lui attribuer une valeur d'utilité issue des hypothèses didactiques concernant l'apprentissage de ce type de connaissance. Par exemple, si les hypothèses disent « *qu'un élément de type gestuel doit être ciblé pour la rétroaction en priorité par rapport à un élément empirique* » et « *qu'un élément de type déclaratif doit être ciblé en priorité par rapport à un élément gestuel* », alors la valeur d'utilité associée au type gestuel dans l'équation doit être supérieure à celle du type empirique et inférieure à celle du type déclaratif. Au niveau du choix de la forme il est également possible d'intégrer ce type de connaissance et d'ajouter les supports informatiques appropriés. Il faut aussi vérifier s'il existe des nouvelles caractéristiques liées à ces connaissances et qui influencent la décision afin de les représenter dans le modèle.

3.2. Au niveau de l'amélioration de la performance du modèle

3.2.1. Le niveau de granularité de connaissance

Le choix de la cible dans notre modèle consiste à sélectionner un ou plusieurs éléments de connaissance qui doivent être visés par la rétroaction. Dans notre conception, les éléments candidats comme cible sont tous les éléments diagnostiqués dans l'espace de connaissances et qui représentent les entrées. Le niveau de granularité des connaissances sorties du modèle est le même que celui des entrées qui sont, dans notre implémentation, les contrôles au sens du modèle ckç [Balacheff 1995]. Cependant, lors de l'application des scénarios d'usage, nous avons constaté que les rétroactions recommandées par l'expert ciblent plutôt des rassemblements de contrôles. Pour produire des rétroactions plus significatives, le niveau de granularité de la cible doit être plus élevé que celui des contrôles.

Dans le modèle ckç les conceptions ont un niveau de granularité plus élevé que les contrôles. En effet, une conception rassemble des éléments de connaissance plus fins comme les contrôles, les problèmes et les opérateurs. Cependant, si les cibles seront représentées par des conceptions, il peut y en résulter une perte d'informations au niveau de la prise de décision. Nous proposons donc comme perspective d'étudier le niveau de granularité des connaissances qui donne les résultats les plus significatifs dans le modèle. Evoquons brièvement une piste de solution à étudier plus profondément.

Nous proposons d'appliquer la sélection de la cible en deux niveaux en ajoutant une étape de traitement sur les résultats du choix de la cible avant d'appliquer la suite de la procédure de prise de décisions. Plus précisément, nous proposons d'établir des liens entre les contrôles et de les rassembler selon des critères issues de l'analyse didactique afin de représenter des éléments de connaissance, tels que les conceptions dans le sens du modèle ckç [Balacheff 1995], d'un niveau de granularité plus élevé que celui des contrôles. Nous proposons ensuite d'analyser les utilités estimées calculées pour ces contrôles afin de sélectionner comme cible des éléments d'un niveau plus élevé, qui peuvent être par exemple les conceptions. La figure (1) montre un exemple de représentation du choix de la cible en deux niveaux : d'abord au niveau des contrôles en haut de la figure, puis au niveau des conceptions en bas de la figure.

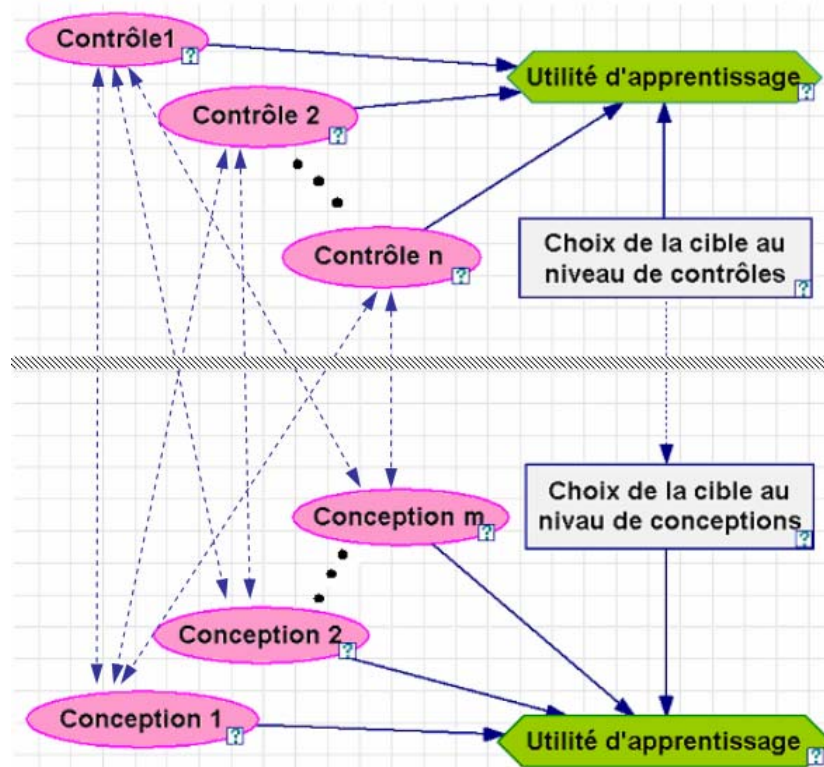


Figure VIII- 1: Un exemple de la représentation d'une couche supplémentaire pour la décision de cible au niveau des conceptions.

Dans l'exemple de la figure (1), nous avons proposé d'utiliser les conceptions comme éléments du deuxième niveau. Néanmoins, il faudra bien vérifier que ce niveau de granularité n'entraîne pas de perte d'informations pour la suite des décisions, sinon il faudra que les éléments du deuxième niveau soient d'un niveau de granularité moins élevé que celui des conceptions.

3.2.2. L'apprentissage automatique des paramètres du modèle

Comme présenté dans le chapitre précédent (paragraphe VII-2.2), le comportement de notre modèle est sensible aux paramétrages et il est donc important d'appliquer un bon paramétrage pour avoir des bonnes décisions. Pour cela, nous proposons d'utiliser des méthodes d'apprentissage automatique de paramètres à partir d'un nombre significatif de paires « diagnostic, rétroactions recommandées ». Ces méthodes visent à trouver le meilleur jeu de paramètres qui permet au modèle de produire les rétroactions relativement aux diagnostics pour tout l'ensemble des paires.

Les données de ces paires sont semblables à celles des scénarios d'usage utilisés lors de notre validation. Ainsi, les données concernant le diagnostic doivent être complètes, même si elles ne sont pas précises. Il faut associer à chaque élément de connaissance une distribution probabiliste entre les trois états. Puis le paramétrage doit s'adapter au niveau de précision des données, à condition que, dans l'ensemble de toutes les paires, la description du diagnostic ait le même niveau de précision. En plus, pour avoir un paramétrage efficace, il faut que ces paires couvrent tous les cas possibles, comme par exemple : le cas où tous les éléments sont dans le même état, le cas où ils ont tous dans l'état mise en jeu valide, etc.

Par ailleurs, dans notre modèle il existe un grand nombre de paramètres. Pour que les méthodes d'apprentissage automatiques soient applicables, il faut définir sous forme des contraintes toutes les relations possibles entre les paramètres. Par exemple, si on est certain que l'état MJIV est préférable à l'état MJV pour le choix de la cible, alors on définit la

contrainte $\text{Par}(\text{etatMJIV}) > \text{Par}(\text{etatMJV})$; si on est certain que l'ordre de l'élément domine sa nature pour le choix de la cible, alors on définit la contrainte $\gamma.\text{maxUordre} > \delta.\text{maxUnature}$, etc. Les méthodes d'apprentissage automatiques cherchent ensuite les bonnes valeurs des paramètres en utilisant ces contraintes.

3.2.3. L'optimisation du calcul

Comme présenté dans le paragraphe 2.3.1, le point faible de notre modèle est la complexité du calcul. Nous proposons donc pour l'optimisation du calcul d'étudier la possibilité de regrouper les éléments de connaissance selon des critères issus de l'analyse didactique, puis d'effectuer la sélection de la cible en deux étapes. Dans la première étape, le modèle crée pour chaque groupe un diagramme d'influence pour choisir une cible parmi les éléments du groupe. Dans la deuxième étape, les cibles de tous les groupes deviennent à nouveau des candidates pour la sélection d'une cible finale. La figure (2) présente cette idée.

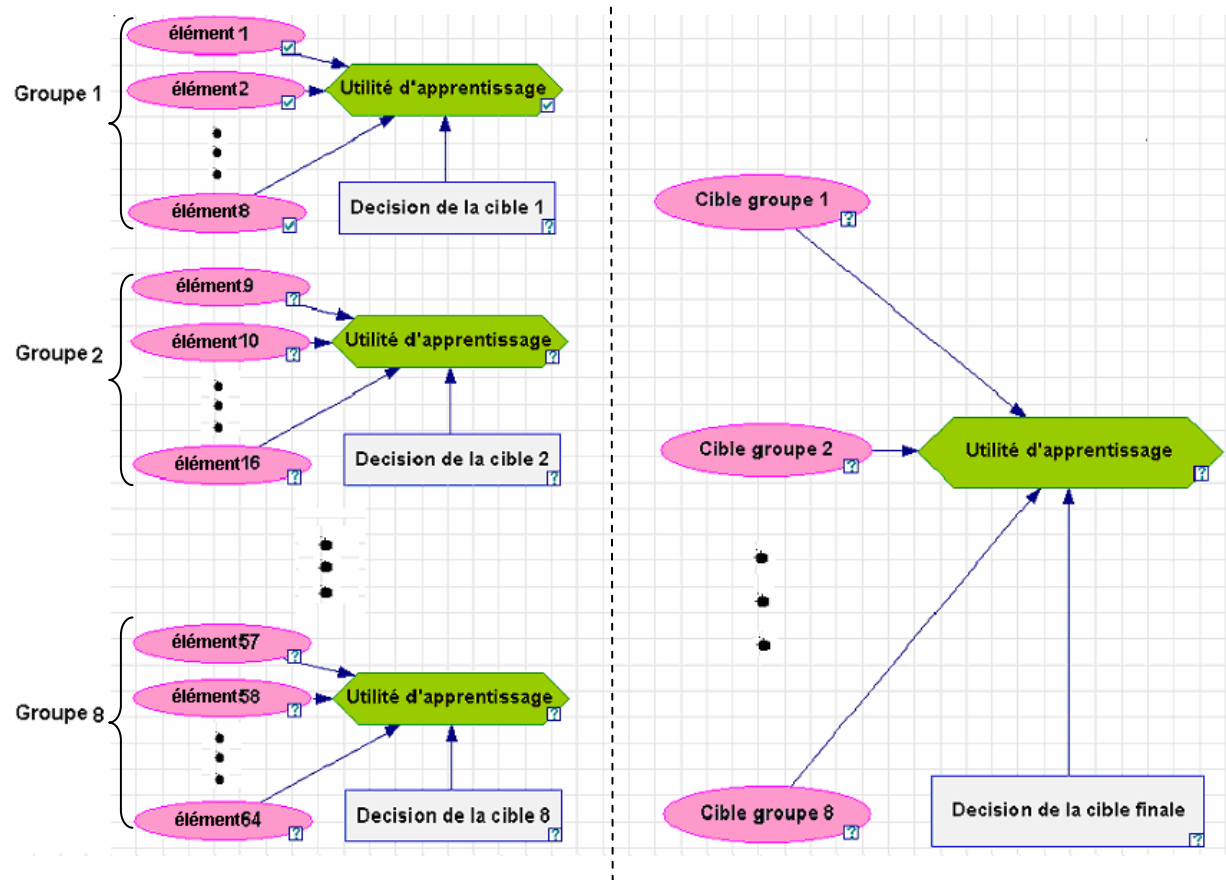


Figure VIII- 2 : Une idée d'optimisation du calcul en sélectionnant la cible en deux étapes.

Dans l'exemple présenté dans la figure (2), dans une première étape, nous avons rassemblé 64 éléments en 8 groupes de 8 éléments, puis dans une deuxième étape, les cibles de ces groupes forment le groupe final. Dans l'ensemble, il y aura donc 9 tableaux de dimension 8×38 à initialiser, au lieu d'un unique tableau de 64×364 . Dans le cas d'un grand nombre d'éléments de connaissance, cette solution permet de réduire considérablement la mémoire utilisée ainsi que les temps de l'inférence. Cependant, elle peut entraîner une perte d'informations pour la suite des décisions. Par exemple, si les éléments dans le groupe « 1 » sont probablement dans l'état MJV (probabilités MJV > 60%) et ceux du groupe « 2 » sont probablement dans l'état MJIV (probabilités MJIV > 60%), alors pour l'hypothèse didactique « il est plus important de cibler un élément dans l'état MJIV qu'un élément dans l'état MJV », la cible de groupe « 2 » sera l'élément qui a la probabilité MJIV la plus élevée parmi les

autres éléments du groupe. La cible du groupe « 1 » sera l'élément qui a la probabilité MJV la plus faible parmi les autres éléments du groupe. Cependant la cible du groupe « 1 » est probablement dans l'état « MJV », et dans la deuxième étape, elle sera à nouveau un candidat à la sélection pour la cible finale avec la cible du groupe « 2 ». Il en résulte une perte d'informations concernant les autres éléments de groupe « 2 » qui sont tous plus importants que ceux du groupe « 1 ». Toutefois, cette solution peut être efficace si l'objectif est de sélectionner comme cible seulement l'élément optimal.

Nous proposons également pour optimiser l'algorithme d'initialisation, de diminuer le nombre des paramètres et de redéfinir l'algorithme de remplissage du tableau d'utilité. Comme présenté préalablement (paragraphe 2.2.2), pour initialiser le calcul de l'utilité d'état nous utilisons neuf paramètres. Cependant, lors de la mise en pratique du modèle, dans notre questionnaire (paragraphe VII-3.1), il est nécessaire de définir seulement les valeurs de trois paramètres, et les autres sont calculés à partir de ces trois valeurs. Il est donc possible de redéfinir l'algorithme de remplissage du tableau d'utilité en se basant, pour le calcul de l'utilité d'état, seulement sur trois paramètres au lieu de neuf. Néanmoins, il faudra bien vérifier que ces trois paramètres sont suffisants pour représenter toutes les hypothèses didactiques nécessaires pour ce calcul.

3.2.4. La redéfinition de la fonction d'utilité d'apprentissage

Dans notre modèle, nous avons basé la définition de la fonction d'utilité sur l'hypothèse de l'indépendance entre les facteurs qui influencent le choix de la cible. Dans cette hypothèse notre fonction d'utilité est une expression multi-attributs additive par rapports aux facteurs. Cependant, lors du paramétrage des hypothèses didactiques, l'expert a établi des relations d'interdépendance entre ces facteurs. Nous proposons donc d'étudier, au niveau didactique, l'interdépendance entre les facteurs du choix de cible, et, au niveau informatique, de redéfinir la fonction d'utilité sous forme d'une expression multilinéaire afin de représenter cette interdépendance. Il faudra ensuite vérifier, du point de vue de l'apprentissage, l'efficacité des décisions didactiques prises par le modèle avec la nouvelle fonction d'utilité. Par exemple, si on a l'hypothèse didactique « *il est plus important de cibler un élément empirique dans l'état PMJ qu'un élément déclaratif dans l'état PMJ* » et « *il est plus important de cibler un élément déclaratif dans l'état MJIV qu'un élément empirique dans l'état MJIV* », dans ce cas l'utilité d'apprentissage ne peut pas être une expression additive entre l'utilité d'état U_{etat} et l'utilité du type U_{type} . En effet, si on considère que $U_{type}(declaratif) > U_{type}(empirique)$, dans ce cas la deuxième hypothèse sera respectée mais pas la première, et dans le cas inverse $U_{type}(declaratif) < U_{type}(empirique)$, la première hypothèse sera respectée mais pas la deuxième. Il faut donc trouver une expression multilinéaire qui représente bien cette interdépendance.

3.2.5. L'ajustement de la sensibilité du modèle

Dans notre validation, nous avons montré la sensibilité de notre modèle aux petites modifications des probabilités, et signalé qu'en conséquence les résultats de diagnostic devaient être précis. Cependant, comme présenté dans le chapitre VI (paragraphe VI-4), il est possible d'ajuster la sensibilité du calcul par le paramétrage des priorités ainsi que par la définition d'un intervalle de valeurs pour la sélection de la cible. Nous proposons donc d'étudier, du point de vue de l'apprentissage, les conséquences de l'ajustement de la sensibilité sur l'efficacité des rétroactions produites par le modèle, et ceci en fonction du niveau de précision des résultats du diagnostic.

3.3. Au niveau de l'environnement

3.3.1. La validation globale

Les objectifs de la validation effectuée dans le chapitre (VII) sont : (1) d'évaluer, du point de vue informatique, la cohérence du comportement de notre modèle et (2) d'évaluer la pertinence des décisions prises dans le modèle par rapport à l'état de connaissance de l'apprenant. Nous avons utilisé des données simulées et des scénarios d'usage prédéfinis, pour réaliser ces évaluations. Comme perspective, nous proposons d'effectuer une validation du modèle du point de vue de l'apprentissage humain, pour évaluer si les rétroactions produites par le modèle permettent d'améliorer l'apprentissage de la formation professionnelle. Cela exige une validation globale au niveau de l'ensemble de l'environnement, et peut être effectué en menant des expérimentations de l'utilisation de l'environnement par des apprenants en chirurgie. Cependant, une validation globale dans l'environnement d'apprentissage nécessite que tous les agents de l'environnement soient au préalable complètement construits et validés individuellement.

3.3.2. La réutilisation du modèle dans d'autres domaines de formation professionnelle

Notre cas d'étude est TELEOS, un environnement pour l'apprentissage de la chirurgie orthopédique. D'un point de vue plus général, nous nous situons dans le cadre des environnements pour l'apprentissage dans la formation professionnelle où la résolution d'un problème par l'apprenant exige la mobilisation de plusieurs types de connaissances : déclaratif, empirique et gestuel. Notre modèle peut être utilisable et bénéfique pour ce type d'environnements sous les conditions suivantes : (1) l'apprentissage dans l'environnement est encouragé par la production de rétroactions épistémiques (2) La production des rétroactions doit se faire en fonction d'un diagnostic de l'état des connaissances de l'apprenant pendant ses activités de résolution de problèmes.

Dans nos perspectives, nous proposons de réutiliser le modèle de prise de décision, ainsi que la méthodologie de la conception de l'environnement TELEOS, dans d'autres domaines où la description de l'activité professionnelle implique différents types de connaissances et de représentations, comme par exemple l'urologie, et le pilotage.

Références

A

[Anderson et al. 1990] Anderson, J.R., C.F. Boyle, A. Corbett, and M.W. Lewis. (1990). Cognitive modelling and intelligent tutoring. *Artificial Intelligence*, Vol. 42, pp 7-49.

[Arnauld 1662] Arnauld, A., 1662: *Logic, or, The Art of Thinking* ("The Port Royal Logic"), tr. J. Dickoff and P. James, Indianapolis: Bobbs-Merrill, 1964.

B

[Balacheff 1994] BALACHEFF N. Didactique et Intelligence Artificielle. *Recherches en didactique des mathématiques*, Volume 14/1.2. La Pensée Sauvage, 1994.

[Balacheff 1995] Balacheff, N. (1995), Conception, connaissance et concept. In : Grenier (ed) *Didactique et technologies cognitives en mathématiques, séminaires 1994-1995*. Grenoble : Université Joseph Fourier. ; pp. 219-44.

[Balacheff 1997] Balacheff N., Baron M., Desmoulins C., Grandbastien M., Vivet M. (1997) Conception d'environnements intercatifs d'apprentissage avec ordinateur. Tendances et perspectives. In: Pesty S., Siegel P. (eds.) *PRC-GDR Intelligence Artificielle* (pp.315-337). Paris: Hermès.

[Baulac et Giorgiutti 1992] Baulac Y., Giorgiutti I. (1992) Interaction micromonde/tuteur en géométrie. in Baron M.,Gras R., Nicaud J.-F. (eds) *Actes des deuxièmes journées de Cachan* (pp.11-18). Cachan : ENS Cachan

[Bisseret 1995] A. Bisseret, Représentation et décision experte – Psychologie cognitive de la décision, Toulouse, Octarès, 1995.

[Burton et Brown 1982] BURTON R.R., BROWN J.S., « An investigation of computer coaching for informal learning activities » *Intelligent Tutoring Systems*; D.Sleeman et J.S.Brown (eds), Academic Press, New York 1982, P. 79-98.

[Burton 1982] BURTON R.R. (1982) : *Diagnosing bugs in a simple procedural skill*. *Intelligent Tutoring Systems*, D. Sleeman D. & Brown J.S. eds, Academic Press, London, pp 157-184.

C

[Carbonell 1970] CARBONELL J.R. (1970) : AI in CAI : an artificial intelligence approach to computer assisted instruction. *IEEE Transactions on Man-Machine Systems*, vol 11, n° 4, pp. 190-202, 1970.

[Chieu et al. 2006] Chieu, V.M., 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.

[Conati et al. 1997] Conati, C., Gertner, A., VanLehn, K. and Druzdzel M. (1997) On-Line Student Modeling for Coached Problem Solving Using Bayesian Networks. In: Jameson, A., Paris, C. and Tasso, C. (Eds.) *User Modeling: Proceedings of the Sixth International Conference, UM97* (pp. 231-242). Vienna, New York: Springer Wien New York.

[Conati et al. 2002] 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.

[Cooper 1988] Cooper, Gregory F. (1988). A method for using belief networks as influence diagrams. *Proceedings of the Workshop on Uncertainty in Artificial Intelligence*, Minneapolis, Minnesota, 55-63.

[Cooper 1990] Cooper, Gregory F. (1990). The computational complexity of probabilistic inference using Bayesian belief networks. *Artificial Intelligence*, 42(2-3):393-405.

D

[Delorme 2005] Delorme F. (2005), Evaluation et modélisation automatiques des connaissances des apprenants à l'aide de cartes conceptuelles, Thèse de doctorat en informatique soutenue le 10 novembre 2005.

G

[Genest 2000] GENEST, D. (2000). Extension du modèle des graphes d'informations. Thèse de doctorat, Université Montpellier II.

[Gertner et al. 1998] Gertner A., Conati C., and VanLehn K. (1998). Procedural help in Andes: Generating hints using a Bayesian network student model. In *Proc. of the 5th National Conference on Artificial Intelligence (AAAI-98)*, MIT Press, pp. 106-111.

H

[Horvitz et al. 1995] Horvitz, E. and Barry, M., (1995) Display of Information for Time-Critical Decision Making. *Proceedings of the Eleventh Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*.

[Horvitz et Apacible 2003] E. Horvitz and J. Apacible. Learning and Reasoning about Interruption, *Proceedings of ICMI 2003, ACM International Conference on Multimodal Interfaces*, November 2003, Vancouver, Canada.

[Horvitz et al. 2003] 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.

J

[Jensen 1990] F. V. Jensen, S. L. Lauritzen, and K. G. Olesen. Bayesian updating in causal probabilistic networks by local computations. *Computational Statistics Quarterly*, 4:269--282, 1990.

K

[Kayser 1997] Kayser D. (1997), La représentation des connaissances, Hermès, Paris.

L

[Leary 2003] Leary Ph., Diagnostic et Reconnaissance des Formes, cours à ASI 5 - INSA de Rouen. Disponible sur le site : http://asi.insa-rouen.fr/enseignement/siteUV/dx_rdf/

[Luengo 1999] Luengo V. (1999), A Semi-Empirical Agent for learning mathematical proof. *Proceedings of Artificial Intelligence in education (AIED 99)*, Amsterdam : IO Press.

[Luengo et al. 2004] Luengo V., Mufti-Alchawafa D., Vadcard L (2004), The knowledge like the object of interaction in an orthopaedic surgery-learning environment, ITS 2004 7th International Conference on Intelligent Tutoring Systems, 30 août - 3 septembre 2004, Maceio, Brésil

[Luengo et Vadcard 2005] V. Luengo, L. Vadcard, 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. 2006a] Luengo V., Vadcard L., Balacheff N. (2006), Les EIAH à la lumière de la didactique, in Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain, coordonné par Grandbastien M., Labat J.M., Paris, Hermès, pp.45-66, ISBN 2-7462-1171-8.

[Luengo et al. 2006b] Luengo V., Vadcard L., Dubois M., Mufti-Alchawafa D. (2006), TELEOS - de l'analyse de l'activité professionnelle à la formalisation des connaissances pour un environnement d'apprentissage, 17èmes Journées Francophones d'ingénierie des

M

[Marks 2004] Marks R., Decision Analysis : Games Against Nature, Strategic Game Theory for Managerscours. Cours disponible sur le site: <http://www.agsm.edu.au/~bobm/teaching/SGTM/id.pdf>

[Mayo et Mitrovic 2000] Mayo M. and Mitrovic A. (2000). Using a Probabilistic Student Model to Control Problem Difficulty. In Gauthier G., Frasson C., and VanLehn K. (Eds.), Proc. of 5th International Conference on Intelligent Tutoring Systems, Springer-Verlag, pp. 524-533

[Mayo et Mitrovic 2001] Mayo, M., & Mitrovic, A. (2001). Optimising ITS behaviour with bayesian networks and decision theory. International Journal of Artificial Intelligence in Education, 12, 124--153.

[Millán et. al. 2000] Millán E., Pérez-de-la-Cruz J., and Suárez E. (2000). Adaptive Bayesian Networks for Multilevel Student Modelling. In Gauthier G., Frasson C., and VanLehn K. (Eds.), Proc. Of 5th International Conference on Intelligent Tutoring Systems, Springer-Verlag, pp. 534- 543.

[Mufti-Alchawafa et al. 2004] Mufti-Alchawafa D., Luengo V., Vadcard L. (2004), Architecture d'un environnement d'aide à l'apprentissage de la chirurgie orthopédique, Conférence des Technologies de l'Information et de la Connaissance dans l'Enseignement Supérieur et l'Industrie, TICE 2004, 20-22 octobre 2004, Compiègne, France

[Mufti-Alchawafa 2006] Mufti-Alchawafa D., « La représentation informatique de la prise de décision didactique » In : RJC-EIAH 2006 Premières Rencontres Jeunes-Chercheurs sur les EIAH, 11-12 Mai 2006, Evry, France.

[Mufti-Alchawafa et al. 2007] Mufti Alchawafa D., Luengo V., Vadcard L. Un modèle informatique pour la production de rétroactions épistémiques. L'exemple d'un environnement d'apprentissage en chirurgie, EIAH 2007, Lausanne, Juin 2007.

[Mufti-Alchawafa et Luengo 2008] Mufti Alchawafa D., Luengo V., « A decision-making process to produce adaptive feedback in learning environments for professional domains ». In : ICHSL'6 : IEEE 6th International Conference on Human System Learning, Toulouse, 14-16 Mai 2008.

[Muldner et Conati 2007] Muldner K., Conati C., « Evaluating a Decision-Theoretic Approach to Tailored Example Selection ». IJCAI 2007: 483-488

[Murphy 2007] Software Packages for Graphical Models / Bayesian Networks. Disponible sur le site: <http://www.cs.ubc.ca/~murphyk/Software/bnsoft.html>

[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.

N

[Naïm et al. 2002] Naïm, P., Wuillemain, P.H., Leray, P., Pourret, O., Becker, A., Réseaux Bayésiens, Paris, Eyrolles, 2002.

[Nicaud et al. 2004] NICAUD J.F., BOUHINEAU D., CHAACHOUA H. (2004) Mixing Microworld and CAS Features for Building Computer Systems that Help Students to Learn Algebra. International Journal of Computers for Mathematical Learning. Vol. 9, p169-211. Kluwer Academic Publisher.

O

[Ohlson 1994] Ohlson S. (1994), Constraint-based student modelling, in Greer J.E. & Mac Caller I. (eds), Student Modelling: the key to individualized knowledge-based instruction, NATO ASI Series F vol. 125, Springer Verlag

P

[Papert 1980] PAPERT S. (1980) : Mindstorms : children, computers, and powerful ideas. Basic Books, New York, 1980.

[Pearl 1988] J. Pearl. Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference. Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, 1988.

[Perez 2005] Perez, L. (2005). Remarques et conseils sur l'utilisation de la plateforme JADE, Rapport du stage d'été au CLIPS-IMAG.

[Plaisance et Vergnaud 1999] Plaisance E., Vergnaud G., (1999), « Les Sciences de l'Education », 2^e édition, Editions la découverte, Paris.

[Py 1996] Py D., « Aide à la démonstration en géométrie : le projet Mentoniez », Sciences et Techniques Educatives, vol, 3, no 2, Hermès, paris, 1996, P. 227-256.

[Py 1998] Py D., « Quelques méthodes d'intelligence artificielle pour la modélisation de l'élève ». Sciences et Techniques Educatives, vol 5, n°2, 1998.

R

[Reye 1998] Reye J. (1998). Two-Phase Updating of Student Models Based on Dynamic Belief Networks. In Goettle B., Halff H., Redfield C., and Shute V. (Eds.) Proc. of the 4th International Conference on Intelligent Tutoring Systems, Springer-Verlag, pp. 274-283.

[Renaudie 2005] Renaudie D., (2005), Méthodes d'apprentissage automatique pour la modélisation de l'élève en algèbre, Thèse de doctorat en informatique soutenue le 14 Janvier 2005

[Russell et Norvig 2006] Stuart Russell and Peter Norvig, Intelligence artificielle, 2e édition. (French translation of Artificial Intelligence: A Modern Approach, second edition.) Paris: Pearson Education France, 2006.

S

[Self 1995] Self J.A., Computational mathematics: towards a science of computer based learning system design. Computer Based Learning Unit, University of Leeds, 1995. <http://cbl.leeds.ac.uk/~jas/cm.html>

[Shachter et Peot 1992] Shachter, Ross D. & Mark A. Peot (1992). Decision making using probabilistic inference methods. In Proceedings of the Eighth Annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI-92), Morgan Kaufmann Publishers: San Francisco, CA, pages 276-283.

[Shortliffe 1974] Shortliffe, E. H. (1974). MYCIN: A Rule-Based Computer Program for Advising Physicians Regarding Antimicrobial Therapy Selection. PhD thesis, Stanford Artificial Intelligence Laboratory, Stanford, CA.

[Sidhom 2007] Sahbi SIDHOM, approches de représentation des connaissances : classification, thésaurus, ontologie, cours pour la Licence L2 à Nancy 2. Disponible sur le site: [http://www.loria.fr/~ssidhom/COURS_0607/ue404_L2-doc/cours_2_ue404a\(L2-doc-0607\).ppt](http://www.loria.fr/~ssidhom/COURS_0607/ue404_L2-doc/cours_2_ue404a(L2-doc-0607).ppt)

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

T

[Tchounikine 2002] Tchounikine P., Pour une ingénierie des Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain. Revue I3, 2, p. 59-95, 2002.

V

[Vadcard 2003] Vadcard L. (2003), Final version of the VOEU pedagogical strategy, rapport de recherche final (n°35.07) du projet VOEU (IST 1999-13079).

[Vadcard et Luengo 2005a] 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.

[Vadcard et Luengo 2005b] Vadcard L., Luengo V., Interdisciplinary approach for the design of a learning environment. E-Learn 2005--World Conference on E-Learning in Corporate, Government, Healthcare, and Higher Education, Vancouver, Canada, October 2005.

[VanLehn et al. 2005] VanLehn, K., Lynch, C., Schulze, K., Shapiro, J.A., Shelby, R., Taylor, L., Treacy, D., Weinstein, A., and Wintersgill, M. (2005). The Andes Physics Tutoring System: Lessons Learned. International Journal of Artificial Intelligence and Education, 15 (3).

[Vergnaud 1990] Vergnaud, G. (1990) La théorie des champs conceptuels, Recherches en Didactique des Mathématiques, vol. 10. n° 23, pp. 133-170.

W

[Webber et Pesty 2002] Webber, C., Pesty, S. (2002), Emergence de diagnostic par formation de coalitions - Application au diagnostic des conceptions d'un apprenant. In: Journées Francophones pour l'Intelligence Artificielle Distribuée et les Systèmes Multi-Agents 2002. J.P.Muller(ed), Hermes, Lille.

[Wenger 1987] Wenger E., Artificial Intelligence and Tutoring Systems, Morgan Kaufman Pub., 1987.

Annexes

Annexe 1 : La création de la matrice de coefficients

Annexe 2 : Les connaissances modélisées

Annexe 3 : Le questionnaire pour le paramétrage

Annexe 4 : Le test effectué pour évaluer le modèle par rapport à des scénarios d'usage

Annexe 5 : Les tests effectués pour la validation informatique du modèle

Annexe 1 : La création de la matrice de coefficients

La matrice de coefficients est un tableau de dimension 3×3^n , où n est le nombre des éléments de connaissance. La première dimension représente les trois états possibles pour le candidat c (MJV, MJIV, PMJ) et la deuxième dimension représente les combinaisons possibles des trois états (MJV, MJIV, PMJ) pour n éléments. Par exemple, le tableau ci-dessous représente la matrice de coefficients pour deux éléments e_1 et e_2 .

e_1		MJV			MJIV			PMJ			Ligne
e_2		MJV	MJIV	PMJ	MJV	MJIV	PMJ	MJV	MJIV	PMJ	
c	MJV	2	1	1	1	0	0	1	0	0	1
	MJIV	0	1	0	1	2	1	0	1	0	2
	PMJ	0	0	1	0	0	1	1	1	2	3
Colonne		1	2	3	4	5	6	7	8	9	

Chaque case dans ce tableau représente la fréquence de l'état associé à la ligne dans la combinaison des états de la colonne correspondante. Par exemple, la case $[2, 4] = 1$, parce que l'état de c dans la ligne « 2 » est MJIV et que dans la combinaison de la colonne « 4 » l'état MJIV apparaît une seule fois pour e_2 .

Ainsi, si l'ordre des états est toujours le même pour tous les éléments e ainsi que pour le candidat c (MJV, puis MJIV, et puis PMJ), il est possible de calculer ce tableau en fonction du nombre des éléments n . Par exemple :

Pour $n = 1$:

```
1 0 0
0 1 0
0 0 1
```

Pour $n = 2$:

```
2 1 1 | 1 0 0 | 1 0 0
0 1 0 | 1 2 1 | 0 1 0
0 0 1 | 0 0 1 | 1 1 2
```

Pour $n = 3$:

```
3 2 2 | 2 1 1 | 2 1 1 | 2 1 1 | 1 0 0 | 1 0 0 || 2 1 1 | 1 0 0 | 1 0 0
0 1 0 | 1 2 1 | 0 1 0 | 1 2 1 | 2 3 2 | 1 2 1 | 0 1 0 | 1 2 1 | 0 1 0
0 0 1 | 0 0 1 | 1 1 2 | 0 0 1 | 0 0 1 | 1 1 2 || 1 1 2 | 1 1 2 | 2 2 3
```

Pour $n = 4$:

```
4 3 3 | 3 2 2 | 3 2 2 || 3 2 2 | 2 1 1 | 2 1 1 || 3 2 2 | 2 1 1 | 2 1 1 |||
0 1 0 | 1 2 1 | 0 1 0 | 1 2 1 | 2 3 2 | 1 2 1 || 0 1 0 | 1 2 1 | 0 1 0 |||
0 0 1 | 0 0 1 | 1 1 2 | 0 0 1 | 0 0 1 | 1 1 2 || 1 1 2 | 1 1 2 | 2 2 3 |||
```

$$\begin{array}{cccc|cccc|cccc|cccc|cccc|cccc|cccc|cccc}
 3 & 2 & 2 & 2 & 1 & 1 & 2 & 1 & 1 & 2 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 2 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 2 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\
 1 & 2 & 1 & 2 & 3 & 2 & 1 & 2 & 1 & 2 & 3 & 2 & 3 & 4 & 3 & 2 & 3 & 2 & 1 & 2 & 1 & 2 & 3 & 2 & 1 & 2 & 1 & 2 & 3 & 2 & 1 & 2 & 1 & 2 & 1 & 2 & 1 \\
 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 2 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 2 & 1 & 1 & 2 & 1 & 1 & 2 & 2 & 2 & 3 & 2 & 2 & 3 & 2 & 2 & 3 & 2 & 2 & 3
 \end{array}$$

$$\begin{array}{cccc|cccc|cccc|cccc|cccc|cccc|cccc|cccc}
 3 & 2 & 2 & 2 & 1 & 1 & 2 & 1 & 1 & 2 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 2 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 2 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\
 0 & 1 & 0 & 1 & 2 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 2 & 1 & 2 & 3 & 2 & 1 & 2 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 2 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 2 & 1 & 0 & 1 & 0 \\
 1 & 1 & 2 & 1 & 1 & 2 & 2 & 2 & 3 & 1 & 1 & 2 & 1 & 1 & 2 & 2 & 2 & 3 & 2 & 2 & 3 & 2 & 2 & 3 & 2 & 2 & 3 & 2 & 2 & 3 & 2 & 2 & 3 & 3 & 3 & 4
 \end{array}$$

Nous présentons maintenant l’algorithme qui crée ce tableau pour l’exemple de n=3 :

1. D’abord on crée la matrice de coefficients pour n=1 de dimension 3x3 :

1	1	0	0
2	0	1	0
3	0	0	1
	1	2	3

2. Puis pour n = 2,

2.1. On crée d’abord un tableau de dimension 3x9 et on remplit chaque tiers de ce tableau par la matrice de coefficient de n=1 :

1	1	0	0	1	0	0	1	0	0
2	0	1	0	0	1	0	0	1	0
3	0	0	1	0	0	1	0	0	1
	1	2	3	4	5	6	7	8	9

2.2. Puis on ajoute « 1 » à : (1) les valeurs de la première ligne dans le premier tiers du tableau, (2) celles de la deuxième ligne dans le deuxième tiers et (3) celles de la troisième ligne dans le troisième tiers :

1	2	1	1	1	0	0	1	0	0
2	0	1	0	1	2	1	0	1	0
3	0	0	1	0	0	1	1	1	2
	1	2	3	4	5	6	7	8	9

3. Puis pour n = 3,

3.1. On crée d’abord un tableau de dimension 3x27 et on remplit chaque tiers de ce tableau par la matrice de coefficient de n=2 :

1	2	1	1	1	0	0	1	0	0	2	1	1	1	0	0	1	0	0	2	1	1	1	0	0	1	0	0
2	0	1	0	1	2	1	0	1	0	0	1	0	1	2	1	0	1	0	0	1	0	1	2	1	0	1	0
3	0	0	1	0	0	1	1	1	2	0	0	1	0	0	1	1	1	2	0	0	1	0	0	1	1	1	2
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27

3.2. Puis on ajoute « 1 » à : (1) les valeurs de la première ligne dans le premier tiers du tableau, (2) celles de la deuxième ligne dans le deuxième tiers et (3) celles de la troisième ligne dans le troisième tiers :

1	3	2	2	2	1	1	2	1	1	2	1	1	1	0	0	1	0	0	2	1	1	1	0	0	1	0	0
2	0	1	0	1	2	1	0	1	0	1	2	1	2	3	2	1	2	1	0	1	0	1	2	1	0	1	0
3	0	0	1	0	0	1	1	1	2	0	0	1	0	0	1	1	1	2	1	1	2	1	1	2	2	2	3
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27

Le code Java de cet algorithme est :

```

/** fonction de création de tableau de coefficients
public int[][] Coefficient(int n)
{
    // Calculer la dimension du tableau d
    int d = (int) Math.pow(3.0,(double)n);
    int[][] coeff= new int [3][d];

    // Initialiser le tableau de coefficients par 0
    Arrays.fill(coeff[0], (int)0);
    Arrays.fill(coeff[1], (int)0);
    Arrays.fill(coeff[2], (int)0);

    // Remplir le tableau pour un seul élément
    coeff[0][0]= coeff[1][1]= coeff[2][2]= 1;

    for(int i=1; i<n ; i++)
    {
        // Calculer la dimension du tiers it pour le nombre i
        d'éléments
        int it = (int) Math.pow(3.0,(double)i);

        // Remplir les deux autres tiers par les mêmes valeurs du
        premier tiers
        for(int h=0; h<3; h++)
        {
            System.arraycopy(coeff[h], 0, coeff[h], it, it);
            System.arraycopy(coeff[h], 0, coeff[h], 2*it, it);
        }
        // Ajouter les 1 pour remplir le tableau de coefficient
        for(int k=0; k<it; k++)
        {
            coeff[0][k]++;
            coeff[1][it+k]++;
            coeff[2][2*it+k]++;
        }
    }
    return coeff;
}

```

Annexe 2 : Les connaissances modélisées

Les connaissances chirurgicales modélisées avec le modèle ckç sont organisées sous forme des tableaux. Nous présentons dans cette annexe la version³¹ de Mai 2006 que nous avons utilisé pour notre travail et qui est décrite par Lucile Vadcard (une spécialiste en didactique professionnelle).

1. L'ensemble des contrôles

Les contrôles en noire sur fond blanc sont du type déclaratif, et ceux qui sont en rouge sur fond gris sont du type empirique.

<p>CONTROLES "RADIO"</p> <p>Validation des incidences (indépendamment de la broche)</p> <p>Σ3 : si la radio est un bon inlet, alors on doit voir les 2 arcs postérieurs S1 et L5</p> <p>Σ4 : si la radio est un bon inlet, alors on doit voir les 2 corps vertébraux S1 et L5 de manière concentrique</p> <p>Σ5 : si la radio est un bon profil, alors les projections des deux grandes échancrure ischiatiques doivent être superposées</p> <p>Σ6 : si la radio est un bon outlet, alors on doit voir le plateau sacré</p> <p>Σ6bis : si la radio est un bon outlet, alors on doit voir les premiers trous sacrés</p> <p>Σ42 : si la radio est une bonne radio de face, alors on doit distinguer le plateau sacré et le premiers trous sacrés de manière symétrique</p> <p>Validation des incidences pour la validation de la position de la broche</p> <p>Σ3bis : si la radio est un bon inlet, alors on doit voir le bord antérieur du sacrum</p> <p>Σ3ter : si la radio est un bon inlet, alors on doit voir l'articulation</p> <p>Σ5bis : si la radio est un bon profil, alors les lignes condensées représentant les articulations des ailes iliaques doivent être superposées <i>[ce critère est surtout important pour valider la position mais le critère des échancrures suffit pour valider]</i></p> <p>Couplage des radios inlet et outlet</p> <p>Σ92: Si la broche est correctement positionnée sur l'inlet alors la trajectoire n'est pas forcément valide (inlet=projection de la position de la broche selon le plan inlet / l'inlet seul ne rend pas compte de la position de la broche dans le volume)</p> <p>Σ93: Si la broche est correctement positionnée sur l'outlet alors la trajectoire n'est pas forcément valide (outlet=projection de la position de la broche selon le plan outlet / l'outlet seul ne rend pas compte de la position de la broche dans le volume)</p> <p>CONTROLES "TRAJECTOIRE"</p> <p>Validation du point d'entrée</p> <p>Σ1 : si les repères cutanés tracés sont les projections du sacrum, alors le point d'entrée cutané se situe dans le quadrant dorso-crânial</p> <p>Σ1bis : si les repères cutanés tracés sont la verticale à partir de la crête iliaque antéro-supérieure et le prolongement de l'axe du fémur, alors le point d'entrée cutané se situe dans le quadrant dorso-caudal</p> <p>Σ2 : si les repères cutanés tracés sont les projections du sacrum, alors l'orientation de la broche doit être ventrale et caudale</p> <p>Σ12 : le point de contact osseux est décalé par rapport au point d'entrée cutané</p> <p>Σ13 : le décalage entre deux points d'entrée cutanés est plus petit que celui qu'il engendre au niveaux des points de contact osseux</p> <p>Σ80: si la lésion est une fracture du sacrum, on place la vis du côté de la naissance de la fracture</p> <p>Σ81: si la lésion est une disjonction pure, on place la vis du côté de la disjonction</p> <p>Validation de la position de la broche / critères visuels</p> <p>Σ7 : si la broche est bien positionnée, alors la pointe doit être en arrière des lignes condensées sur le profil</p> <p>Σ8 : si la broche est bien positionnée, alors la broche doit passer au dessus de la corticale antérieure de l'aileron sur l'inlet</p> <p>Σ9 : si la broche est bien positionnée, alors la broche doit passer en dessous du canal sacré sur l'inlet</p> <p>Σ10 : si la broche est bien positionnée, alors elle doit passer au-dessus du premier trou sacré sur l'outlet</p> <p>Σ11 : si la broche est bien positionnée, alors elle doit passer au-dessous de la corticale crâniale de l'aileron sur l'outlet</p> <p>Σ55 : Si la broche est bien positionnée, alors elle doit être située juste en arrière des lignes condensées et centrée dans S1 sur le profil</p> <p>Σ70 : Si la broche est bien positionnée, alors elle doit être réduite à un point sur le profil <i>[pour fracture]</i></p> <p>Σ71 : Si la broche est bien positionnée, alors elle doit être réduite à un court segment sur le profil <i>[pour disjonction]</i></p> <p>Σ66: Si la lésion est une fracture du sacrum, alors la vis doit être positionnée de manière horizontale dans le plan transversal <i>[visible sur inlet]</i></p> <p>Σ68: Si la lésion est une disjonction pure, alors la vis doit être positionnée perpendiculairement à l'articulation <i>[c'est la position la plus compressive/ilfaudrait accepter des variations mais pas trop]</i></p> <p>Σ62: la trajectoire doit être strictement intra-osseuse</p> <p>Validation position extrémité de la broche (à valider sur inlet final)</p> <p>Σ65: La vis doit dépasser la ligne médiane dans le corps de S1 d'environ 1 cm</p> <p>Σ30 : si la broche devait être extra-osseuse en étant poussée 1cm après la ligne médiane dans le corps de S1 alors la trajectoire peut être stoppée à la ligne médiane</p> <p>Σ67: si la broche devait être extra-osseuse, alors la trajectoire peut être stoppée dès que 1 cm de la vis est située dans le corps vertébral de S1 (dans le cas d'une disjonction)</p>
--

³¹ L'ensemble des tableaux de cette annexe constitue un document de travail, non finalisé, version de mai 2006

CONTROLES "ANATOMIE"**Validation de la position de la broche / critères anatomiques**

Σ8bis : si la broche passe en dessous de la corticale antérieure de l'aileron sur l'inlet, alors elle lèse le tronc lombo-sacré

Σ9bis : si la broche passe en dessus du canal sacré sur l'inlet, alors elle lèse les racines de S1 et la queue de cheval

Σ19 : si la broche est trop basse sur l'outlet alors elle risque de passer dans le premier trou sacré antérieur

Σ21 : si la broche est trop haute sur l'outlet alors elle risque de passer dans le canal sacré

Σ26 : Si la broche est orientée trop vers le bas sur l'inlet alors elle risque de léser le tronc lombo-sacré en pénétrant dans la fosse de Cunéo & Marcille

Σ27 : Si la broche est orientée trop vers le haut sur l'inlet alors elle risque de pénétrer dans le canal sacré

Σ47 : Si la broche est orientée trop vers le haut sur l'outlet alors elle risque de pénétrer dans le canal sacré

Σ48 : Si la broche est orientée trop vers le bas sur l'outlet alors elle risque de pénétrer dans les premiers trous sacrés

Σ38 : Si la broche est en avant des lignes condensées sur le profil alors elle risque de léser le tronc lombo sacré

Σ39 : Si la broche est trop en arrière des lignes condensées sur le profil alors elle risque de pénétrer dans le canal sacré

Σ45 : Si la broche est placée au dessus du niveau de S1 sur la radio de face alors elle risque de pénétrer dans le canal sacré

Σ46 : Si la broche est placée au dessous du niveau de S1 sur la radio de face alors elle risque de pénétrer dans les premiers trous sacrés

CONTROLES "CORRESPONDANCE"

Σ14 : si la broche est trop basse sur l'inlet, alors elle est trop ventrale (antérieure) sur le patient

Σ15 : si la broche est trop haute sur l'inlet, alors elle est trop dorsale (postérieure) sur le patient

Σ16 : si l'orientation de la broche risque de la faire sortir vers le canal sacré sur l'inlet (orientation trop postérieure), alors elle est orientée trop vers les pieds du patient (caudale)

Σ17 : si l'orientation de la broche risque de la faire sortir du sacrum sur l'inlet (orientation trop antérieure), alors elle est orientée trop vers la tête du patient (crâniale)

Σ18 : si la broche est trop basse sur l'outlet alors elle est trop caudale sur le patient

Σ20 : si la broche est trop haute sur l'outlet alors elle est trop crâniale sur le patient

Σ22 : si l'orientation de la broche risque de la faire sortir vers le canal sacré sur l'outlet, alors elle est orientée trop vers la tête du patient (crâniale)

Σ23 : si l'orientation de la broche risque de la faire sortir dans le premier trou sacré sur l'outlet, alors elle est orientée trop vers les pieds du patient (caudale)

Σ24 : Si la broche est orientée trop vers le bas sur l'inlet alors elle est orientée trop vers la tête du patient (crâniale)

Σ25 : Si la broche est orientée trop vers le haut sur l'inlet alors elle est orientée trop vers les pieds du patient (caudale)

Σ28 : Si la broche est orientée trop vers le bas sur l'outlet alors elle est orientée trop vers les pieds du patient (caudale)

Σ29 : Si la broche est orientée trop vers le haut sur l'outlet alors elle est orientée trop vers la tête du patient (crâniale)

Σ56 : Si la broche est en avant des lignes condensées sur le profil alors elle est trop ventrale sur le patient

Σ35 : Si la broche est trop en arrière des lignes condensées sur le profil alors elle est trop dorsale sur le patient

Σ36 : Si la broche est trop basse sur le profil alors elle est trop caudale sur le patient

Σ37 : Si la broche est trop haute sur le profil alors elle est trop crâniale sur le patient

Σ43 : Si la broche est trop haute sur la radio de face alors elle est trop crâniale sur le patient

Σ44 : Si la broche est trop basse sur la radio de face alors elle est trop caudale sur le patient

2. Les familles de problèmes en fonction des variables didactiques

Catégorie de problème

Variable Didactique		PA	PB	PC	PD	PE	PF	PG	PH	PI	PJ	PK	PL	PM
type fracture	fracture sacrum (FS)		X	X		X		X	X					
	disjonction pure (DP)	X			X		X							
qualité os	dense (HD)													
	normal (ND)	X	X	X	X			X	X					
	peu dense (LD)					X	X							
repères cutanés	projection sacrum (PS)	X	X	X	X	X	X	X	X					
	crête iliaque/fémur (CIF)													
	zones anat critiques (ZAC)													
énoncé	déterminer (DT)	X	X			X	X	X	X					
	valider (VT)			X	X									
qualité inlet	bon (BI)	X	X	X	X	X	X	X	X					
	mauvais (MI)													
qualité outlet	bon (BO)	X	X	X	X	X	X	X						
	mauvais (MO)								X					
qualité profil	bon (BP)	X	X	X	X	X	X		X					
	mauvais (MP)							X						
qualité face	bon (BF)	X	X	X	X	X	X	X	X					
	mauvais (MF)													

3. Les variables de situations

		PA	PB	PE	PF
Situation (états de P) - position broche sur radios	touche corticale antérieure de l'aileron / inlet	e1PA	e1PB	e1PE	e1PF
	touche tronc lombo sacré / inlet	e2PA	e2PB	e2PE	e2PF
	touche contour os / inlet	e3PA	e3PB	e3PE	e3PF
	touche racine S1 / inlet	e4PA	e4PB	e4PE	e4PF
	touche canal sacré / inlet	e5PA	e5PB	e5PE	e5PF
	touche corticale postérieure de l'aileron / inlet	e6PA	e6PB	e6PE	e6PF
	touche 1er trou sacré / outlet	e7PA	e7PB	e7PE	e7PF
	plus haut 1er trou sacré / outlet	e8PA	e8PB	e8PE	e8PF
	plus bas 1er trou sacré / outlet	e9PA	e9PB	e9PE	e9PF
	plus haut plateau sacré / outlet	e10PA	e10PB	e10PE	e10PF
	plus bas plateau sacré / outlet	e11PA	e11PB	e11PE	e11PF
	pointe touche ligne condensée / profil	e12PA	e12PB	e12PE	e12PF
	pointe en avant de la ligne condensée / profil	e13PA	e13PB	e13PE	e13PF
	pointe en arrière de la ligne condensée / profil	e14PA	e14PB	e14PE	e14PF
	pointe dans corps S1 / profil	e15PA	e15PB	e15PE	e15PF
	pointe plus haut que corps S1 / profil	e16PA	e16PB	e16PE	e16PF
	pointe plus bas que corps S1 / profil	e17PA	e17PB	e17PE	e17PF
	plus haut niveau plateau sacré / face	e18PA	e18PB	e18PE	e18PF
	plus bas niveau plateau sacré / face	e19PA	e19PB	e19PE	e19PF
	plus haut niveau trou sacré / face	e20PA	e20PB	e20PE	e20PF
	plus bas niveau trou sacré / face	e21PA	e21PB	e21PE	e21PF
	plus haut niveau trou sacré / face	e22PA	e22PB	e22PE	e22PF
	Situations (états de P) - position point extrémité / ligne médiane (en position finale)	Pointe sur ligne médiane	e23PA	e23PB	e23PE
Pointe moins d'1cm avant ligne médiane		e24PA	e24PB	e24PE	e24PF
Pointe plus d'1cm avant ligne médiane		e25PA	e25PB	e25PE	e25PF
Pointe moins d'1cm après ligne médiane		e26PA	e26PB	e26PE	e26PF
Pointe plus d'1cm après ligne médiane		e27PA	e27PB	e27PE	e27PF
Pointe dans corps S1		e28PA	e28PB	e28PE	e28PF
Prolongement pointe 1 cm après ligne médiane touche contour os		e29PA	e29PB	e29PE	e29PF
Longueur de la projection de la broche sur profil	Trajectoire extra-osseuse	e30PA	e30PB	e30PE	e30PF
		e31PA	e31PB	e31PE	e31PF

4. Les correspondance contrôles Σ , opérateurs R , problèmes P et situations de problème eP

4.1. Le problème PA

PA										
R	choisir 1er point entrée	choisir point entrée	choisir orientation 1ère trajectoire	choisir orientation	enfoncer	prendre profil	prendre inlet	prendre outlet	prendre face	choix vis
Σ										
$\Sigma 1$	X	X								
$\Sigma 2$			X	X						
$\Sigma 3$							X			
$\Sigma 3$ bis							X			
$\Sigma 3$ ter							X			
$\Sigma 4$							X			
$\Sigma 5$						X				
$\Sigma 5$ bis						X				
$\Sigma 6$								X		
$\Sigma 6$ bis								X		
$\Sigma 7$						X (e5PA, e6PA, e7PA, e8PA)				
$\Sigma 8$							X (e1PA, e2PA)			
$\Sigma 8$ bis								X (e3PA, e4PA)		
$\Sigma 9$							X (e1PA, e2PA)			
$\Sigma 9$ bis							X (e1PA, e2PA)			
$\Sigma 10$								X (e3PA, e4PA)		
$\Sigma 11$								X (e3PA, e4PA)		
$\Sigma 55$						X (e5PA, e6PA, e7PA, e8PA)				
$\Sigma 81$		X								
$\Sigma 12$		X								
$\Sigma 62$						X (e22PA)	X(e22PA)	X(e22PA)	X(e22PA)	
$\Sigma 13$		X								
$\Sigma 14$		X (e1PA)					X (e1PA)			
$\Sigma 15$		X (e2PA)					X (e2PA)			
$\Sigma 16$				X (e9PA)			X (e9PA)			
$\Sigma 17$				X (e10PA)			X (e10PA)			
$\Sigma 18$		X (e3PA)						X (e3PA)		
$\Sigma 19$								X (e3PA, e23PA)		
$\Sigma 20$		X (e4PA)						X (e4PA)		
$\Sigma 21$								X (e4PA, e24PA)		
$\Sigma 31$		X (e4PA)						X (e4PA)		
$\Sigma 32$		X (e3PA)						X (e3PA)		
$\Sigma 33$		X (e2PA)					X (e2PA)			
$\Sigma 34$		X (e1PA)					X (e1PA)			
$\Sigma 49$		X (e7PA)				X (e7PA)				
$\Sigma 50$		X (e8PA)				X (e8PA)				
$\Sigma 51$		X (e5PAoue6PA)				X (e5PAoue6PA)				
$\Sigma 52$		X (e5PAoue6PA)				X (e5PAoue6PA)				
$\Sigma 53$		X (e14PA)							X (e14PA)	
$\Sigma 54$		X (e15PA)							X (e15PA)	
$\Sigma 22$				X (e13PA)				X (e13PA, e24PA)		
$\Sigma 23$				X (e12PA)				X (e12PA, e23PA)		
$\Sigma 42$									X	

Annexe 2

Σ24				X (e10PA)			X (e10PA)			
Σ25				X (e9PA)			X (e9PA)			
Σ26							X (e10PA, e30PA)			
Σ27							X (e9PA, e24PA)			
Σ28				X (e12PA)				X (e12PA)		
Σ29				X (e13PA)				X (e13PA)		
Σ47								X (e13PA, e24PA)		
Σ48								X (e12PA, e23PA)		
Σ35		X (e6PA)				X (e6PA)				
Σ56		X (e5PA)				X (e5PA)				
Σ36		X (e7PA)				X (e7PA)				
Σ37		X (e8PA)				X (e8PA)				
Σ43		X (e14PA)								X (e14PA)
Σ44		X (e15PA)								X (e15PA)
Σ38						X (e5PA, e25PA)				
Σ39						X (e6PA, e24PA)				
Σ40						X (e7PA)				
Σ41						X (e8PA)				
Σ45										X (e14PA, e24PA)
Σ46										X (e15PA, e23PA)
Σ65							X			
Σ30							X (e17PA)			
Σ67							X (e21PA)			
Σ68							X			
Σ71						X (e32PA)				
Σ90							X			
Σ91								X		
Σ92							X			
Σ93								X		
Σ100										X
Σ200										X
Σ61										X
Σ64										X

4.2. Le problème PB

PB										
R	choisir 1er point entrée	choisir point entrée	choisir orientation 1ère trajectoire	choisir orientation	enfoncer	prendre profil	prendre inlet	prendre outlet	prendre face	choix vis
Σ										
Σ1	X	X								
Σ2			X	X						
Σ3							X			
Σ3bis							X			
Σ3ter										
Σ4							X			
Σ5						X				
Σ5bis										
Σ6								X		
Σ6bis								X		
Σ7						X				
Σ8							X			
Σ8bis								X		
Σ9							X			
Σ9bis							X			
Σ10								X		
Σ11								X		
Σ55						X				
Σ80		X								

Annexe 2

Σ12		X								
Σ62						X (e22PB)	X(e22PB)	X(e22PB)	X(e22PB)	
Σ13		X								
Σ14		X (e1PB)					X (e1PB)			
Σ15		X (e2PB)					X (e2PB)			
Σ16				X (e9PB)			X (e9PB)			
Σ17				X (e10PB)			X (e10PB)			
Σ18		X (e3PB)						X (e3PB)		
Σ19								X (e3PB)		
Σ20		X (e4PB)						X (e4PB)		
Σ21								X (e4PB)		
Σ31		X (e4PB)						X (e4PB)		
Σ32		X (e3PB)						X (e3PB)		
Σ33		X (e2PB)					X (e2PB)			
Σ34		X (e1PB)					X (e1PB)			
Σ49		X (e7PB)				X (e7PB)				
Σ50		X (e8PB)				X (e8PB)				
Σ51		X (e5PBoue6PB)				X (e5PBoue6PB)				
Σ52		X (e5PBoue6PB)				X (e5PBoue6PB)				
Σ53		X (e14PB)								X (e14PB)
Σ54		X (e15PB)								X (e15PB)
Σ22				X (e13PB)				X (e13PB)		
Σ23				X (e12PB)				X (e12PB)		
Σ42										X
Σ24				X (e10PB)			X (e10PB)			
Σ25				X (e9PB)			X (e9PB)			
Σ26							X (e10PB)			
Σ27							X (e9PB)			
Σ28				X (e12PB)				X (e12PB)		
Σ29				X (e13PB)				X (e13PB)		
Σ47								X (e13PB)		
Σ48								X (e12PB)		
Σ35		X (e6PB)				X (e6PB)				
Σ56		X (e5PB)				X (e5PB)				
Σ36		X (e7PB)				X (e7PB)				
Σ37		X (e8PB)				X (e8PB)				
Σ43		X (e14PB)								X (e14PB)
Σ44		X (e15PB)								X (e15PB)
Σ38						X (e5PB)				
Σ39						X (e6PB)				
Σ40						X (e7PB)				
Σ41						X (e8PB)				
Σ45										X (e14PB)
Σ46										X (e15PB)
Σ65							X			
Σ30	ce contrôle invalide la résolution du problème									
Σ67	ce contrôle invalide la résolution du problème									
Σ66							X			
Σ70						X (e31PB)				
Σ60										
Σ63										
Σ90							X			
Σ91								X		
Σ92							X			
Σ93								X		
Σ100										X
Σ200										

4.3. Le problème PE

PE										
R	choisir 1er point entrée	choisir point entrée	choisir orientation 1ère trajectoire	choisir orientation	enfoncer	prendre profil	prendre inlet	prendre outlet	prendre face	choix vis
Σ										
$\Sigma 1$	X	X								
$\Sigma 2$			X	X						
$\Sigma 3$							X			
$\Sigma 3bis$							X			
$\Sigma 3ter$										
$\Sigma 4$							X			
$\Sigma 5$						X				
$\Sigma 5bis$										
$\Sigma 6$								X		
$\Sigma 6bis$								X		
$\Sigma 7$						X				
$\Sigma 8$							X			
$\Sigma 8bis$							X			
$\Sigma 9$							X			
$\Sigma 9bis$							X			
$\Sigma 10$								X		
$\Sigma 11$								X		
$\Sigma 55$						X				
$\Sigma 80$		X								
$\Sigma 12$		X								
$\Sigma 62$						X (e22PB)	X(e22PB)	X(e22PB)	X(e22PB)	
$\Sigma 13$		X								
$\Sigma 14$		X (e1PB)					X (e1PB)			
$\Sigma 15$		X (e2PB)					X (e2PB)			
$\Sigma 16$				X (e9PB)			X (e9PB)			
$\Sigma 17$				X (e10PB)			X (e10PB)			
$\Sigma 18$		X (e3PB)						X (e3PB)		
$\Sigma 19$								X (e3PB)		
$\Sigma 20$		X (e4PB)						X (e4PB)		
$\Sigma 21$								X (e4PB)		
$\Sigma 31$		X (e4PB)						X (e4PB)		
$\Sigma 32$		X (e3PB)						X (e3PB)		
$\Sigma 33$		X (e2PB)					X (e2PB)			
$\Sigma 34$		X (e1PB)					X (e1PB)			
$\Sigma 49$		X (e7PB)				X (e7PB)				
$\Sigma 50$		X (e8PB)				X (e8PB)				
$\Sigma 51$		X (e5PBoue6PB)				X (e5PBoue6PB)				
$\Sigma 52$		X (e5PBoue6PB)				X (e5PBoue6PB)				
$\Sigma 53$		X (e14PB)							X (e14PB)	
$\Sigma 54$		X (e15PB)							X (e15PB)	
$\Sigma 22$				X (e13PB)				X (e13PB)		
$\Sigma 23$				X (e12PB)				X (e12PB)		
$\Sigma 42$									X	
$\Sigma 24$				X (e10PB)			X (e10PB)			
$\Sigma 25$				X (e9PB)			X (e9PB)			
$\Sigma 26$							X (e10PB)			
$\Sigma 27$							X (e9PB)			
$\Sigma 28$				X (e12PB)				X (e12PB)		
$\Sigma 29$				X (e13PB)				X (e13PB)		
$\Sigma 47$								X (e13PB)		
$\Sigma 48$								X (e12PB)		
$\Sigma 35$		X (e6PB)				X (e6PB)				
$\Sigma 56$		X (e5PB)				X (e5PB)				
$\Sigma 36$		X (e7PB)				X (e7PB)				
$\Sigma 37$		X (e8PB)				X (e8PB)				
$\Sigma 43$		X (e14PB)							X (e14PB)	

Annexe 2

$\Sigma 44$		X (e15PB)							X (e15PB)	
$\Sigma 38$						X (e5PB)				
$\Sigma 39$						X (e6PB)				
$\Sigma 40$						X (e7PB)				
$\Sigma 41$						X (e8PB)				
$\Sigma 45$									X (e14PB)	
$\Sigma 46$									X (e15PB)	
$\Sigma 65$							X			
$\Sigma 30$	ce contrôle invalide la résolution du problème									
$\Sigma 67$	ce contrôle invalide la résolution du problème									
$\Sigma 66$							X			
$\Sigma 70$						X (e31PE)				
$\Sigma 60$										
$\Sigma 63$										
$\Sigma 90$							X			
$\Sigma 91$								X		
$\Sigma 92$							X			
$\Sigma 93$								X		
$\Sigma 100$										X
$\Sigma 200$	X									

Annexe 3 : Le questionnaire pour le paramétrage de calcul

1. Les hypothèses concernant la décision de la cible

Sachant que :

MIV : un élément utilisé par l'apprenant d'une manière valide

MIIV : un élément utilisé par l'apprenant d'une manière invalide

PMJ : un élément n'est pas utilisé par l'apprenant même s'il aurait du

1.1. Pour initialiser le tableau des utilités des états

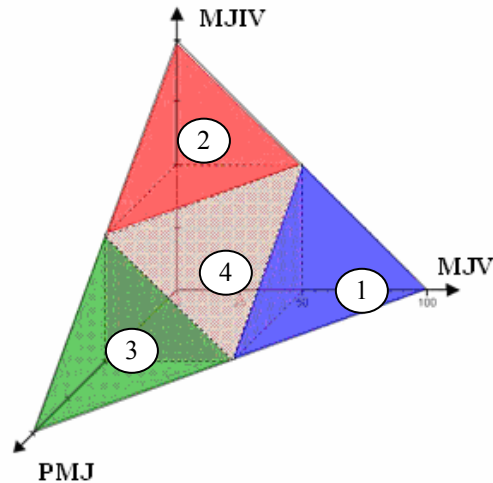
4. Quelle phrase est pertinente ?
 - a. Il est plus important que la rétroaction vise un élément MJIV
 - b. Il est plus important que la rétroaction vise un élément MJV
 - c. Il est plus important que la rétroaction vise un élément PMJ
5. Quelle phrase est pertinente ?
 - a. Un élément MJIV est plus important d'être ciblé qu'un élément MJV
 - b. Un élément MJIV est moins important d'être ciblé qu'un élément MJV
 - c. Un élément MJIV a la même importance d'être ciblé qu'un MJV
6. Quelle phrase est pertinente ?
 - a. Un élément MJIV est plus important d'être ciblé qu'un élément PMJ
 - b. Un élément MJIV est moins important d'être ciblé qu'un élément PMJ
 - c. Un élément MJIV a la même importance d'être ciblé qu'un PMJ
7. Quelle phrase est pertinente ?
 - a. Un élément MJV est plus important d'être ciblé qu'un élément PMJ
 - b. Un élément MJV est moins important d'être ciblé qu'un élément PMJ
 - c. Un élément MJV a la même importance d'être ciblé qu'un PMJ
8. Est ce qu'il y a des poids pour les réponses aux questions 2, 3 et 4

1.2. Pour initialiser le calcul des utilités des caractéristiques

- 1) Un élément de type déclaratif est prioritaire par rapport à un élément empirique pour le choix de la cible
 - a. oui
 - b. le contraire
 - c. ça dépend ...
- 2) Un élément intervenant dans les premières étapes du processus de résolution est prioritaire par rapport à un élément intervenant dans une étape ultérieure pour le choix de la cible
 - a. oui
 - b. le contraire
 - c. ça dépend ...

- 3) Un élément qui apparaît dans le contexte général du processus de la résolution de problème est prioritaire par rapport à un élément qui apparaît dans un cas particulier pour le choix de la cible
- oui
 - le contraire
 - ça dépend ...

2. Les hypothèses concernant la détermination de l'objectif



- Si l'élément ciblé est probablement dans l'état MJV (la zone 1) alors l'objectif de rétroaction est :
 - Renforcer
 - Déstabiliser
 - Vérifier
 - Autre ...
- Si l'élément ciblé est probablement dans l'état MJIV (la zone 2) alors l'objectif de rétroaction est :
 - Renforcer
 - Déstabiliser
 - Vérifier
 - Autre ...
- Si l'élément ciblé est probablement dans l'état PMJ (la zone 3) alors l'objectif de rétroaction est :
 - Renforcer
 - Déstabiliser
 - Vérifier
 - Autre ...
- Si l'élément ciblé n'a pas un état probable (la zone 4) alors l'objectif de rétroaction est :
 - Renforcer
 - Déstabiliser
 - Vérifier
 - Autre

...

Annexe 4 : Le test effectué pour évaluer le modèle par rapport à des scénarios d'usage

1. Les scénarios du diagnostic et des rétroactions recommandées

Ces scénarios sont décrits par Lucile Vadcard.

Scénario 1

Diagnostic :

Un étudiant ne choisit pas le bon quadrant pour le point d'entrée. Au cours de la trajectoire il corrige en visualisant un inlet sans outlet.

Le contrôle 1 (choix du point d'entrée) sort MJJ et 92 (couplage inlet/outlet) sort PMJ. Les autres contrôles sont MJV et PMJ

Feedback :

1 - partie du cours sur point d'entrée en fonction des repères cutanés

2 – s'exercer sur le module couplage 2D/3D, en sachant que le feedback 2 (couplage) est indispensable

Commentaire :

Priorité à la détermination du point d'entrée qui est du déclaratif, et premier dans le geste. Le deuxième feedback est aussi très important (il est empirique mais général dans le sens où il devra être mis en jeu pour tous les cas de vissages).

Scénario 2

Diagnostic :

Un étudiant reprend plusieurs fois une trajectoire sans raison évidente (pas de trajet extra-osseux). La position de la broche par rapport à la fracture sort comme MJV à 50%, les autres contrôles sont MJV à 80%.

Feedback :

J'aimerais savoir si l'étudiant mettait en jeu ou non ce contrôle lors des reprises de trajectoires donc je lui propose un cas de disjonction pour voir si le contrôle de position de la broche dans le cas d'une disjonction sort comme MJV

Après la résolution de ce nouvel exercice et quel que soit le diagnostic je veux qu'il consulte le cours sur les positions de la broche en fonction de la lésion.

Commentaire :

Il s'agit d'affiner le diagnostic, essayer de comprendre pourquoi cet étudiant reprend sa trajectoire. Une hypothèse est qu'il le fait parce qu'il essaye d'atteindre une position particulière, peut-être liée au type de fracture. C'est pourquoi je veux qu'il résolve un exercice avec un type de fracture différent. Comme il n'y a rien d'autre de plus prioritaire, on peut lui donner à lire le cours sur ce thème, même si l'hypothèse n'est pas vérifiée.

Scénario 3

Diagnostic :

Un étudiant effectue une trajectoire correcte mais un peu courte sur un os normal. Le contrôle 65 sur la position de l'extrémité de la vis par rapport à la ligne médiane sort très nettement PMJ, tout le reste est MJV.

Feedback :

Consulter un cas clinique qui montre qu'une trajectoire trop courte peut entraîner une reprise chirurgicale car la vis n'a pas maintenu la fracture.

Commentaire :

Il n'y a qu'un contrôle qui semble PMJ. Le cas clinique intervient ici comme contre-exemple pour un sujet qui semble maîtriser son cours.

Scénario 4**Diagnostic :**

Un étudiant effectue une trajectoire qui est intra-osseuse, mais qui frôle le premier trou sacré (passe à 5mm au dessus). De plus deux fois au cours de sa trajectoire il n'a pas effectué d'outlet à la suite d'un inlet, mais 5 autres fois oui. Le contrôle 10 (sur le passage au dessus du trou) sort comme PMJ. Le reste n'est pas significatif, mais le contrôle 92 (couplage de inlet et outlet) est MJV à 50% et PMJ à 30%.

Feedback :

1- exercice de couplage 2D/3D

2-consultation d'un cas clinique avec irritation neurologique au niveau du trou + feedback sur le cours (prévoir qu'après la trajectoire de la broche viendront le taraud et la vis, avec un diamètre dont il faut tenir compte)

Commentaire :

Même si le contrôle ne sort pas de façon nette, le problème de couplage est crucial pour le déroulement de l'opération. Cela peut même être la raison pour laquelle cet étudiant a validé cette trajectoire qui frôle le trou (il ne l'a pas bien validée puisqu'il n'a pas couplé les inlet et outlet). Le plus important est donc le contrôle 92, puis le problème de frôler le trou qui se voit bien sur un contre exemple (cas clinique) puisque on ne peut pas vraiment mesurer sur une radio.

Scénario 5**Diagnostic :**

A la suite d'un outlet, un étudiant ne prend pas d'inlet et modifie sa trajectoire dans le mauvais sens (la broche était placée un peu basse sur l'outlet, il recommence et déplace son point d'entrée vers le bas)

Le contrôle 93 (couplage outlet/inlet) sort PMJ à 30%, le contrôle déclaratif 19 (risque de passage dans le trou sacré si trop bas sur outlet) est MJV à 50%, le contrôle empirique 18 (lien position sur outlet/position sur patient) est MJIV à 75%

(remarque personnelle : le 18 est MJIV car les prémisses – trop bas sur outlet – sont prises en compte par le sujet qui effectue une correction ; seulement il ne corrige pas dans le bon sens / si le sujet n'avait pas corrigé à la suite de l'outlet, j'aurais dit contrôle 18 PMJ)

Feedback :

1 - renvoi sur la partie du cours sur les correspondances entre positions sur outlet et patient

2 – envoi sur module de couplage 2D/3D

Commentaire :

Les contrôles 93 et 18 peuvent être liés dans le feedback avec ces deux formes, cours et exercice.

Scénario 6

Diagnostic :

Un étudiant effectue une trajectoire correcte, mais avec un point d'entrée situé dans le quadrant dorso-caudal. Tous les contrôles sont MJV, et le contrôle 1 sort MJIV avec 90%.

Feedback :

Rien de spécial

Commentaire :

Le sujet ayant effectué une trajectoire correcte, pas de feedback qui serait perturbant (le choix du quadrant est une indication mais n'est pas obligatoire)

Scénario 7

Diagnostic :

Un étudiant demande un inlet, la broche est trop basse. Il demande ensuite un outlet, la broche est bien. Il recommence la trajectoire en déplaçant son point d'entrée vers le ventre du patient. Il reprend un inlet, la broche est encore plus basse. Il recommence, et déplace son point d'entrée vers le dos du patient. Il reprend un inlet, la broche est bien. Il valide sa trajectoire. Les contrôles : 14 (correspondance radio – corps sur inlet) est MJIV à 60% ; 92 est PMJ à 45%. Tout le reste est MJV

Feedback :

- 1 - renvoi sur la partie du cours sur les correspondances entre positions sur inlet et patient
- 2 – envoi sur module de couplage 2D/3D

Commentaire :

On a ici deux problèmes, celui de la correction, qui a été corrigée en cours d'action par le sujet, et un autre problème sur la validation d'une broche sans prendre d'outlet. Les deux problèmes sont d'importance équivalente, il faut deux feedback

Scénario 8

Diagnostic :

Un étudiant demande un inlet, la broche est trop basse. Il demande ensuite un outlet, la broche est bien. Il recommence la trajectoire en déplaçant son point d'entrée vers le ventre du patient. Il reprend un inlet, la broche est encore plus basse. Il recommence, et déplace son point d'entrée vers le dos du patient. Il reprend un inlet, la broche est bien. Il reprend un outlet, la broche est bien. Il valide sa trajectoire. Les contrôles : 14 (correspondance radio – corps sur inlet) est MJIV à 60% ; 92 est PMJ à 30%. Tout le reste est MJV

Feedback :

- 1 - renvoi sur la partie du cours sur les correspondances entre positions sur inlet et patient

Commentaire :

Par rapport au scénario précédent, le fait de valider sa trajectoire après avoir repris un outlet enlève le problème 92, et donc un des deux feedback

2. L'application de scénarios dans le modèle de la prise de décisions

Nous avons utilisé pour ces scénarios le paramétrage suivant :

Les variables de priorité :

Alpha = 100.0 Beta = 10.0 Gamma = 1.0 Delta = 0.1

Le tableau des utilités des états :

0	-1	-1
1	0	1
1	-1	0

Scénario1

Sigma 1 = MJIV

Sigma 92= PMJ

Essai 1 :

Les probabilités sont :

Sigma92	MJV= 0.0	MJIV= 0.0	PMJ= 1.0
Sigma14	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
Sigma34	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
Sigma8	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
Sigma9	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
Sigma93	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
Sigma7	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
Sigma1	MJV= 0.0	MJIV= 1.0	PMJ= 0.0
Sigma65	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
Sigma10	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
Sigma18	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
Sigma19	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334

Les utilités estimées :

EU(Sigma92)= -99.64999999999327
 EU(Sigma14)= -65.31670044265593
 EU(Sigma34)= -65.31670044265593
 EU(Sigma8)= -56.316700442646834
 EU(Sigma9)= -56.31670044264706
 EU(Sigma93)= -66.31670044259772
 EU(Sigma7)= -55.56670044277189
EU(Sigma1)= 777.7670044263632
 EU(Sigma65)= -66.31670044260159
 EU(Sigma10)= -56.31670044264456
 EU(Sigma18)= -66.31670044256975
 EU(Sigma19)= -56.316700442741194
 Le nombre de cibles = 1

< Sigma1 > :

L'objectif : ' Déstabiliser '

La forme : '' Cours Web ' '

Essai 2 :

Les probabilités sont :

Sigma92	MJV= 0.0	MJIV= 0.0	PMJ= 1.0
Sigma14	MJV= 0.4	MJIV= 0.2	PMJ= 0.4
Sigma34	MJV= 0.4	MJIV= 0.2	PMJ= 0.4
Sigma8	MJV= 0.4	MJIV= 0.2	PMJ= 0.4
Sigma9	MJV= 0.4	MJIV= 0.2	PMJ= 0.4
Sigma93	MJV= 0.4	MJIV= 0.2	PMJ= 0.4
Sigma7	MJV= 0.4	MJIV= 0.2	PMJ= 0.4
Sigma1	MJV= 0.0	MJIV= 1.0	PMJ= 0.0
Sigma65	MJV= 0.4	MJIV= 0.2	PMJ= 0.4
Sigma10	MJV= 0.4	MJIV= 0.2	PMJ= 0.4
Sigma18	MJV= 0.4	MJIV= 0.2	PMJ= 0.4
Sigma19	MJV= 0.4	MJIV= 0.2	PMJ= 0.4

Les utilités estimées :

EU(Sigma92)= 100.35000000003288
 EU(Sigma14)= -98.64999999985685
 EU(Sigma34)= -98.64999999985685
 EU(Sigma8)= -89.649999999834
 EU(Sigma9)= -89.64999999983422
 EU(Sigma93)= -99.65000000029522
 EU(Sigma7)= -88.8999999997531
EU(Sigma1)= 911.0999999999285
 EU(Sigma65)= -99.65000000027305
 EU(Sigma10)= -89.64999999982217
 EU(Sigma18)= -99.65000000027726
 EU(Sigma19)= -89.6499999999536
 Le nombre de cibles = 1

< Sigma1 > :

L'objectif : ' Déstabiliser '

La forme : '' Cours Web ''

Essai 3 :

Les probabilités sont :

Sigma92	MJV= 0.0	MJIV= 0.0	PMJ= 1.0
Sigma14	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma34	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma8	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma9	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma93	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma7	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma1	MJV= 0.0	MJIV= 1.0	PMJ= 0.0
Sigma65	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma10	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma18	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma19	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0

Les utilités estimées :

EU(Sigma92)= 900.3499999999999
 EU(Sigma14)= -198.64999999999998
 EU(Sigma34)= -198.64999999999998
 EU(Sigma8)= -189.64999999999998
 EU(Sigma9)= -189.64999999999998
 EU(Sigma93)= -199.64999999999998
 EU(Sigma7)= -188.89999999999998
EU(Sigma1)= 1111.1
 EU(Sigma65)= -199.64999999999998
 EU(Sigma10)= -189.64999999999998

EU(Sigma18)= -199.64999999999998
EU(Sigma19)= -189.64999999999998
Le nombre de cibles = 1

< Sigma1 > :

L'objectif : ' Déstabiliser '

La forme : '' Cours Web ''

Scénario 2

La position de la broche par rapport à la fracture = [MJV 0.5]

La reste = [MJV 0.8]

Les probabilités sont :

Sigma92	MJV= 0.8	MJIV= 0.1	PMJ= 0.1
Sigma14	MJV= 0.8	MJIV= 0.1	PMJ= 0.1
Sigma34	MJV= 0.8	MJIV= 0.1	PMJ= 0.1
Sigma8	MJV= 0.5	MJIV= 0.25	PMJ= 0.25
Sigma9	MJV= 0.5	MJIV= 0.25	PMJ= 0.25
Sigma93	MJV= 0.8	MJIV= 0.1	PMJ= 0.1
Sigma7	MJV= 0.5	MJIV= 0.25	PMJ= 0.25
Sigma1	MJV= 0.8	MJIV= 0.1	PMJ= 0.1
Sigma65	MJV= 0.8	MJIV= 0.1	PMJ= 0.1
Sigma10	MJV= 0.5	MJIV= 0.25	PMJ= 0.25
Sigma18	MJV= 0.8	MJIV= 0.1	PMJ= 0.1
Sigma19	MJV= 0.8	MJIV= 0.1	PMJ= 0.1

Les utilités estimées :

EU(Sigma92)= -119.64999999991828
EU(Sigma14)= -118.6499999999096
EU(Sigma34)= -118.6499999999096
EU(Sigma8)= 250.350000001529
EU(Sigma9)= 250.3500000015281
EU(Sigma93)= -119.64999999918462
EU(Sigma7)= 250.3500000015265
EU(Sigma1)= -108.90000000013708
EU(Sigma65)= -119.64999999919564
EU(Sigma10)= 250.35000000149353
EU(Sigma18)= -119.64999999932388
EU(Sigma19)= -109.64999999817599
Le nombre de cibles = 1

< Sigma8 > :

L'objectif : ' Renforcer '

La forme : '' Cours Web ''

Scénario 3

Sigma 65 = PMJ

Essai 1 :

Les probabilités sont :

Sigma92	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma14	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma34	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma8	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma9	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma93	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma7	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma1	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma65	MJV= 0.0	MJIV= 0.0	PMJ= 1.0
Sigma10	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma18	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma19	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0

Les utilités estimées :

```

EU( Sigma92 )= -99.64999999999998
EU( Sigma14 )= -98.64999999999998
EU( Sigma34 )= -98.64999999999998
EU( Sigma8 )= -89.64999999999998
EU( Sigma9 )= -89.64999999999998
EU( Sigma93 )= -99.64999999999998
EU( Sigma7 )= -88.89999999999998
EU( Sigma1 )= -88.89999999999998
EU( Sigma65 )= 1100.35
EU( Sigma10 )= -89.64999999999998
EU( Sigma18 )= -99.64999999999998
EU( Sigma19 )= -89.64999999999998
Le nombre de cibles = 1

```

< Sigma65 > :

L'objectif : ' Vérifier '

La forme : '' Simulateur ''

Scénario 4

Sigma 10 = PMJ

Sigma 92= [MJV 0.5, PMJ 0.3]

Les probabilités sont :

Sigma92	MJV= 0.5	MJIV= 0.2	PMJ= 0.3
Sigma14	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma34	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma8	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma9	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma93	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma7	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma1	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma65	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma10	MJV= 0.0	MJIV= 0.0	PMJ= 1.0
Sigma18	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma19	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0

Les utilités estimées :

```

EU( Sigma92 )= 470.35000819563857
EU( Sigma14 )= -148.65000074505804
EU( Sigma34 )= -148.65000074505804
EU( Sigma8 )= -139.65000074505804
EU( Sigma9 )= -139.65000074505804
EU( Sigma93 )= -149.65000074505792
EU( Sigma7 )= -138.90000074505792
EU( Sigma1 )= -138.90000074505792
EU( Sigma65 )= -149.65000074505792
EU( Sigma10 )= 1040.3499992549418
EU( Sigma18 )= -149.65000074505792
EU( Sigma19 )= -139.65000074505804
Le nombre de cibles = 1

```

< Sigma10 > :

L'objectif : ' Vérifier '

La forme : '' Simulateur ''

Scénario 5

Sigma 93 = [PMJ 0.3]

Sigma 19 = [MJV 0.5]

Sigma 18 = [MJIV 0.75]

Essai 1 :

Sigma 93 = [MJV 0.35, MJIV 0.35, **PMJ 0.3**]

Sigma 19 = [**MJV 0.5**, MJIV 0.25, PMJ 0.25]

Sigma 18 = [MJV 0.125, **MJIV 0.75**, PMJ 0.125]

Les probabilités sont :

Sigma92	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma14	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma34	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma8	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma9	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma93	MJV= 0.35	MJIV= 0.35	PMJ= 0.3
Sigma7	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma1	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma65	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma10	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma18	MJV= 0.125	MJIV= 0.75	PMJ= 0.125
Sigma19	MJV= 0.5	MJIV= 0.25	PMJ= 0.25

Les utilités estimées :

```

EU( Sigma92 )= -202.15000059604643
EU( Sigma14 )= -201.15000059604654
EU( Sigma34 )= -201.15000059604654
EU( Sigma8 )= -192.15000059604608
EU( Sigma9 )= -192.15000059604608
EU( Sigma93 )= 560.975005140901
EU( Sigma7 )= -191.4000005960463
EU( Sigma1 )= -191.4000005960463
EU( Sigma65 )= -202.15000059604643
EU( Sigma10 )= -192.15000059604608
EU( Sigma18 )= 881.6000003725289
EU( Sigma19 )= 390.97499985098875
Le nombre de cibles = 1

```

< Sigma18 > :

L'objectif : ' Déstabiliser '

La forme : '' Simulateur ' ' Cas Clinique ' '

Essai 2 :

Sigma 93 = [MJV 0.7, MJIV 0, **PMJ 0.3**]

Sigma 19 = [**MJV 0.5**, MJIV 0.25, PMJ 0.25]

Sigma 18 = [MJV 0.25, **MJIV 0.75**, PMJ 0]

Les probabilités sont :

Sigma92	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma14	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma34	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma8	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma9	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma93	MJV= 0.7	MJIV= 0.0	PMJ= 0.3
Sigma7	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma1	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma65	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma10	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma18	MJV= 0.25	MJIV= 0.75	PMJ= 0.0
Sigma19	MJV= 0.5	MJIV= 0.25	PMJ= 0.25

Les utilités estimées :

EU(Sigma92)= -154.650001192093
 EU(Sigma14)= -153.650001192093
 EU(Sigma34)= -153.650001192093
 EU(Sigma8)= -144.65000119209276
 EU(Sigma9)= -144.65000119209276
EU(Sigma93)= 175.3500119209291
 EU(Sigma7)= -143.90000119209287
 EU(Sigma1)= -143.90000119209287
 EU(Sigma65)= -154.650001192093
 EU(Sigma10)= -144.65000119209276
EU(Sigma18)= 786.5999997019767
EU(Sigma19)= 444.09999910593046

Le nombre de cibles = 1

< Sigma18 > :

L'objectif : ' Déstabiliser '

La forme : '' Simulateur ' ' Cas Clinique ' '

Essai 3 :

Sigma 93 = [MJV 0.35, MJIV 0.35, **PMJ 0.3**]

Sigma 19 = [**MJV 0.5**, MJIV 0.25, PMJ 0.25]

Sigma 18 = [MJV 0.25, **MJIV 0.75**, PMJ 0]

Les probabilités sont :

Sigma92	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma14	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma34	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0

Sigma8	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma9	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma93	MJV= 0.35	MJIV= 0.35	PMJ= 0.3
Sigma7	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma1	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma65	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma10	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma18	MJV= 0.25	MJIV= 0.75	PMJ= 0.0
Sigma19	MJV= 0.5	MJIV= 0.25	PMJ= 0.25

Les utilités estimées :

EU(Sigma92) = -189.65000059604643
 EU(Sigma14) = -188.65000059604665
 EU(Sigma34) = -188.65000059604665
 EU(Sigma8) = -179.65000059604643
 EU(Sigma9) = -179.65000059604643
EU(Sigma93) = 569.1000052154061
 EU(Sigma7) = -178.9000005960462
 EU(Sigma1) = -178.9000005960462
 EU(Sigma65) = -189.65000059604643
 EU(Sigma10) = -179.65000059604643
EU(Sigma18) = 751.6000002980234
EU(Sigma19) = 400.3499998509883

Le nombre de cibles = 1

< Sigma18 > :

L'objectif : ' Déstabiliser '

La forme : '' Simulateur ' ' Cas Clinique ' '

Scénario6

Sigma 1 = [MJIV 0.9]

Essai 1 :

Les probabilités sont :

Sigma92	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma14	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma34	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma8	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma9	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma93	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma7	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma1	MJV= 0.0	MJIV= 1.0	PMJ= 0.0
Sigma65	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma10	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma18	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma19	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0

Les utilités estimées :

EU(Sigma92) = -99.64999999999998
 EU(Sigma14) = -98.64999999999998
 EU(Sigma34) = -98.64999999999998
 EU(Sigma8) = -89.64999999999998
 EU(Sigma9) = -89.64999999999998
 EU(Sigma93) = -99.64999999999998
 EU(Sigma7) = -88.89999999999998
EU(Sigma1) = 1111.1

EU(Sigma65)= -99.64999999999998
 EU(Sigma10)= -89.64999999999998
 EU(Sigma18)= -99.64999999999998
 EU(Sigma19)= -89.64999999999998
 Le nombre de cibles = 1

< Sigma1 > :

L'objectif : ' Déstabiliser '

La forme : '' Cours Web ''

Essai 2 :

Les probabilités sont :

Sigma92	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma14	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma34	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma8	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma9	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma93	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma7	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma1	MJV= 0.05	MJIV= 0.9	PMJ= 0.05
Sigma65	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma10	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma18	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma19	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0

Les utilités estimées :

EU(Sigma92)= -94.64999981373558
 EU(Sigma14)= -93.64999981373558
 EU(Sigma34)= -93.64999981373558
 EU(Sigma8)= -84.64999981373558
 EU(Sigma9)= -84.64999981373558
 EU(Sigma93)= -94.64999981373558
 EU(Sigma7)= -83.89999981373558
EU(Sigma1)= 1056.0999979510902
 EU(Sigma65)= -94.64999981373558
 EU(Sigma10)= -84.64999981373558
 EU(Sigma18)= -94.64999981373558
 EU(Sigma19)= -84.64999981373558
 Le nombre de cibles = 1

< Sigma1 > :

L'objectif : ' Déstabiliser '

La forme : '' Cours Web ''

Scénario 7

Sigma 14 = [MJIV 0.6]

Sigma 92 = [PMJ 0.45]

Essai 1 :

Sigma 14 = [MJV 0.2, **MJIV 0.6**, PMJ 0.2]

Sigma 92 = [MJV 0.275, MJIV 0.275, **PMJ 0.45**]

Les probabilités sont :

Sigma92	MJV= 0.275	MJIV= 0.275	PMJ= 0.45
----------------	-------------------	--------------------	------------------

Sigma14	MJV= 0.2	MJIV= 0.6	PMJ= 0.2
Sigma34	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma8	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma9	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma93	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma7	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma1	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma65	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma10	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma18	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma19	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0

Les utilités estimées :

EU(Sigma92)= 696.3499936297535
EU(Sigma14)= 830.3500033900141
 EU(Sigma34)= -151.14999970197687
 EU(Sigma8)= -142.14999970197664
 EU(Sigma9)= -142.14999970197664
 EU(Sigma93)= -152.14999970197675
 EU(Sigma7)= -141.39999970197687
 EU(Sigma1)= -141.39999970197687
 EU(Sigma65)= -152.14999970197675
 EU(Sigma10)= -142.14999970197664
 EU(Sigma18)= -152.14999970197675
 EU(Sigma19)= -142.14999970197664
 Le nombre de cibles = 1

< Sigma14 > :

L'objectif : ' Déstabiliser '

La forme : '' Simulateur ' ' Cas Clinique ' '

Essai 2 :

Sigma 14 = [MJV 0.4, **MJIV 0.6**, PMJ 0]

Sigma 92 = [MJV 0.275, MJIV 0.275, **PMJ 0.45**]

Les probabilités sont :

Sigma92	MJV= 0.275	MJIV= 0.275	PMJ= 0.45
Sigma14	MJV= 0.4	MJIV= 0.6	PMJ= 0.0
Sigma34	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma8	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma9	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma93	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma7	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma1	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma65	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma10	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma18	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma19	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0

Les utilités estimées :

EU(Sigma92)= 710.8499932944776
EU(Sigma14)= 615.850006705522
 EU(Sigma34)= -131.14999999999998
 EU(Sigma8)= -122.14999999999998
 EU(Sigma9)= -122.14999999999998
 EU(Sigma93)= -132.14999999999998
 EU(Sigma7)= -121.40000000000009

EU(Sigma1)= -121.40000000000009
 EU(Sigma65)= -132.14999999999998
 EU(Sigma10)= -122.14999999999998
 EU(Sigma18)= -132.14999999999998
 EU(Sigma19)= -122.14999999999998
 Le nombre de cibles = 1

< Sigma92 > :

L'objectif : ' Vérifier '

La forme : '' Simulateur ''

Essai 3 :

Sigma 14 = [MJV 0.4, **MJIV 0.6**, PMJ 0]

Sigma 92 = [MJV 0.55, MJIV 0, **PMJ 0.45**]

Les probabilités sont:

Sigma92	MJV= 0.55	MJIV= 0.0	PMJ= 0.45
Sigma14	MJV= 0.4	MJIV= 0.6	PMJ= 0.0
Sigma34	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma8	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma9	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma93	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma7	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma1	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma65	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma10	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma18	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma19	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0

Les utilités estimées :

EU(Sigma92)= 408.34998673796645
EU(Sigma14)= 643.3500073015689
 EU(Sigma34)= -103.64999940395364
 EU(Sigma8)= -94.64999940395364
 EU(Sigma9)= -94.64999940395364
 EU(Sigma93)= -104.64999940395353
 EU(Sigma7)= -93.89999940395364
 EU(Sigma1)= -93.89999940395364
 EU(Sigma65)= -104.64999940395353
 EU(Sigma10)= -94.64999940395364
 EU(Sigma18)= -104.64999940395353
 EU(Sigma19)= -94.64999940395364
 Le nombre de cibles = 1

< Sigma14 > :

L'objectif : ' Déstabiliser '

La forme : '' Simulateur '' Cas Clinique ''

Scénario 8 :

Sigma 14 = [MJIV 0.6]

Sigma 92 = [PMJ 0.3]

Essai 1 :Sigma 14 = [MJV 0.2, **MJIV 0.6**, PMJ 0.2]Sigma 92 = [MJV 0.35, MJIV 0.35, **PMJ 0.3**]

Les probabilités sont:

Sigma92	MJV= 0.35	MJIV= 0.35	PMJ= 0.3
Sigma14	MJV= 0.2	MJIV= 0.6	PMJ= 0.2
Sigma34	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma8	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma9	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma93	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma7	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma1	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma65	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma10	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma18	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma19	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0

Les utilités estimées :

EU(Sigma92)= 624.3500051409005
EU(Sigma14)= 827.3500037997958
 EU(Sigma34)= -143.65000089406988
 EU(Sigma8)= -134.65000089406988
 EU(Sigma9)= -134.65000089406988
 EU(Sigma93)= -144.65000089406965
 EU(Sigma7)= -133.90000089406976
 EU(Sigma1)= -133.90000089406976
 EU(Sigma65)= -144.65000089406965
 EU(Sigma10)= -134.65000089406988
 EU(Sigma18)= -144.65000089406965
 EU(Sigma19)= -134.65000089406988
 Le nombre de cibles = 1

< Sigma14 > :

L'objectif : ' Déstabiliser '

La forme : '' Simulateur ' ' Cas Clinique ' '

Essai 2 :Sigma 14 = [MJV 0.4, **MJIV 0.6**, PMJ 0]Sigma 92 = [MJV 0.35, MJIV 0.35, **PMJ 0.3**]

Les probabilités sont :

Sigma92	MJV= 0.35	MJIV= 0.35	PMJ= 0.3
Sigma14	MJV= 0.4	MJIV= 0.6	PMJ= 0.0
Sigma34	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma8	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma9	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma93	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma7	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma1	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma65	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma10	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma18	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma19	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0

Les utilités estimées :

EU(Sigma92)= 637.3500050663949

EU(Sigma14)= 614.3500068545338
 EU(Sigma34)= -123.65000119209287
 EU(Sigma8)= -114.65000119209299
 EU(Sigma9)= -114.65000119209299
 EU(Sigma93)= -124.65000119209299
 EU(Sigma7)= -113.90000119209276
 EU(Sigma1)= -113.90000119209276
 EU(Sigma65)= -124.65000119209299
 EU(Sigma10)= -114.65000119209299
 EU(Sigma18)= -124.65000119209299
 EU(Sigma19)= -114.65000119209299
 Le nombre de cibles = 1

< Sigma92 > :

L'objectif : ' Vérifier '

La forme : '' Simulateur ''

Essai 3 :

Sigma 14 = [MJV 0.4, **MJIV 0.6**, PMJ 0]

Sigma 92 = [MJV 0.7, MJIV 0, **PMJ 0.3**]

Les probabilités sont:

Sigma92	MJV= 0.7	MJIV= 0.0	PMJ= 0.3
Sigma14	MJV= 0.4	MJIV= 0.6	PMJ= 0.0
Sigma34	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma8	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma9	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma93	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma7	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma1	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma65	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma10	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma18	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0
Sigma19	MJV= 1.0	MJIV= 0.0	PMJ= 0.0

Les utilités estimées :

EU(Sigma92)= 252.35001162290587
EU(Sigma14)= 649.3500062584874
 EU(Sigma34)= -88.65000178813943
 EU(Sigma8)= -79.65000178813932
 EU(Sigma9)= -79.65000178813932
 EU(Sigma93)= -89.6500017881391
 EU(Sigma7)= -78.90000178813943
 EU(Sigma1)= -78.90000178813943
 EU(Sigma65)= -89.6500017881391
 EU(Sigma10)= -79.65000178813932
 EU(Sigma18)= -89.6500017881391
 EU(Sigma19)= -79.65000178813932
 Le nombre de cibles = 1

< Sigma14 > :

L'objectif : ' Déstabiliser '

La forme : '' Simulateur '' Cas Clinique ''

Annexe 5 : Les tests effectués pour la validation informatique du modèle

Dans la validation informatique nous avons utilisé l'ensemble des éléments :

Non d'élément	Type	ordre	nature
e1	empirique	1	général
e2	empirique	4	général
e3	empirique	2,3	général
e4	empirique	1	particulier
e5	empirique	4	particulier
e6	empirique	2,3	particulier
e7	déclaratif	1	général
e8	déclaratif	4	général
e9	déclaratif	2,3	général
e10	déclaratif	1	particulier
e11	déclaratif	4	particulier
e12	déclaratif	2,3	particulier

1. La dominance par rapport aux caractéristiques

Nous avons utilisé pour ce test :

Le tableau suivant des utilités des états :

0	-1	-1
1	0	1
1	-1	0

Les distributions probabilistes suivantes :

e1	MJV= 0,333333	MJIV= 0,333333	PMJ= 0,333334
e2	MJV= 0,333333	MJIV= 0,333333	PMJ= 0,333334
e3	MJV= 0,333333	MJIV= 0,333333	PMJ= 0,333334
e4	MJV= 0,333333	MJIV= 0,333333	PMJ= 0,333334
e5	MJV= 0,333333	MJIV= 0,333333	PMJ= 0,333334
e6	MJV= 0,333333	MJIV= 0,333333	PMJ= 0,333334
e7	MJV= 0,333333	MJIV= 0,333333	PMJ= 0,333334
e8	MJV= 0,333333	MJIV= 0,333333	PMJ= 0,333334
e9	MJV= 0,333333	MJIV= 0,333333	PMJ= 0,333334
e10	MJV= 0,333333	MJIV= 0,333333	PMJ= 0,333334
e11	MJV= 0,333333	MJIV= 0,333333	PMJ= 0,333334
e12	MJV= 0,333333	MJIV= 0,333333	PMJ= 0,333334

Essai 1

Les variables de priorités sont :

Alpha = 100,0

Beta = 10,0

Gamma = 1,0

Delta = 0,1

Les utilités estimées :

EU(e1)	1,0999999999057763
EU(e2)	0,34999999992582161
EU(e3)	0,93333333327840592
EU(e4)	0,9999999998044359
EU(e5)	0,24999999990318429
EU(e6)	0,83333333332986967
EU(e7)	11,10000000044397

EU(e8) 10,35000000189234
EU(e9) 10,933333334463896
EU(e10) 11,000000000871296
EU(e11) 10,250000000037744
EU(e12) 10,833333332137045
 Le nombre de cibles = 1

La cible < e7 >

Essai 2

Les variables de priorités sont :

Alpha = 100,0 **Beta = 10,0** **Gamma = 0,1** **Delta = 1,0**

Les utilités estimées :

EU(e1) 1,100000000732507
EU(e2) 1,0249999997674877
EU(e3) 1,083333333384644
EU(e4) 0,09999999939782356
EU(e5) 0,02500000037139216
EU(e6) 0,08333333319933445
EU(e7) 11,099999999553802
EU(e8) 11,025000000526234
EU(e9) 11,083333333852352
EU(e10) 10,100000000171121
EU(e11) 10,024999999212014
EU(e12) 10,083333333103383

Le nombre de cibles = 1

La cible < e7 >

Essai 3

Les variables de priorités sont :

Alpha = 100,0 **Beta = 1,0** **Gamma = 10,0** **Delta = 0,1**

Les utilités estimées :

EU(e1) 10,099999999715692
EU(e2) 2,6000000001072294
EU(e3) 8,433333333014843
EU(e4) 10,000000000102546
EU(e5) 2,4999999997612576
EU(e6) 8,333333333827113
EU(e7) 11,100000000432829
EU(e8) 3,599999999705915
EU(e9) 9,433333333400119
EU(e10) 10,999999999732381
EU(e11) 3,500000000538421
EU(e12) 9,333333332722304

Le nombre de cibles = 1

La cible < e7 >

Essai 4

Les variables de priorités sont :

Alpha = 100,0 **Beta = 0,1** **Gamma = 10,0** **Delta = 1,0**

Les utilités estimées :

EU(e1) 10,999999999794682
EU(e2) 3,5000000003649347

EU(e3) 9,3333333333605651
EU(e4) 10,00000000102546
 EU(e5) 2,4999999997612576
 EU(e6) 8,333333333827113
EU(e7) 11,10000000432829
 EU(e8) 3,599999999705915
 EU(e9) 9,43333333400119
EU(e10) 10,09999999551983
 EU(e11) 2,600000004369213
 EU(e12) 8,433333332421626
 Le nombre de cibles = 1

La cible < e7 >

Essai 5

Les variables de priorités sont :

Alpha = 100,0 Beta = 1,0 Gamma = 0,1 Delta = 10,0

Les utilités estimées :

EU(e1) 10,10000000202726
EU(e2) 10,02499999202919
EU(e3) 10,083333332828943
 EU(e4) 0,0999999939782356
 EU(e5) 0,02500000037139216
 EU(e6) 0,0833333319933445
EU(e7) 11,09999999553802
EU(e8) 11,02500000526234
EU(e9) 11,083333333852352
 EU(e10) 1,100000007188646
 EU(e11) 1,024999998393378
 EU(e12) 1,083333334173858
 Le nombre de cibles = 1

La cible < e7 >

Essai 6 :

Les variables de priorités sont :

Alpha = 100,0 Beta = 0,1 Gamma = 1,0 Delta = 10,0

Les utilités estimées :

EU(e1) 11,00000000771252
EU(e2) 10,2500000028058
EU(e3) 10,833333332503116
 EU(e4) 0,99999998044359
 EU(e5) 0,249999990318429
 EU(e6) 0,833333332986967
EU(e7) 11,1000000044397
EU(e8) 10,3500000189234
EU(e9) 10,933333334463896
 EU(e10) 1,100000000117325
 EU(e11) 0,3499999936235326
 EU(e12) 0,9333333328665958
 Le nombre de cibles = 1

La cible < e7 >

2. La sensibilité de calcul en variant le tableau des utilités des états

Dans ce test nous avons utilisé les valeurs suivantes des variables de priorité :

Alpha = 100.0	Beta = 0.1	Gamma = 0.1	Delta = 0.1
---------------	------------	-------------	-------------

2.1. Paramétrage 1

Nous avons utilisé le tableau des utilités des états

0	-2	-2
2	0	1
1	-1	0

Zone 1

Essai 1 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.8242050279820411	0.08150657488811161	0.09428839712984727	-402.1108668679892
e2	0.5831349361312825	0.36532162389487616	0.0515434399738412	263.08538730203736
e3	0.5242163838428153	0.262943337458344	0.2128402786988407	228.96266571705883
e4	0.6872875748583942	0.21941787070428306	0.09329455443732271	-50.95814080849413
e5	0.5553535159450036	0.22393438678235977	0.22071209727263663	140.5398695586514
e6	0.6878527910814609	0.10905123914141314	0.20309596977712596	-176.6292248170298
e7	0.9788972645347496	0.00992752714517342	0.01117520832007696	-705.9934678496938
e8	0.9206815526404076	0.053749176354899064	0.02556927100469332	-572.6617184442025
e9	0.8126702982352902	0.10855595500286053	0.07877374676184927	-355.1739097952340
e10	0.5907091143959329	0.2474511614358056	0.1618397241682615	117.91891185074292
e11	0.5565758889279542	0.06549571333826232	0.37792839773378356	-42.37983703579448
e12	0.5377130283371716	0.326832568672504	0.13545440299032438	283.31065667167013

Essai 2 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.864289455540386	0.09372920799565547	0.041981336450305995	-39.14939546113328
e2	0.8019793619033859	0.17382383904001092	0.024196799056603213	135.89450422499385
e3	0.9548685993336367	0.002685440406136229	0.04244596026022707	-265.29633030660875
e4	0.9549802362290529	0.038237111309486885	0.006782652461460148	-226.26753283174207
e5	0.9796284007072306	0.01985111070021445	5.204885925549352E-4	-280.92249684390526
e6	0.6020603483792663	0.09974129889073372	0.29819835273000006	321.8669822700499
e7	0.9468368219750345	0.044865031704350966	0.008298146320614574	-207.43012336145034
e8	0.9216496746749883	0.02667506407572562	0.051675261249286154	-192.7381159321244
e9	0.959616053867767	0.031003240733654125	0.009380705398578862	-240.51589243498665
e10	0.5786641106188282	0.08355586153187278	0.337780027849299	334.4526454905549
e11	0.940893627147751	0.005037912457943827	0.054068460394305184	-243.39950475561864
e12	0.838525431425202	0.08653948718314508	0.0749350813916529	-11.77354305813924

Essai 3 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.7033284235759153	0.26473931449749893	0.031932261926585825	98.92902440195212
e2	0.7126261192921236	0.003007674659086249	0.28436620604879015	-210.08417651210402
e3	0.6718441805078654	0.04003675506487535	0.2881190644272592	-110.00799991450504
e4	0.9860846851334792	0.0070216018001431355	0.006893713066377649	-603.6679590541125
e5	0.7817348422567205	0.20035630640167781	0.017908851341601695	-87.95883869674026
e6	0.5142811912706646	0.20975328365992488	0.2759655250694105	306.64093734769267
e7	0.5562634432311494	0.11490966113250156	0.32882689563634904	138.99113817992975
e8	0.7259323370839919	0.19808286156472954	0.0759848013512786	-9.07421638185042
e9	0.6142578535758779	0.049459681162964064	0.336282465261158	-17.53349231897664
e10	0.8373601877572407	0.03818966303217386	0.12445014921058538	-350.41422015106514
e11	0.8704141379226602	0.10177960163712152	0.027806260440218316	-327.96778047852536
e12	0.8651279003736708	0.08156226158362723	0.053309838042701965	-342.65615374324034

Essai 4 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.9688500190391058	0.010131822718647857	0.021018158242246288	-504.0249974469384
e2	0.6223604885554654	0.007302875886257304	0.3703366355582772	-6.013797025076656
e3	0.5339081182279148	0.1770564215593181	0.28903546021276705	312.78718952290046
e4	0.9978380140723446	0.0012890640422880272	8.729218853673615E-4	-556.8825287709024
e5	0.6312906448818087	0.07745792580631752	0.29125142931187376	61.02716363619038
e6	0.9463435774049822	0.050084672196484076	0.003571750398533746	-426.68741836202753
e7	0.9073142298054302	0.026059489115762613	0.06662628107880718	-395.4727937277137
e8	0.7637672886438345	0.1939089054264147	0.042323805929750824	2.1121748503210256
e9	0.7144056035218129	0.011436490025422241	0.2741579064527649	-131.99424631537795

Annexe 5

e10	0.8811126802901323	0.11129413378206665	0.0075931859278009885	-262.33419144568666
e11	0.6369159011946737	0.0305659288916742	0.3325181699136521	-0.1514643397799773
e12	0.5878210103377088	0.24471673457890586	0.16746225508338525	313.63175398384647

Essai 5 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.7029134108094443	0.1604626609847734	0.1366239282057824	48.1927358852281
e2	0.7867236836145943	0.04211456647528385	0.17116174991012179	-198.46395304430825
e3	0.7048214889092712	0.27914554213273707	0.016032968957991667	179.65358565002862
e4	0.5904525859235337	0.26830558047873343	0.1412418335977329	321.73212601689056
e5	0.9546006253143149	0.032334328638160895	0.013065046047524231	-439.702844023715
e6	0.7922824119855403	2.1256778887127902E-4	0.20750502022558848	-253.0048436309853
e7	0.9676304774537783	0.027029386516559062	0.005340136029662676	-463.381088191343
e8	0.9831489537288027	0.010858072273597918	0.005992973997599302	-502.8656040409751
e9	0.5035297420589587	0.43079643862846206	0.06567381931257918	624.3246619143933
e10	0.8409814440710429	0.14829509139090946	0.010723464538047603	-153.73001275473825
e11	0.5918588528917954	0.3556484801565033	0.05249266695170129	419.51646822238354
e12	0.8885070323421927	2.45550685052498E-4	0.11124741697275481	-383.9078741788444

Essai 6 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.6359825985099069	0.04710936935900271	0.3169080321310904	-8.719339629828937
e2	0.8013295201972479	0.15267571311589187	0.0459947666868602	-119.46357691335788
e3	0.9193264191128936	0.008469204902767	0.07220437598433938	-447.1277257712561
e4	0.6493544143168766	0.2611063245036804	0.089539261179443	215.7736526260096
e5	0.83484265522615	0.043417502805415155	0.1217398419684349	-288.9645010058164
e6	0.7715267089731751	0.13126385587011016	0.09720943515671476	-101.57292444336872
e7	0.9207096399217455	0.03870022215994051	0.040590137918314007	-415.4823887088023
e8	0.8163672756526986	0.10354781301586125	0.08008491133144015	-195.55316554309957
e9	0.8131189566340311	0.18590402696027286	9.770164056960712E-4	-98.78651469398392
e10	0.8289384573901768	0.04257058225124433	0.12849096035857885	-281.4308965320522
e11	0.5204626978658308	0.1216304162927	0.3579068858414693	233.42183655537065
e12	0.6286388313265272	0.36444259458834694	0.006918574085125872	362.15421157328956

Essai 7 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.9823151753067085	0.0026360104500523737	0.015048814243239117	-502.91167537430033
e2	0.6016216656068858	0.23623891003526926	0.1621394243578449	297.93687478104266
e3	0.7013101554847243	0.03889946056096057	0.2597903839543151	-64.50462321282976
e4	0.9266512964737175	0.050297065977139316	0.02305163754914319	-370.2501407488114
e5	0.8263467203058776	0.13635520328946674	0.037298076404655656	-131.12304143894926
e6	0.6638558326355857	0.20338582215791445	0.13275834520649987	173.77757257298572
e7	0.9215143308551415	0.00429359821200459	0.074192070932854	-413.64033519309805
e8	0.5621045456542572	0.3219330603948153	0.11596239395092757	450.81421858245585
e9	0.7767090335671183	0.011173938073573031	0.21211702835930868	-200.88839990722158
e10	0.8826324923719309	0.0831940124594448	0.03417349516862431	-270.5546955172572
e11	0.5031203670581048	0.10954682912875358	0.38733280381314156	288.1987377063306
e12	0.9940545899940127	0.0021683322660093207	0.003777077739977917	-520.3908450643148

Essai 8 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.8096002672281021	0.05497968144543964	0.1354200513264583	-211.91102838077882
e2	0.9670560271621437	0.015168189981121767	0.017775782856734534	-479.4399069714327
e3	0.7743822452781493	0.14841624515325094	0.07720150956859984	-57.72111859902634
e4	0.8858150013047136	0.02432801653546611	0.0898569821598203	-353.65596519341193
e5	0.6107014472545776	0.1302080335419712	0.25909051920345116	148.87013768653378
e6	0.5976089703161962	0.08499794967817119	0.3173930800056326	115.31912227731709
e7	0.8745728291943462	0.04020057518349196	0.08522659562216182	-319.8900062806015
e8	0.6420743768960573	0.07634095381344819	0.2815846692904945	44.75767855008462
e9	0.7783171709770451	0.16683223259884816	0.05485059642410677	-42.4900904401793
e10	0.6372349778933619	0.3615465971331975	0.0012184249734406162	375.4449926356456
e11	0.7543811121419699	0.21236035981713453	0.03325852804089554	42.215088502472554
e12	0.9506830300629314	0.03745584638846666	0.011861123548601912	-431.34570543034965

Essai 9 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.6605801115310999	0.039110747130990046	0.3003091413379101	-209.88546933834482
e2	0.551192428431743	0.21456825111450548	0.2342393204537515	144.84446178168764
e3	0.5300996243194257	0.15379894447458028	0.316101431205994	104.97702552294686
e4	0.5185619738841001	0.4569972796786239	0.024440746437276006	469.1885430172633
e5	0.5474222613303598	0.07229626922919116	0.38028146944044905	-12.86487931809188
e6	0.7876320879931886	0.19890929444485728	0.0134586175619541	-212.61780411619384
e7	0.9748054360148721	0.011036626860087217	0.014157937125040645	-696.2170187366185
e8	0.8161873125348367	0.022019949683048656	0.16179273778211473	-452.06371520784546
e9	0.5630162583454713	0.24072634819351313	0.19625739346101553	158.18953528390375
e10	0.9958516241065661	0.001506003730254446	0.0026423721631793733	-737.9582890847864

Annexe 5

e11	0.5547374570821295	0.42618332882575016	0.01907921409212027	382.0303391763882
e12	0.7701032902890745	0.07184539820688451	0.1580513115040409	-329.65671877796035

Essai 10 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.7293897310433981	0.2604221344647444	0.010188134491857515	-66.64553850887114
e2	0.58418027559564	0.13275997056106514	0.28305975384329485	-9.948368801754441
e3	0.5440736809818516	0.2882150143274352	0.16771130469071327	222.87549414561363
e4	0.9679169000720111	0.010701186098512954	0.02138191382947585	-684.0427309705283
e5	0.7969158679247459	0.02114795029186917	0.1819361817833849	-430.4898397925981
e6	0.7444468604805818	0.15845558721975292	0.09709755229966521	-202.7711708449517
e7	0.8763109059794905	0.03644792502797656	0.08724116899253294	-524.875660400018
e8	0.5652274470250582	0.42458760822432107	0.010184944750620728	349.72840756807
e9	0.5623833971077798	0.42991271825039956	0.007703884641820583	359.8375091735279
e10	0.6949840601356283	0.21803609410190683	0.08697984576246492	-66.19967473283396
e11	0.5154506153436429	0.20768534838601527	0.2768640362703419	169.60256857212607
e12	0.7089439205152991	0.14940465391646596	0.14165142556823498	-163.2438640637513

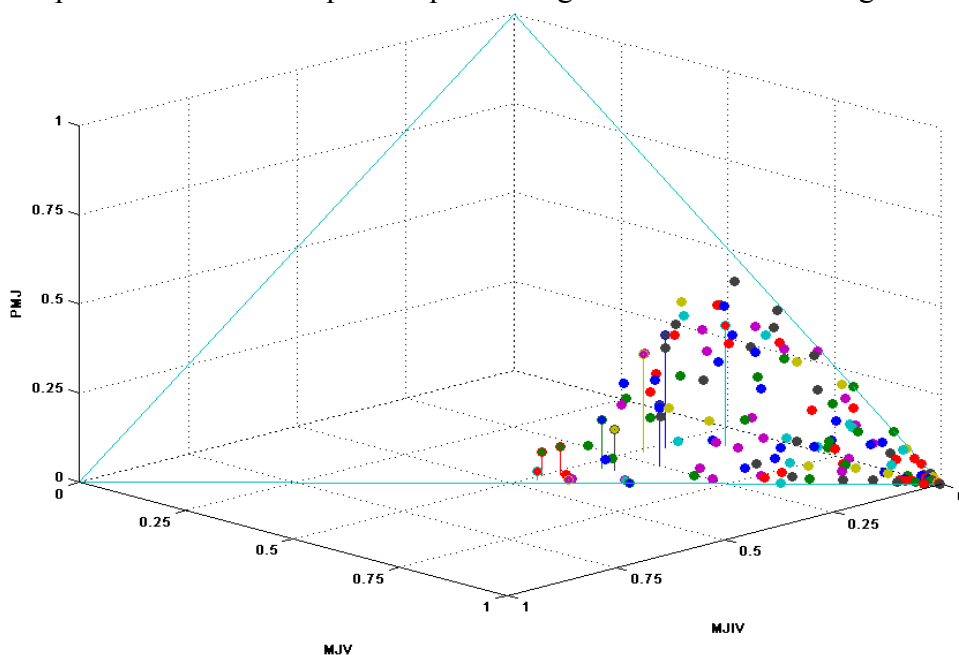
Essai 11 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.5203489397530163	0.14037840944186075	0.3392726508051229	181.62377115237678
e2	0.5191222252218435	0.16443113383244656	0.31644664094570996	210.92440844692737
e3	0.7551937540272773	0.044367589483094	0.20043865648962866	-269.02846474939133
e4	0.9164435290731547	0.07454531338015397	0.00901115754669135	-475.7902241926133
e5	0.8184750606127864	0.1665572881701611	0.104967651217052458	-226.175864551333
e6	0.6011258688202112	0.2554500957765756	0.14342403540321313	196.05491695557293
e7	0.9793476776187835	0.018652425051138954	0.001999897330077499	-632.4617776068244
e8	0.9750243746249968	0.0017282669297813413	0.023247358445221855	-644.6464305456143
e9	0.6125569832249456	0.1661361910082374	0.221306825766817	77.80870587701475
e10	0.7865258650413085	0.1229483345220116	0.09052580043667995	-227.1468258458774
e11	0.5416484692560528	0.025755448149880067	0.4325960825940672	19.585435418994166
e12	0.5511054454157664	0.06657576248077501	0.38231879210345854	52.86065308855905

Essai 12 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.5419410955947397	0.27680452687809953	0.18125437752716078	325.75333389149
e2	0.5188004775585866	0.40410984798378746	0.07708967445762593	503.6587269329857
e3	0.5482015314867932	0.37055042720608594	0.08124804130712082	424.466005875865
e4	0.82362705672524	0.08577824195457201	0.09059470132018799	-283.75271395213304
e5	0.6710385826877385	0.10078889991868133	0.22817251739358013	-53.30496431796837
e6	0.8293585008371265	0.09350435267541705	0.07713714648745651	-283.2495760506972
e7	0.9507438462086684	0.03035035821072507	0.018905795580606576	-526.2266006774287
e8	0.5811048926959667	0.18992549441124063	0.2289696128927927	172.47740236253912
e9	0.8676369800270165	0.09174444440083307	0.040618575572150456	-339.37595351134996
e10	0.6827774485150904	0.050161836205099064	0.2670607152798106	-126.70422728935046
e11	0.9839307463425344	0.006563895642325734	0.009505358015139872	-600.3197067423091
e12	0.8467906479913606	0.041197859640801804	0.11201149236783757	-366.21076001230654

Le schéma représentant ces essais pour ce paramétrage est comme dans la figure ci-dessous :



Zone 2

Essai 1 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.0594244495342381825	0.7137130853003248	0.22686241935729334	138.91385896668953
e2	0.18351825529199617	0.8042500009292174	0.012231743778786441	80.22594395668375
e3	0.12322578655372932	0.6048506557022959	0.2719235577439748	-75.15058847320506
e4	0.11857269624132892	0.7213925455365513	0.16003475822211977	69.3925608255463
e5	0.26257457617282	0.6694501228532732	0.0679753009739068	-185.91211796938683
e6	0.08884321659069876	0.7411918511325526	0.1699649322767487	132.54858006080212
e7	0.20165875795663712	0.7179705550329787	0.08037068701038425	-46.024164308709715
e8	0.23438795511986732	0.7578088221927317	0.007803222687401019	-43.54810772606788
e9	0.09409466783003362	0.8361624303362063	0.06974290183376011	238.8289861194903
e10	0.2459146310848369	0.5359640682635012	0.21812130065166188	-320.0374093222413
e11	0.3445950890285405	0.5937155897023483	0.06168932126911114	-386.1596094475965
e12	0.15164722950697707	0.8073272164737404	0.04102555401928256	127.04272111650334

Essai 2 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.09408416275805202	0.7888307225682702	0.11708511467367777	138.47626029172898
e2	0.4354674234983922	0.5116630244821391	0.052869552019468746	-654.2785367318058
e3	0.2553716397347569	0.5138857968097983	0.23074256345544475	-404.61607448795326
e4	0.05719860941712637	0.901743650738453	0.041057739844420627	322.84503147502346
e5	0.30614175710889435	0.5739510789517768	0.11990716393932888	-403.51863201020046
e6	0.18516958657565838	0.7979311198168699	0.016899293607471666	25.416194382401045
e7	0.13333186895727434	0.802113154856291	0.06455497618643465	101.24256256154922
e8	0.050947964106655586	0.8608532872540426	0.0881987486393018	282.56201778295554
e9	0.1484418549563261	0.5934007802808782	0.2581573647627957	-166.67425218843732
e10	0.09407827511152134	0.8487414293684563	0.0571802955200224	209.8134207368753
e11	0.06854864991170728	0.5225619672666868	0.4088893828216059	-144.91619988639104
e12	0.0037105447038113804	0.9397669531232984	0.056522502172890204	440.61587513062113

Essai 3 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.05113988236360112	0.7200241152006257	0.22883600243577318	-26.85386602191784
e2	0.13836154244954263	0.829109227817745	0.03252922973271244	-8.445750314809175
e3	0.0813923172152879	0.7550758387876009	0.16353184399711118	-23.38993646950985
e4	0.039770369159770384	0.9555061768009949	0.004723454039234687	269.0332891355597
e5	0.359425504296685	0.615641248632812	0.02493324707050304	-547.3627864902548
e6	0.05180449965400435	0.8726837503773992	0.07551174996859644	154.59081968403098
e7	0.002989531049766958	0.9799743268326355	0.01703614211759749	345.68408888042995
e8	0.018459731271022184	0.9573298870718596	0.024210381657118238	298.6637290402937
e9	0.14499473173085808	0.8471833953592517	0.007821872909890233	4.5702443306804525
e10	0.09064429405526264	0.8371731786615727	0.07218252728316465	62.61843185665248
e11	0.26655317897711805	0.730702299555423	0.0027445214674589385	-291.07727776829756
e12	0.21749672481394255	0.6302459389840327	0.1522573362020247	-345.5049293056675

Essai 4 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.30411812213597933	0.5216572532431587	0.17422462462086197	-426.1869459786942
e2	0.008913134148787458	0.8095559684699705	0.18153089738124206	309.7331825780111
e3	0.13370339483561158	0.7975352652615493	0.06876133990283917	128.87202771446482
e4	0.22641556536395155	0.7461606181934028	0.027423816442645577	-57.41834293658394
e5	0.012567585309403636	0.785641935553985	0.2017904791366114	276.130205595744
e6	0.13038927424616067	0.7380317277523543	0.1315789980014851	62.60587405293836
e7	0.054517344117103482	0.8905437161156644	0.0549389397133008	346.10939640163133
e8	0.27569981236712027	0.6021190684205902	0.12218111921228957	-293.4496146088245
e9	0.3132385696812099	0.6600215170638596	0.026739913254930484	-276.7512157159508
e10	0.16637853837235972	0.6926646835188456	0.14095677810879467	-39.323548149851376
e11	0.10049073976161138	0.7950196501720129	0.10448961006637572	170.4394265971282
e12	0.3218613943632753	0.5100901250267922	0.16804848060993247	-463.7545346032498

Essai 5 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.1694095722739239	0.8056562880946745	0.024934139631401564	29.623646117416683
e2	0.09417718278701295	0.8816729198850506	0.024149897327936487	224.08094220266048
e3	0.1297059192405782	0.6775683109593984	0.19272576980002343	-67.39558247425975
e4	0.06642424974734532	0.5277482796181387	0.40582747063451596	-160.0019446361548
e5	0.018349007476068078	0.9406958498104052	0.04095514271352674	398.9831816355463
e6	0.2932981545563665	0.6753165042484557	0.031385341195177885	-296.852815951971
e7	0.06449097411074045	0.8260684241328169	0.10944060175644262	198.85221047555524
e8	0.021723113897010538	0.7447061655525138	0.2335707205504757	159.78558856865902
e9	0.22354778484907312	0.7552371635601655	0.02121505159076142	-105.22933544013767
e10	0.1515282427445156	0.5143375683011191	0.3341341889543653	-290.7164009536227
e11	0.10712067310887652	0.7317039070928356	0.1611754197982878	27.809112670349805
e12	0.2575191861860837	0.5636505910070029	0.1788302228069134	-377.8412814013341

Essai 6 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.1123702300227023	0.7940307657976791	0.09359900417961864	142.27227457837398
e2	0.18541792349637426	0.7049055689085262	0.10967650759509961	-60.84091680881329
e3	0.05918877449223425	0.546270230502116	0.39454099500564976	-83.10313498252026
e4	0.33281302381247135	0.5408352673360578	0.12635170885147085	-451.44541865242786
e5	0.02845339058330474	0.9029381011951854	0.06860850822150988	383.4428144163039
e6	0.1541745779406883	0.7270207843837629	0.11880463767554872	6.971612068460217
e7	0.29250613283607674	0.5729586422934444	0.13453522487047884	-359.4052737091688
e8	0.017301412015202522	0.9753833674119525	0.00731522057284494	485.2139363104561
e9	0.0015653534209822961	0.9598432786097222	0.03859136796929556	487.5284850317257
e10	0.16617286158874423	0.8083291706040369	0.025497967807218882	87.30640661278903
e11	0.28846840488414105	0.5738212058559624	0.13771038925989648	-353.14237136301153
e12	0.404830305363436	0.5618529685453667	0.03331672609119729	-524.6977433876227

Essai 7 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.18609917252969685	0.7357223031026348	0.07817852436766837	-81.26274553684561
e2	1.4398922993024111E-5	0.6403017554332799	0.359683845643727	57.97526035264218
e3	0.1614736056222134	0.8021198965215728	0.03640649785621375	31.31215109723007
e4	0.07869071321439092	0.5455186152605084	0.3757906715251007	-160.76147118531367
e5	0.0411408780131302	0.8565727794711642	0.10228634251570567	261.4032726157907
e6	0.0817965900223511	0.7387315953150243	0.17947181466262463	65.32767522332188
e7	0.005594244271595938	0.7927629129291789	0.2016428427992252	233.5614750794948
e8	0.026203773973930033	0.9448220751490626	0.028974150877007377	387.64833111271264
e9	0.005604103365665636	0.9619075540001878	0.03248834263414662	436.41025581378835
e10	0.4152487984051214	0.5755015581809634	0.009249643413915239	-588.9470699154001
e11	0.28275816977261503	0.5690311903437036	0.14821063988368136	-411.22850495543025
e12	0.30388700510896605	0.5304453330875738	0.16566766180346013	-485.61419632289403

Essai 8 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.1599149994151303	0.7805149955950265	0.05957000498984322	-85.06147598278494
e2	0.2620558920673059	0.733575952814097	0.004368155118597006	-281.01566553144426
e3	6.342059263342399E-4	0.5487983879915435	0.4505674060821223	-147.7480914130515
e4	0.05640388019879266	0.8754591391864179	0.06813698061478946	168.77825589634813
e5	0.026354289215924368	0.9691893569263641	0.004456353857711481	321.61630601584193
e6	4.72763995220283E-4	0.9621691235255538	0.037358112479225825	348.3892311217637
e7	0.12539250059358054	0.5584473337641156	0.3161601656423038	-301.5469997411856
e8	0.033068182058805795	0.91599995567488	0.0509318223737062	249.02783270522377
e9	0.09446868353706783	0.685134188694384	0.2203971277685482	-109.42516803595208
e10	0.2629876503911539	0.6340442351749533	0.10296811443389281	-399.05065293305233
e11	0.010760698496376508	0.9876862542305075	0.0015530472731159891	365.07965341709223
e12	0.14886647238330186	0.5869289681192658	0.2642045594974324	-299.3962272709475

Essai 9 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.009072391968526336	0.9877420427522003	0.0031855652792732725	482.6131275300895
e2	0.19789964066940777	0.7318952891623072	0.07020507016828503	-73.3179396593041
e3	0.03229678564719001	0.7434676354751439	0.2242355788776661	159.41243963338866
e4	0.25675964285971925	0.7219251822493724	0.021315174890908395	-164.14809143464254
e5	0.18291465046293703	0.7904533962174982	0.026631953319564694	15.80708892364919
e6	0.17127765990029548	0.6157654650361601	0.21295687506354444	-175.17887578156092
e7	0.012029855387622246	0.786213091130257	0.20175705348212084	237.19909235720024
e8	0.30686156958201105	0.5324673478050738	0.1606710826129152	-453.38250124070964
e9	0.19134212253769312	0.7083981626976179	0.10025971476468895	-92.13735862888325
e10	0.05122443027148815	0.9484550630392589	3.205066892529893E-4	379.60928356091335
e11	0.12578299659525072	0.6565472433065569	0.21766976009819242	-66.82090029609117
e12	0.3824461076817842	0.6051563100175782	0.012397582300637554	-470.81530183843597

Essai 10 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.010016715627140292	0.7725227637351939	0.21746052063766586	120.9373751896178
e2	0.1049147701589702	0.7808719596972258	0.114213270143804	7.705663268848184
e3	0.4521018699903289	0.5257437655491792	0.022154364460491793	-752.8152754657874
e4	0.006984620084100538	0.9818318114531182	0.011183568462781346	375.76514433091916
e5	0.10777948523547536	0.6059058844557126	0.2863146303088121	-204.21394743277324
e6	0.034272919726018924	0.9242779374532012	0.04144914282077994	271.11648744182503
e7	0.010895631576433473	0.928086664302823	0.06101770412074351	306.4128189007847
e8	0.4060054226429548	0.5119365251565868	0.08205805220045838	-706.7037998122178
e9	0.14810569784589012	0.7829661435691275	0.06892815858498239	-46.3075583938753
e10	0.11313033930668881	0.8613837520251589	0.025485908668152247	92.73634986584557
e11	0.040756141059021034	0.9583500411454136	8.938177955654149E-4	303.42419190669943
e12	0.0564663958683429	0.7915805998500799	0.15195300428157718	83.65967413278531

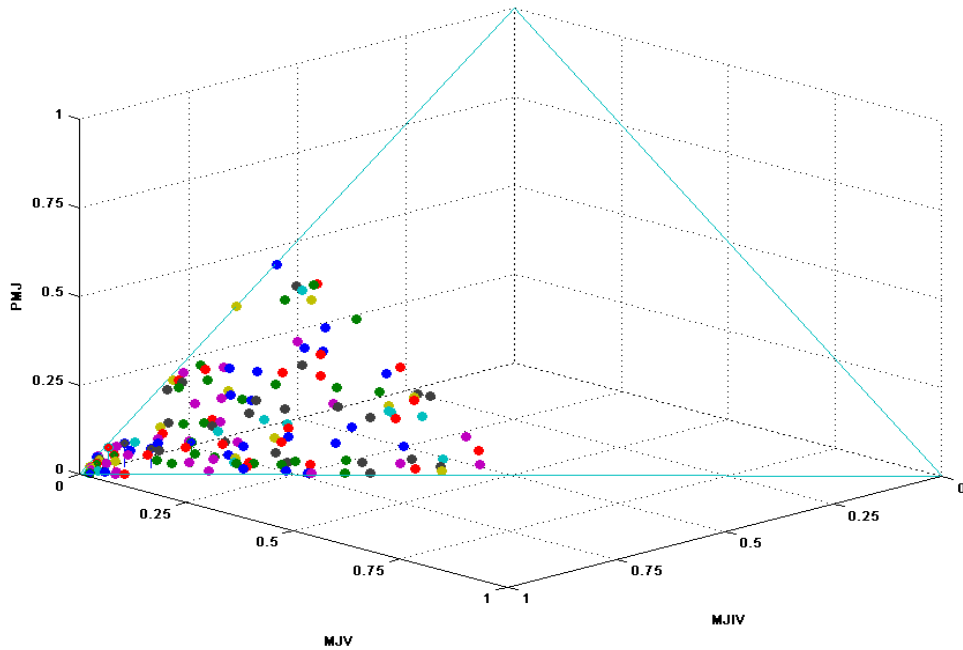
Essai 11 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.1230126611945544	0.7172646191676778	0.15972271963776774	44.07100284371336
e2	0.4085876570975092	0.5732463469176311	0.018165995984859684	-514.8152947373858
e3	0.047355182839719914	0.8425993265925261	0.11004549056775392	294.94871687710474
e4	0.22551067146936282	0.6287596767892698	0.14572965174136732	-199.01310305300854
e5	0.04726961971475234	0.5486056430112671	0.40412473727398057	-56.49759423948535
e6	0.018069015681076512	0.7839210824898379	0.1980099018290855	263.7299313439389
e7	0.017821467595540152	0.9155172091054535	0.06666132329900636	421.9564974232803
e8	0.367565568364015	0.5991796899204835	0.03325474171550149	-427.8444631088396
e9	0.13925080928843003	0.6251386445550685	0.23561054615650143	-86.95904718977499
e10	0.2027232517776859	0.7498222660773787	0.04745448214493542	-25.259924018794663
e11	0.3347260433958005	0.66245732088567	0.0028166357185294847	-308.89332654652526
e12	0.06604764862151402	0.8821414201172795	0.051810931261206485	317.0351854671321

Essai 12 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.08732054919668099	0.8011644536854237	0.11151499711789536	64.76211876649222
e2	0.11053274168080485	0.845745062911027	0.04372219540816813	86.93204482506235
e3	0.20267696501935337	0.609428870560961	0.18789416441968565	-315.37575644687263
e4	0.3042283745631711	0.6909380071059759	0.004833618330853051	-355.8874839879177
e5	0.07349968032689094	0.8963489961556002	0.030151323517508932	196.3721544498594
e6	0.1370480272755623	0.8245018992411417	0.03845007348329599	26.303601846499987
e7	0.008274106749224686	0.9692152582689387	0.022510634981836572	370.32209103464083
e8	0.2351601313261925	0.7372185127935077	0.027621355880299812	-208.19258471976946
e9	0.1896612867526769	0.7870476752034801	0.023291038043843013	-88.25096024455388
e10	0.04645593888129851	0.7521264634882683	0.2014175976304332	60.03318717802722
e11	0.04852037625763006	0.5768298818696654	0.3746497418727045	-152.2514396611773
e12	0.02005949472297286	0.7937706986288682	0.1861698066481589	144.40851134797776

Le schéma représentant ces essais pour ce paramétrage est comme dans la figure ci-dessous :



Zone 3

Essai 1 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.22383898224274287	0.05071764813980595	0.7254433696174512	-389.6616482061627
e2	0.15968783205728376	0.09471362817969287	0.7455985397630234	-213.522916034638
e3	0.09557389786198944	0.1319138690149707	0.7725122331230398	-45.671001243342744
e4	0.08308431074029876	0.3717395897240562	0.545176099535645	264.05463304519526
e5	0.04204799353585909	0.3507506461051155	0.6072013603590254	318.5361636997345
e6	0.1991274217680233	0.03582996629420243	0.7650426119377742	-359.43712251365923
e7	0.385345430034963	0.0991872003369498	0.5154673696280871	-649.3968369518891
e8	0.07295665749032443	0.3862527742868999	0.5407905682227756	301.1795173462847
e9	0.39064933952481584	0.0760064587850509	0.5333442016901333	-686.8208344732896
e10	0.028768323782851213	0.13387813282343075	0.837353543393718	84.76502829020046
e11	0.2344379432942736	0.1290101171148206	0.6365519395909058	-318.2074985395177
e12	0.021446992901755335	0.28904969056656765	0.6895033165316771	284.6037698500427

Essai 2 :

Annexe 5

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.3237629406553693	0.03918740787139652	0.6370496514732341	-515.9310018813742
e2	0.13663546517194664	0.15016214126759775	0.7132023935604556	-14.128506528128582
e3	0.1439635419350274	0.09292656441778813	0.7631098936471845	-96.37674931509127
e4	0.1312476968713072	0.008024619622463036	0.8607276835062297	-172.23746125288972
e5	0.2073543987544977	0.021570712311767215	0.7710748889337351	-305.74793711875736
e6	0.2980258972429967	0.11759872068327137	0.584375382073732	-372.9558851450968
e7	0.2234422550058972	0.2023968369249624	0.5741609080691403	-124.27521428635328
e8	0.20050358392257095	0.01841962884849577	0.7810767872289333	-295.7600608660248
e9	0.0058881165375682665	0.21760187184415028	0.7765100116182815	322.89095887415215
e10	0.2528445193965242	0.13375607248304314	0.6133994081204327	-263.70636365518453
e11	0.1148275283203053	0.21602769516232187	0.6691447765173728	107.08632716222974
e12	0.18386072706369605	0.27496229202568906	0.5411769809106148	40.098767808905905

Essai 3 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.1809326410523133	0.14050328558166303	0.6785640733660236	-226.54165923568894
e2	0.2104401709596417	0.13715296519004028	0.652406863850318	-290.985003579377
e3	0.016716382284518407	0.02485878952038556	0.958424828195096	-32.076876739347426
e4	0.13979405235403078	0.20813347992857256	0.6520724677173967	-62.487718960440816
e5	0.06783584012022083	0.15207751602922837	0.7800866438505508	17.05367906702577
e6	0.2724540287407219	0.07435271380227404	0.6531932574570041	-492.1998861314437
e7	0.04628060794997235	0.3449659375734294	0.6087534544765982	291.46505184647185
e8	0.12266713856055456	0.16165876603430426	0.7156740954051412	-82.5988410108389
e9	0.12281228936562139	0.12865959265239335	0.7485281179819853	-122.02963986306804
e10	0.04723437694103849	0.05734514511903359	0.895420477939928	-54.36533254406322
e11	0.1040787858674479	0.19401818502244966	0.7019030291101025	-6.410236935828834
e12	0.053474542097303956	0.04782000735090574	0.8987054505517903	-78.3050762662483

Essai 4 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.0011929966456410274	0.08176506508820691	0.9170419382661521	122.57325395980979
e2	0.1887496580023828	0.026331381892839678	0.7849189601047775	-321.8908441955639
e3	0.08987665250856214	0.02045827066726924	0.8896650768241686	-128.74859697705688
e4	0.2799830098517082	0.195417638459376	0.5245993516889158	-310.10016958231677
e5	0.016923083187422434	0.3376452527001931	0.6454316641123845	397.5127228208944
e6	0.3276547592831144	0.07330337205541093	0.5990418686614747	-551.4956287688326
e7	0.02159840234675403	0.024980469478535956	0.95342112817471	13.771046688771094
e8	0.20253676301428725	0.07466524547765856	0.7227979915080542	-292.8239807117973
e9	0.028483656407597424	0.2598701322180414	0.7116462113743611	281.17825065664647
e10	0.18946594886679657	0.1295096289917522	0.6810244221414512	-201.4134398094634
e11	0.0220264202332360566	0.1764854456794196	0.8014881340882198	194.21228860476958
e12	0.2992295800901431	8.607005001280974E-4	0.6999097194097288	-577.5146533196237

Essai 5 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.08720155508717214	0.08327212586271049	0.8295263190501173	-205.4051722958675
e2	0.1363063081621233	0.1533922796745042	0.7103014121633725	-218.08223729652855
e3	0.11736060737251129	0.3201976823272745	0.5624417103002142	17.33300983957406
e4	0.1716603092329432	0.0061640693285860415	0.8221756214384708	-461.7666284157365
e5	0.1545448676027509	0.3319497932143314	0.5135053391829177	-42.50208538816332
e6	0.03683320574208552	0.1624306549060286	0.8007361393518859	-13.068788073678206
e7	0.07134485676464397	0.371034875551641	0.557620267683715	168.78633170573494
e8	0.02073793968297233	0.15556298145547748	0.8236990788615501	10.103874747164355
e9	0.007066680496176758	0.3569658194824343	0.635967500021389	278.2036021114809
e10	0.08656705080309668	0.10971904952725933	0.803713899669644	-172.66321199485492
e11	0.11462358721707244	0.3243632221495695	0.5610131906333581	27.631951358226615
e12	0.21239201704725708	0.2077166285514342	0.5798913544013088	-303.89774713480483

Essai 6 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.2867817473112941	0.06525150303223426	0.6479667496564717	-556.0833302492031
e2	0.04813658102712146	0.1338104708036314	0.8180529481692471	11.693569504711377
e3	0.0016812035349656744	0.1185826210857307	0.8797361753793036	87.06400168505888
e4	0.07766688717996074	0.41174666211129896	0.5105864507087403	283.321055056937
e5	0.012699290121494837	0.4282913461573026	0.5590093637212026	436.0230501462315
e6	0.21406308093174217	0.25225049869090477	0.533686420377353	-186.53334077170507
e7	0.043185460758605076	0.04351773452653318	0.9132968047148617	-86.09834881038887
e8	0.1240077524473433	0.07371411765192824	0.8022781299007284	-213.34510782067014
e9	0.09046747131501498	0.012929182545194819	0.8966033461397902	-217.76220398273222
e10	0.16336976482642807	0.17556230919752056	0.6610679259760514	-172.80828912883794
e11	0.021528487023985687	0.003617874325945355	0.9748536386500689	-90.60324772024705
e12	0.17566505653087572	0.06040242218131311	0.7639325212878112	-334.16929401365087

Essai 7 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	4.5190269152889064E-	0.008270220015960561	0.9912778772925106	-0.033684507126054086

Annexe 5

	4			
e2	0.14771446346725506	0.029031230363124272	0.8232543061696207	-268.8096676602745
e3	0.09614048785646634	0.12118781210878915	0.7826717000347445	-55.727329908098
e4	0.06627876962333726	0.17789200563532737	0.7558292247413354	71.71482732937557
e5	0.42450900034803357	0.017715269102499098	0.5577757305494673	-845.6212521494142
e6	0.00916445286365617	0.07821713989883661	0.9126184072375072	66.48949930538402
e7	0.3313636923537314	0.013658572400167037	0.6549777352461016	-658.810916433845
e8	0.06634825043682713	0.17776763997901335	0.7558841095841595	71.55195596310341
e9	0.11318992799362393	0.2186880300814735	0.6681220419249025	26.01461582751199
e10	0.12251837849877667	0.3383364274776426	0.5391451940235807	149.1857248005017
e11	0.15676638246342067	0.27681544757394577	0.5664181699626336	6.4576872307666235
e12	0.03879080451799033	0.2083022666866919	0.7529069287953177	163.26895578594394

Essai 8 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.01971361126125108	0.1430140237577726	0.8372723649809763	147.16160760890216
e2	0.05607283697212358	0.1216629916813724	0.822264171346504	47.57115340548398
e3	0.11138454776649799	0.03929239034524723	0.8493230618882548	-163.2808926060784
e4	0.08787123442771005	0.1308818730388429	0.781246892533447	-6.3508112579452245
e5	0.2733841593814177	0.15957267212859305	0.5670431684899893	-355.4876721153271
e6	0.02904424173771553	0.06778445901675323	0.9031712992455312	38.01946825085588
e7	0.004453832679682246	0.047567170794869364	0.9479789965254484	63.752390775385265
e8	0.3233127362127882	0.14040799889717392	0.5362792648900379	-481.98528600828513
e9	0.10311783382305817	0.07785415544445905	0.8190280107324828	-100.44751391540058
e10	0.22653589158681187	0.09387046642042342	0.6795936419927647	-335.2366137497868
e11	0.09779236423741433	0.1430934265276363	0.7591142092349493	-12.084092036364837
e12	0.1753853758299686	0.1894284255122084	0.635186198657823	-116.71931841855076

Essai 9 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.46202539379362045	0.0257722557065736	0.5122023504998059	-891.8922919540694
e2	0.06920362937306848	0.040846713237520316	0.8899496573894112	-60.54027303523799
e3	0.16567312322609332	0.11752792631267606	0.7167989504612307	-166.78716973217615
e4	0.07571844979931623	0.2117967042523472	0.7124848459483366	130.03149140512414
e5	0.22793995830116445	0.00613078694322348	0.7659202547556121	-426.7678296185495
e6	0.02711160947622305	0.1740300056202585	0.7988583849035185	184.2724689009833
e7	0.019388764766577804	0.07564696590552077	0.9049642693279014	82.3525941921771
e8	0.20450941059347372	0.13073464858902234	0.6647559408175039	-231.31929350041537
e9	0.16711687231989913	0.09887708642412499	0.7340060412559759	-191.73075486673906
e10	0.10501616300391459	0.03403314823490065	0.8609506887611847	-141.5048229058698
e11	0.0428074905500202	0.3514501540331132	0.6057423554168666	364.4476871613747
e12	0.01080999435762886	0.00516408783204575	0.9840259178103253	15.110256685071363

Essai 10 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.08261368870859864	0.41674222873642386	0.5006440825549775	298.21311368410306
e2	0.11789806585446384	0.017166384092425324	0.8649355500531108	-249.81223780068785
e3	0.15511736891084155	0.028051125187223303	0.8168315059019351	-312.82648970243326
e4	0.010795936670325836	0.24494837897725208	0.7442556843524221	240.30738146975727
e5	0.04245757152926177	0.32377268955581073	0.6337697389149275	269.83938471734564
e6	0.22284809761286256	0.09227719313233007	0.6848747092548073	-376.310969426552
e7	0.03861934390338628	0.06529180197117339	0.8960888541254404	-31.186523275769105
e8	0.006289066768930707	0.06332155038537314	0.9303893828456962	31.780350022467246
e9	0.33583307231719794	0.04750221780478281	0.6166647098780192	-663.0183514225669
e10	0.018269365532447734	0.09111206692690213	0.8906185675406502	40.84350320799331
e11	0.2037560544138589	0.17968981390661887	0.6165541316795222	-233.75131989188708
e12	0.04681548746815034	0.028768695445522362	0.9244158170863273	-91.57414666009299

Essai 11 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.02965456962684205	0.46688562482696583	0.5034598055461921	642.612373125256
e2	0.3436432864337934	0.06200024297913625	0.594356689268293	-433.14798075635804
e3	0.2127733845305068	0.24711936184085448	0.5401072536286388	33.84857763428636
e4	0.3604144092567261	0.05168942503356133	0.5878961657097126	-477.2972220146562
e5	0.2002108665990278	0.030540739602594624	0.7692483937983776	-197.93902919422726
e6	0.40547318385131786	0.05929092390396096	0.5352358922447212	-555.0372809495391
e7	0.14001070739414312	0.1170260217247082	0.7429632708811487	17.834126437705436
e8	0.32295989191214325	0.1716292906198025	0.5054108174680543	-265.49428398988607
e9	0.04738413600086455	0.0021024400900572075	0.9505134239090782	53.593134699997336
e10	0.408637504408036725	0.0623634326601387	0.5289990632594941	-557.4540116300068
e11	0.249749444110981	0.19904308771835924	0.5512074681706598	-93.31531232582165
e12	0.27595151738335644	0.14567000468331037	0.5783784779333332	-205.91060727570357

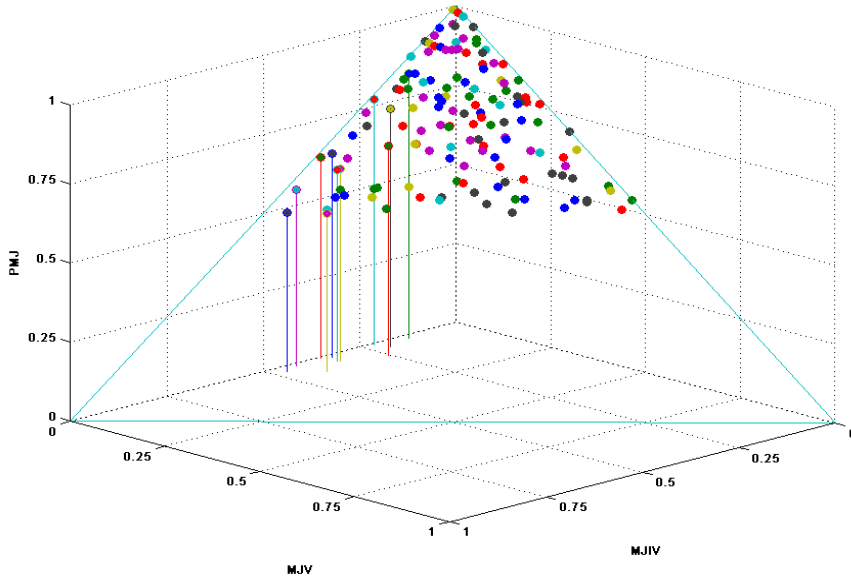
Essai 12 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.16799545152515338	0.03543306078643238	0.7965714876884142	-143.17642807148832
e2	0.46419660672104185	0.001205473089211484	0.5345979201897466	-792.7213795212135

Annexe 5

e3	0.41586643071132395	0.014559629975234412	0.5695739393134416	-676.631497271427
e4	0.12659065344495116	0.0897085804187735	0.7837007661362754	5.036773849526071
e5	0.1599777623952397	0.06228557918465438	0.7777366584201059	-95.29056799769796
e6	0.18861337701092606	0.0966539175634803	0.7147327054255936	-112.87436987596084
e7	0.07033533407940329	0.017993998123554414	0.9116706677970423	33.390526883032635
e8	0.31062817387184005	0.15268646107579	0.53668536505237	-297.6317215126983
e9	0.06597817872816003	0.013114248829021999	0.920907572442818	36.2996605200251
e10	0.0010920899554255348	0.006635889299932622	0.9922720207446418	158.25533692082445
e11	0.08026192338154847	0.25488382224184497	0.6648542543766065	295.63491291156606
e12	0.24680798432027085	0.03049117926759984	0.7227008364121293	-309.591696746292

Le schéma représentant ces essais pour ce paramétrage est comme dans la figure ci-dessous :



Zone 4

Essai 1 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.47685558944883355	0.3235069019512977	0.19963750859986873	-282.453864001438
e2	0.36664602398390816	0.21712361892664062	0.4162303570894512	-230.46059687827278
e3	0.02059745780851724	0.491398889611206	0.4880036525802768	630.7768878353286
e4	0.4085370760760098	0.49294705180963067	0.09851587211435953	23.1332136767096
e5	0.4923804136319385	0.009372940598717405	0.4982466457693441	-669.0856921559205
e6	0.3858794849076381	0.3217563413822848	0.29236417371007706	-139.28592107635632
e7	0.469877561232397	0.09475017966426402	0.435372259103339	-534.9084243837153
e8	0.35975713155256495	0.29761650348121405	0.342626364966221	-125.82837919834765
e9	0.3551670331957864	0.3032192874391846	0.341613679365029	-111.99358331083886
e10	0.48277455341161646	0.41619849144825527	0.10102695514012827	-185.2106877508768
e11	0.1577503526031031	0.4705874631668777	0.3716621842300192	394.0802950912639
e12	0.492444347750233	0.3059214163869898	0.20163423586277723	-327.77344522367275

Essai 2 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.4382195214649799	0.3955840466710959	0.1661964318639242	-182.87956670143512
e2	0.14536502624046577	0.4202304441125305	0.4344045296470037	307.3424274501376
e3	0.056519325706792745	0.4494605485807761	0.49402012571243115	479.02095471103394
e4	0.36694871712641325	0.26411278076942507	0.3689385021041617	-222.13046015891905
e5	0.3828164785376812	0.12661252229209602	0.4905709991702228	-406.9798266838943
e6	0.23900447245303202	0.3397970339031858	0.4211984936437822	66.90874131610826
e7	0.48199989489633843	0.18966009079927126	0.3283400143043903	-490.3658172689088
e8	0.4115675770516144	0.29604396127590643	0.29238846167247917	-255.53475710044495
e9	0.4879898559069666	0.4593986118722869	0.05261153222074649	-189.3981207744639
e10	0.2889326353630377	0.48446711233981055	0.22660025229715175	158.39736854628245
e11	0.49999126263586036	0.4988756264215526	0.0011331109425870567	-163.61517505031884
e12	0.4470497393420683	0.06419785920067766	0.488752401457254	-579.9140222728706

Essai 3 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.1961378242827183	0.47334951767075717	0.3305126580465245	249.16745860997662
e2	0.10713654778982068	0.40954876971484894	0.4833146824953304	319.1344244109687
e3	0.11538284404848131	0.4962314504053028	0.3883857055462159	408.8110469540984
e4	0.2528442292151681	0.28317400514532737	0.46398176563950455	-68.13218821255305
e5	0.4422022656986735	0.05833787221238795	0.49945986208893856	-642.3418212352872

Annexe 5

e6	0.3526096872244475	0.4249666931260619	0.2224236196494906	-67.6821993444405
e7	0.4790665625623379	0.2798916095897024	0.2410418278479597	-448.0042488131228
e8	0.4730427143599204	0.039061290899796264	0.48789599474028333	-715.532799974997
e9	0.4515746848094001	0.2919737435465263	0.2564515716440736	-387.80158770874914
e10	0.22637863268559238	0.3257979779744704	0.4478233893399372	25.504871197132616
e11	0.2323284526663532	0.35106564539984186	0.4166059019338049	45.40449754286101
e12	0.36410254840545336	0.2552237894163185	0.3806736621782281	-284.3556235812316

Essai 4 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.38775387873282896	0.3703772453526366	0.24186887591453443	-156.68937104968677
e2	0.3910209719990109	0.20024596774130649	0.4087330602596826	-359.6616828839069
e3	0.419975452592544	0.24552179541497532	0.3345027519924807	-354.5632784555223
e4	0.14263708307264483	0.4412022985943456	0.41616061833300955	325.66225449357525
e5	0.39948974982783025	0.14889811055348834	0.4516121396186814	-433.1712146933246
e6	0.2854705087283551	0.24988010061836818	0.4646493906532767	-130.22583640124685
e7	0.3634320141971633	0.2504328061105474	0.3861351796922893	-256.0879108300712
e8	0.4641157754436571	0.41042937075438995	0.12545485380195293	-237.05256689294788
e9	0.34202070083939773	0.3359903398028156	0.3219889597803207	-732.43667099275124
e10	0.4028250217550142	0.3634296188298478	0.23374535941513797	-189.63904849521282
e11	0.20344019736534807	0.2994180453097717	0.49714175732488025	60.27665345581818
e12	0.13737793581943647	0.38897824675339	0.47364381742717354	272.2492231605338

Essai 5 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.3637133599686832	0.3021772005840562	0.33410943944726057	-282.12355139324745
e2	0.31917412412005247	0.36220319178810007	0.31862268409184746	-140.4000343696939
e3	0.20884273881944054	0.33246210087519873	0.4586951603053607	1.1153577411887454
e4	0.4844179401231384	0.05210299552821468	0.46347906434864694	-766.4598323056973
e5	0.19501681908377	0.4588573768756119	0.3461258040406181	172.07450526534421
e6	0.4723751568795268	0.06487455968690437	0.46275028343356883	-732.3430892219219
e7	0.4329631725812084	0.41662316730438353	0.15041366011440804	-261.8848454622437
e8	0.017000127205461846	0.4957754370080984	0.48722443578643976	497.4273846372239
e9	0.49257955931035785	0.48288330148348213	0.02453713920616002	-283.7310611521391
e10	0.11915184675216722	0.42487701610378603	0.45597113714404675	252.36940108256613
e11	0.14609144772140392	0.45646747239021357	0.3974410798883825	247.17835170250237
e12	0.33815713947867393	0.4518832366339065	0.20995962388741957	-66.37568920513604

Essai 6 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.2764721071570021	0.4355240325355213	0.2880038603074766	171.31622778554083
e2	0.17017559030815127	0.47903073852834427	0.35079367116350446	386.4934373284523
e3	0.35222997584166615	0.4096098964435301	0.23816012771480377	23.006398657254522
e4	0.3918365072573685	0.30841810988252716	0.2997453828601043	-156.644162580993
e5	0.4734284142973576	0.09362861391301786	0.43294297178962454	-532.3953201366121
e6	0.2515364235887394	0.28344153296630614	0.46502204344495446	31.150443068768254
e7	0.3761518909725501	0.2974131687406083	0.3264349402868416	-144.76420938116235
e8	0.4742338022544108	0.027445503097787927	0.49832069464780127	-609.7302050348476
e9	0.48309915174859586	0.474338940563547	0.04256190768785717	-108.74006487345014
e10	0.45560044811919387	0.48671870464433153	0.0576808472364746	-50.7011447347395
e11	0.4423313975071161	0.4640130639781058	0.09365553851477809	-55.90651897950147
e12	0.43874623284995207	0.1284777535197702	0.43277601363027773	-438.07899037377547

Essai 7 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.04778487905865214	0.4563362503170336	0.49587887062431424	418.98214338837124
e2	0.07811999293187977	0.48938624797055474	0.4324937590975655	408.9862700075214
e3	0.16068116337587074	0.464888844692988	0.37442999193114124	244.59795175641284
e4	0.14284794201825712	0.4489206278506036	0.4082314301311393	254.90839221115948
e5	0.22221025532506689	0.3194914068879428	0.4582983377869903	-28.482083591861738
e6	0.4075253280160378	0.1328742406059178	0.4596004313780444	-552.8688293149744
e7	0.456690548765868	0.051984568412523635	0.49132488282160836	-728.0042938904421
e8	0.49728235980656055	0.036174308804313215	0.46654333138912624	-813.9846565020396
e9	0.4882509523329258	0.23678637989660967	0.2749626677704645	-567.9054309864309
e10	0.31652380172708444	0.3311579929270412	0.3523182053458744	-170.62631362124057
e11	0.3218500091942217	0.4898859758546935	0.1882640149510848	5.797301453478212
e12	0.2642181718519003	0.46109778181217964	0.2746840463359201	68.62096395336175

Essai 8 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.3149843758254786	0.351090926928509	0.33392469724601237	-193.27859902437308
e2	0.2508304791010784	0.32506261657090546	0.4241069043280161	-122.74831519536292
e3	0.17340477235730406	0.4026156425341553	0.4239795851085406	89.8504042250479
e4	0.26418315360138606	0.3112278416494712	0.42458900474914274	-159.9673993740621
e5	0.24765899051005702	0.44160317483771233	0.31073783465223065	19.086729245954302
e6	0.08991717616255013	0.438490764690801	0.47159205914664887	262.0630586551133
e7	0.28248084171534016	0.2418405914880472	0.47567856679661263	-269.8239905007297

Annexe 5

e8	0.2895342642812211	0.4654322840018225	0.2450334517169564	-19.114992147614885
e9	0.2548968325659158	0.4165529917894618	0.3285501756446224	-21.512208561745865
e10	0.2866438317044276	0.31804868392939445	0.39530748436617796	-187.18068806472093
e11	0.49391078746521627	0.4949677308792957	0.011121481655488041	-314.36772935760723
e12	0.49437903195823435	0.4947020381872249	0.010918929854540738	-315.3801471709405

Essai 9 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.08066001350995095	0.4688992257640637	0.4504407607259854	468.74888921042157
e2	0.3255540611804968	0.4632102248359482	0.211235713983555	77.32421479042569
e3	0.3385158873782963	0.46827015845130926	0.19321395417039444	62.59438172404862
e4	0.20740227242837944	0.43566583936125053	0.35693188821037003	231.85408012546304
e5	0.4784228019512371	0.04361320603974039	0.4779639920090225	-652.355327470184
e6	0.33952638377900923	0.23479192427322293	0.42568169194776784	-211.36710719972666
e7	0.4877460236090855	0.20547545246395482	0.3067785239269597	-480.51195511541005
e8	0.41822345490876134	0.12930893208688554	0.4524676130043531	-457.9441339915734
e9	0.4729165819059636	0.3767531236798408	0.1503302944141956	-259.3680344435072
e10	0.21230616562744736	0.29053539432515607	0.49715844004739657	53.184828362017015
e11	0.439197926682498	0.38201164659897113	0.17879042671853085	-199.08278033858528
e12	0.4322731621145145	0.4346692213261504	0.13305761655933512	-126.97136466496613

Essai 10 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.4153455820191716	0.3379547324014178	0.24669968557941058	-174.58181561263973
e2	0.3054978613239679	0.49192495519561036	0.20257718348042175	177.46173291324703
e3	0.12226383949809877	0.45433609147982873	0.4234000690220725	417.3293854355643
e4	0.2473908460361624	0.3820707195079987	0.3705384344558389	139.26298132109605
e5	0.3892158780206837	0.3134888303160954	0.2972952916632209	-162.01709297836715
e6	0.47902393801124	0.02191338096870299	0.499062681020057	-639.6554212681415
e7	0.36566066403884745	0.4577326928385251	0.17660664312262747	42.9939408115265
e8	0.4907135368331895	0.019791943098588838	0.48949452006822164	-660.1866824932247
e9	0.3466420521104867	0.24915506166792878	0.4042028862215845	-170.0846805490819
e10	0.4545002338799237	0.474181238758526	0.07131852736155025	-79.21411736720165
e11	0.3703658439917187	0.23037001036736982	0.3992641456409115	-229.02891814120017
e12	0.4988821024949866	0.4770526362169589	0.024065261288054474	-147.08176230043

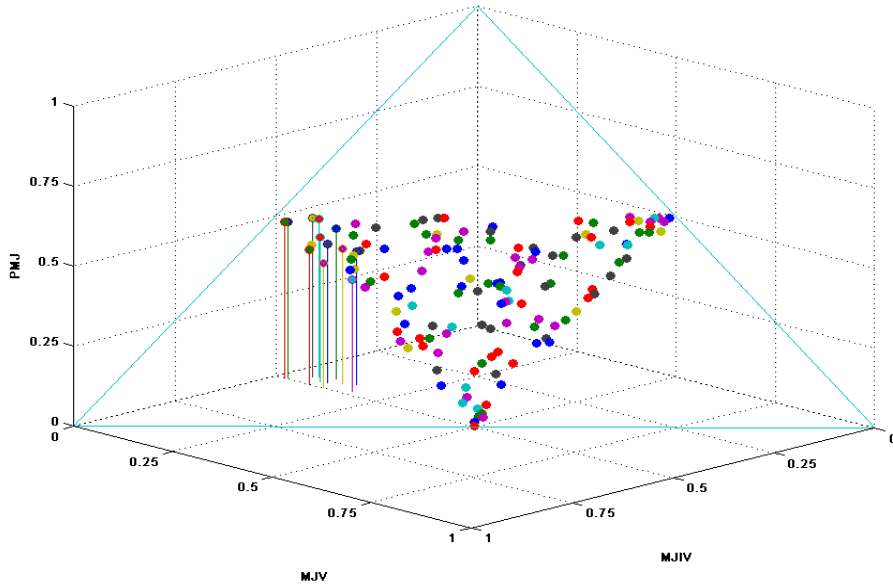
Essai 11 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.1878254629998274	0.32060716703949044	0.4915673699606822	145.83805060769282
e2	0.14556586526951887	0.43545105958154084	0.4189830751489403	349.76115777668247
e3	0.20935481871482708	0.29261991478809635	0.49802526649707657	78.11511148082718
e4	0.35915799306214496	0.21484770995761976	0.4259942969802353	-256.14682511305386
e5	0.48400073150799305	0.30516308991718333	0.21083617857482362	-357.7211334946762
e6	0.4874347299374223	0.11073126556999158	0.4018340044925861	-587.2315550244618
e7	0.48797668783830594	0.15096150135571834	0.3610618108059757	-541.5954013251851
e8	0.4373362702159044	0.09430140055745617	0.46836232922663945	-523.7317083250764
e9	0.48983766417565294	0.1934768198323451	0.31668551599200195	-495.75281207597277
e10	0.3844329586966492	0.4804352184338275	0.1351318228695233	11.094082823705776
e11	0.09806187472367472	0.4677469111063386	0.4341912141699867	464.5968306524228
e12	0.3262578257749973	0.43319227863473286	0.2405498955877674	52.4650708973395

Essai 12 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.4226685197591836	0.2362564396022926	0.3410750406385238	-300.4095095691698
e2	0.1806555168269836	0.33543733261953684	0.48390715055347955	207.0694674915162
e3	0.08147886784592723	0.4986123190315049	0.4199088131225679	559.1643265396697
e4	0.45379589052906044	0.30702479104280345	0.2391793184281361	-269.8526622936995
e5	0.40409871458043534	0.11061337685486972	0.48528790856469495	-415.9138790389343
e6	0.48227930628349425	0.12498077445719064	0.3927399192593151	-526.6311447389501
e7	0.29559404120868926	0.2600805359139536	0.44432542287735716	-66.01322681212605
e8	0.25557886871023827	0.2993385522218224	0.44508257906793935	44.442828541768904
e9	0.34496833814797345	0.3137606164778248	0.3412710453742017	-83.40000611544974
e10	0.4063104103934875	0.18642556410790734	0.4072640254986052	-331.4297101597929
e11	0.4846016943226539	0.25968775801065525	0.2557105476666909	-375.273254834259
e12	0.4932737547947873	0.4736414958593038	0.03308474934590888	-143.35600622699667

Le schéma représentant ces essais pour ce paramétrage est comme dans la figure ci-dessous :



Zone 5

Essai 1 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.936372460754106	0.027888260142625073	0.03573927910326902	-1579.6268669763929
e2	0.33778219114544317	0.07318559021169861	0.5890322186428583	-493.379555722413
e3	0.04401993470817345	0.040910876714465146	0.9150691885773614	-49.597087891338106
e4	0.8022036625405399	0.15072268829618884	0.04707364916327128	-1204.29925162384
e5	0.09559713272074914	0.90389136578922	5.115014900308745E-4	894.305207277755
e6	0.08411749624421147	0.1755153384172502	0.7403671653385383	46.00862459532209
e7	0.052610363481573844	0.8185091478918838	0.12888048862654233	865.7150900256806
e8	0.6517200163906708	0.29531180838764814	0.05296817522168107	-775.7193570495265
e9	0.004027074407527466	0.007560531183236852	0.9884123944092357	-25.305903320645484
e10	0.09203794204870518	0.10863131777324653	0.7993307401780483	-46.442249377173994
e11	0.19948761317799932	0.19818531251829807	0.6023270743037026	-116.66535972967904
e12	0.07715630253656892	0.8591060303117863	0.06373766715164475	872.4900337380741

Essai 2 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.7128066910909503	0.22121833807551736	0.06597497083353232	-699.8282108775243
e2	0.8750164646123749	0.012604323610689142	0.11237921177693588	-1209.450732444081
e3	0.6161231154890641	0.17370441103532916	0.21017247347560675	-591.0570103396064
e4	0.7969211334147319	0.17445643565322763	0.02862243093204042	-895.5393681558623
e5	0.040770334902745634	0.6983526159649489	0.26087704913230547	964.0869786610742
e6	0.7149752934119447	0.07773489561921809	0.20728981096883725	-865.5410508212376
e7	0.26082127088567914	0.4840157306496561	0.25516299846466484	354.1484896822885
e8	0.06381035085945085	0.8581207342251966	0.0780689149153525	1117.896658200389
e9	0.06787197628852763	0.002834563355761599	0.9292934603557108	90.801792326346
e10	0.5333043792551877	0.08055887570032605	0.38613674504448625	-560.2077568195227
e11	0.06057148098842365	0.10067167665960652	0.8387568423519698	218.7182509161571
e12	0.0659537268633485	0.010517123853841515	0.9235291492828099	102.83061539570826

Essai 3 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.6527103360829449	0.1975052093908421	0.14978445452621303	-848.9606067878176
e2	0.03620428867461012	0.3860848457838457	0.5777108655415442	415.46024460650415
e3	0.751664491084008	0.22362466279238005	0.024710846123611963	-993.4260527422409
e4	0.0018205368369861308	0.01216458074187779	0.9860148824211361	23.149949005522558
e5	0.031162429716644135	0.8551161251337256	0.11372144514963023	985.0139754719903
e6	0.518417940194921	0.13872963530107796	0.342852424504001	-683.7871600451517
e7	0.74738593783163	0.05372975379224043	0.19888430837612958	-1176.917923651767
e8	0.007453507043813412	0.963036407792721	0.029510085163465538	1154.607452356251
e9	0.1303705127660138	0.3624526750600192	0.5071768121739669	232.0301295565655
e10	0.5845580069520165	0.201107331593127	0.21433466145485647	-726.2670167084138
e11	0.07842076958479813	0.05727507654276054	0.8643041538724413	-46.044182177512994
e12	0.03427788391272099	0.010005992394912733	0.9557161236923662	-31.32352264339579

Essai 4 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.017966719808160225	0.7702451656142155	0.21178811457762425	925.7604548561058

Annexe 5

e2	0.14993860738501386	0.10577481384823373	0.7442865787667524	-86.53771905220174
e3	0.8937740471330745	0.02660967550219027	0.0796162773647352	-1457.2885750264936
e4	0.3411782022747105	0.6409473337221152	0.017874464003174273	218.12391780485177
e5	0.05669868482900813	0.5901634400646878	0.3531378751063041	644.887422474168
e6	0.24873636269610533	0.330579750813662	0.4206838864902327	13.57200942538384
e7	0.1786274194328398	0.3366278759287352	0.484744704638425	139.10960961240062
e8	0.2868694828647239	0.023858826654392984	0.6892716904808831	-410.2400921992355
e9	0.253002650208762	0.329408166609922	0.417589183181316	5.17303360862843
e10	0.023663540705196606	0.025839208395724178	0.9504972508990792	24.60190769462406
e11	0.559338552673792	0.019338485079379186	0.42132296224682886	-877.8233805368754
e12	0.5995134329751428	0.09387286245463977	0.3066137045702174	-862.1968155645143

Essai 5 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.9165042701129547	0.07698322288156303	0.0065125070054823375	-1279.315639140831
e2	0.757379556587391	0.05397851141748979	0.18864193199511925	-1053.9428501890006
e3	0.9333576797909311	0.03551820782889505	0.031124112380173874	-1352.133905417161
e4	0.6498895321843572	0.22280090535144068	0.1273095624642021	-695.7030093339768
e5	0.390637941519668	0.4320597506066053	0.1773023078737267	-56.03643600300529
e6	0.23717312754318823	0.7336855537410553	0.029141318715756537	530.5869863786511
e7	0.05066664817900567	0.27795548957949456	0.6713778622414998	267.1899858747356
e8	0.01540116135753521	0.9636713802443778	0.020927458398086962	1139.652661391136
e9	0.21938379433364541	0.6693017186740848	0.111314537989461	482.036928365138
e10	0.2415183883504014	0.2895369079860991	0.4689447036634995	1.8236532965006518
e11	0.04376293814220782	0.05746991336786711	0.8987671484899251	13.3488059350193
e12	0.053871868797500354	0.635015956068822	0.3111121751336777	688.9988065260818

Essai 6 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.8842239307563695	0.10151914687761492	0.014256922366015612	-1680.8375891866563
e2	0.22694244426570287	0.48203816634489366	0.2910193893894035	-115.30592783620386
e3	0.11899707607779231	0.729291914320449	0.15171100960175865	357.90860223333857
e4	0.15275057027053363	0.2768504011962568	0.5703990285332096	-234.87240910403034
e5	0.20311764977596547	0.7440056050066177	0.05287674521741681	233.42871728216096
e6	0.016074575798943027	0.9616971139446514	0.02228310256405592	807.7422165926928
e7	0.11281284009691116	0.7213603604645501	0.16582679943853873	358.95676486693947
e8	0.03319497125409625	0.5102234623377365	0.45658156640816727	238.84857035552932
e9	0.11909626112200154	0.11261449886690444	0.768289240011094	-374.82611677700424
e10	0.04241845941208114	0.17144695312484437	0.7861345874630745	-181.37634025109105
e11	0.04885484862878759	0.11786845727387374	0.8332766940973386	-255.8165644182418
e12	0.04891358014926492	0.27270709870759946	0.6783793211431356	-70.80324188671284

Essai 7 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.5724560919277841	0.003217561067994684	0.4243263470042212	-406.61348174409886
e2	0.6473669658567748	0.09335976479657189	0.2592732693466533	-420.9788295082867
e3	0.9337071315783736	0.054586089290886305	0.011706779130740141	-922.5443413825838
e4	0.36469880365991336	0.596480989626278	0.03882020671380859	601.142041461706
e5	0.41324764466767505	0.136574759990304369	0.45017759542928126	-8.133463519270208
e6	0.3949813682408303	0.2124814575004897	0.3925371742542727	107.94447055059572
e7	0.8572417184594617	0.048040340347106913	0.09471794119343135	-805.91583775762
e8	0.09846027135118557	0.38492853047426456	0.5166111981745498	759.6318887052043
e9	0.7084601727463248	0.094200494336943	0.19733933291673222	-516.3661417348374
e10	0.520563800529843	0.2606903698278058	0.21874582964235123	-30.91837123184405
e11	0.4133185737844244	0.1392470333407192	0.4474343928748564	-5.045768432551085
e12	0.6202277697968012	0.08593754874937964	0.2938346814538192	-386.74068700710336

Essai 8 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.6464164223789738	0.18397505439160777	0.16960852322941844	-682.333826087146
e2	0.7921366047026378	0.05594126230506404	0.15192213299229818	-1047.6326820549884
e3	0.4190203911754775	0.291272091489448	0.2897075173350745	-220.5726255146592
e4	0.5799823112162227	0.24113910710571868	0.1788785816780587	-517.4768005457188
e5	0.11537546979477518	0.6266068739558581	0.2580176562493667	615.626492037803
e6	0.09748444922046838	0.48809614980229155	0.41441940097724006	476.64391412336136
e7	0.02832993055806985	0.9233740244458397	0.048296044996090415	1096.210174857375
e8	0.45078274868550033	0.3034470039583109	0.2457702473561887	-253.3332634628896
e9	0.4238640239794334	0.30890706651956235	0.2672289095010042	-207.19157799051573
e10	0.4231728196218774	0.5184019368409969	0.05842524353712564	36.273153762242146
e11	0.2700968216365205	0.5242415818546395	0.20566159650883997	269.6765876761342
e12	0.6020239914280355	0.09261141171002574	0.30536459686193873	-719.7837478437552

Essai 9 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.2501285149220448	0.3665132734919333	0.3833582115860219	-137.5533075449398
e2	0.1982168437183982	0.6277631332706004	0.1740200230110014	249.90552649754773
e3	0.6768666462244582	0.20863619687898827	0.11449715689655349	-987.9250712317012

Annexe 5

e4	0.3682259120118666	0.3515282759307691	0.2802458120573643	-337.29699895010253
e5	0.14729619129350158	0.6477236534955989	0.20498015521089952	351.97102380302977
e6	0.21103486075717426	0.7767379754952096	0.012227163747616121	405.64591193742535
e7	0.17414675592829015	0.6315031387480412	0.1943501053236687	291.6780743666113
e8	0.024261472484350385	0.9558219950737651	0.019916532441884516	908.9355708876224
e9	0.25287981892871664	0.022631814742333	0.7244883663289504	-545.6449317994327
e10	0.616450491490152	0.07738424618427231	0.3061652623255757	-1040.9790796807563
e11	0.23877374815590377	0.14300425284226337	0.6182219990018328	-383.1299471317777
e12	0.11533897978768805	0.47291425679747456	0.4117467634148374	193.44325932860875

Essai 10 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.6432830787116796	0.029511166109055263	0.3272057551792652	-781.8137343127082
e2	0.6520809521872623	0.08161304001295724	0.26630600779978053	-737.1980958740203
e3	0.5297168534802276	0.059393653705951975	0.4108894928138205	-562.622652016446
e4	0.745362882290088	0.24590291796201127	0.008734199747900795	-706.8011357056773
e5	0.3176919711836597	0.26793728581417353	0.4143707430021668	19.838506390995462
e6	0.5308108434392197	0.23963537127275647	0.22955378528802384	-357.77243908203945
e7	0.2632173169615351	0.7283352823681887	0.008447400670276162	647.252796475163
e8	0.2576695816957283	0.3841373470936412	0.3581930712106305	252.06907602985393
e9	0.32900953181179704	0.16749939015090842	0.5034910780372945	-115.22789175091611
e10	0.2744772803815094	0.46624065065489706	0.2592820689635935	321.4258497828064
e11	0.11325702165394723	0.11294101616268493	0.7738019621833678	158.30525195189466
e12	0.2827674074423554	0.19597977129150745	0.5212528212661371	-8.613036310278858

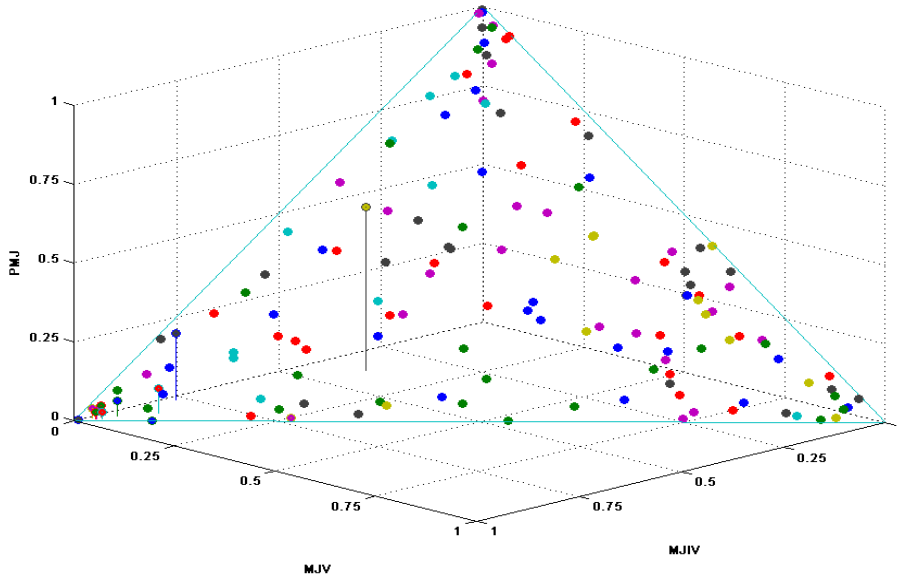
Essai 11 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.8655014783044567	0.11179271115365846	0.02270581054188492	-1091.4306330319048
e2	0.6259921600231232	0.009830408557008868	0.3641774314198679	-816.0472811872567
e3	0.5694598593603356	0.06699248445760587	0.36354765618205853	-660.508811869088
e4	0.9374013196163181	0.004692817069506605	0.05790586331417524	-1329.7559681210073
e5	0.68698725247658	0.21981991003935641	0.0931928374840636	-676.5594711539254
e6	0.261576206457943	0.6958536137128687	0.042570179829188315	559.0359069030364
e7	0.003348408557060671	0.9934357581299146	0.003215833313024774	1321.6821460548827
e8	0.1896684901140821	0.42566608548215645	0.3846654244037615	354.3156653840574
e9	0.06260704390737058	0.05314556957383021	0.8842473865187992	105.58072439078296
e10	0.0019102568611020978	0.004127397190043958	0.9939623459488539	136.8645197183946
e11	0.5921206718022768	0.0767430376351198	0.3311362905626034	-685.62929213589
e12	0.006206580550589816	0.7953953095208046	0.19839810992860563	1079.5403174834096

Essai 12 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.5334730623410331	0.46327858026002106	0.0032483573989459114	-292.05412221598885
e2	0.45751091635711516	0.4997517901797988	0.04273729346308608	-139.215234875423
e3	0.07548081918430749	0.8943817590812828	0.030137421734409697	872.6283355474411
e4	0.9049936256950639	0.03116631591086136	0.0638400583940747	-1330.1876607499576
e5	0.35275966188431457	0.5987029239635437	0.048537414152141745	127.23730513743658
e6	0.014319946125244449	0.9479812318593562	0.037698822015399314	1023.118302548472
e7	0.015079953614234197	0.9112774517920766	0.07364259459368916	978.2733152188416
e8	0.6831625062125125	0.1394787037146682	0.1773587900728193	-880.2151657446375
e9	0.4560839220770438	0.4405314229914581	0.10338465493149807	-205.34451432967035
e10	0.5976411650074624	0.36601127715567494	0.03634755783686261	-497.4703770022179
e11	0.035365195942444895	0.014486570653296504	0.9501482334042586	-123.4725119377963
e12	0.33540086173323796	0.09779202471161086	0.5668071135551511	-431.8641511239666

Le schéma représentant ces essais pour ce paramétrage est comme dans la figure ci-dessous :



2.2. Paramétrage 2

Nous avons utilisé le tableau des utilités des états

0	-2	-1
2	0	1
1	-1	0

Zone 5

Essai 1 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.33538721832601737	0.22538711123668762	0.439225670437295	-360.91016492219205
e2	0.8471346491007065	0.08251134795485854	0.07035400294443495	-1146.532997790022
e3	0.5001595310685419	0.408567437775707	0.09127303115575103	-338.83721503306424
e4	0.2401818641393283	0.5764495704794533	0.18336856538121837	174.51121119315167
e5	0.1710797585986943	0.6066174301035201	0.22230281129778562	293.5601693907952
e6	0.0024313052968313697	0.6827206430586034	0.3148480516445653	587.3205022324651
e7	0.056317799362639316	0.8877815549062366	0.05590064573112408	768.9464702373211
e8	0.037934811403703673	0.7531805273380847	0.2088846612582116	629.4098227062523
e9	0.2391028978368873	0.3076380525096081	0.4532590496535046	-146.58451747442086
e10	0.1580863350460493	0.2540538559896347	0.587859808964316	-113.7490112827063
e11	0.04764537612755664	0.13410348932655025	0.8182511345458932	-125.2353005762211
e12	0.0013082812331776162	0.008859171011214584	0.9898325477556078	-219.86563534801462

Essai 2 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.3969937313313473	0.1840604484047866	0.41894582026386606	-144.10668336256958
e2	0.6868739387779554	0.03862516991347713	0.2745008913085675	-666.5602664880605
e3	0.4042644390428516	0.24284591371221667	0.35288964724493177	-82.30564091402448
e4	0.4598698493551051	0.16430325677640706	0.3758268938684879	-243.36665494506747
e5	0.199362551794711446	0.4845671486977726	0.316070299507516	453.4837724330223
e6	0.0620195252499992	0.5047785549013135	0.4332019198486873	642.6074250642646
e7	0.030407267541707316	0.045831062473572715	0.92376166998472	130.02181006759793
e8	0.18103023998875756	0.31406347689712855	0.5049062831141139	271.07814043944336
e9	0.12671957851224633	0.1603425246982083	0.7129378967895453	151.84412490584145
e10	0.2693460205758321	0.16303603871350192	0.567617940710666	-16.158722085456247
e11	0.03969754632305003	0.4241847761396448	0.5361176775373052	572.722931929276
e12	0.9868160610418469	0.004629816713869528	0.008554122244283535	-1067.2269037108858

Essai 3 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.5902297794139538	0.2366611490479748	0.17310907153807142	-358.6851011271053
e2	0.04583009458815679	0.7186028121049782	0.23556709330686498	872.8495163322859
e3	0.3831728375082437	0.4771513866424571	0.13967577584929924	178.35484760646068
e4	0.8735404888311359	0.056185391450584286	0.07027411971827979	-915.328861544599
e5	0.45772737021400495	0.055143348053223296	0.4871292817327717	-417.67857128084074
e6	0.18477472812479295	0.22579762770612388	0.5894276441690831	114.70806814309299
e7	0.23750225144936354	0.6951895027921161	0.06730824575852035	614.9219569233373

Annexe 5

e8	0.37756861505106515	0.4964818516924494	0.1259495332564855	208.31813928177735
e9	0.4541502076650577	0.3183663802784684	0.22748341205647382	-97.26000421853678
e10	0.13649052479413498	0.01876844333049399	0.8447410318753711	-75.66924244426991
e11	0.05452284272072425	0.7185157769511641	0.22696138032811164	862.3137763886953
e12	0.8976777213762287	0.022351238566042153	0.07997104005772915	-984.811190726821

Essai 4 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.7124583345512961	0.0022588060589278647	0.28528285938977604	-743.6110273449431
e2	0.5741104196681371	0.3363325587371113	0.08955702159475154	-176.7800262713331
e3	0.43518936151744525	0.1649594415788517	0.3998511969037031	-215.66416374710025
e4	0.1844340434430115	0.3300075817747527	0.48555837478223585	283.2166528439625
e5	0.25447189564640915	0.4314075580810812	0.3141205462725096	320.7762017674904
e6	0.47213890252187185	0.18663211097270038	0.34122898650542777	-234.09640967980386
e7	0.35814298053131327	0.640294243770165	0.0015627756916702928	447.3099227407797
e8	0.3450008285849905	0.5158125353031001	0.1391866361119094	313.62745490764473
e9	0.3133460619766121	0.48504017502734653	0.2016137629960414	314.7446758400861
e10	0.7404575419653519	0.0673763419983433	0.19216611603630485	-699.0690331145383
e11	0.0768902026047644	0.2807175748301003	0.6423922225651353	353.1462535162782
e12	0.19504842812889525	0.13656600454184908	0.6683855673292557	38.43283187477073

Essai 5 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.537855528909353	0.11489623618590857	0.34724823490473844	-382.6727263191517
e2	0.9775311350225085	0.003410294560671203	0.019058570416820242	-1044.1415836051824
e3	0.38908898880048415	0.08385859121179891	0.5270524199877169	-241.41471882408337
e4	0.9828867359061163	0.010529971011534373	0.006583293082349284	-1042.0496929244646
e5	0.17957984660272516	0.39835717791784153	0.4220629754794333	387.2362225271222
e6	0.25811583507634395	0.7354528335669942	0.006431331356661851	697.5661564711058
e7	0.4004340392311461	0.542749209093933	0.05681675167492095	295.75662878434605
e8	0.03380315760667822	0.93007284284848587	0.036123999548463126	1200.427047234823
e9	0.09193845814956504	0.06026987940237616	0.8477916624480588	86.95946378571898
e10	0.07537495041780581	0.20683289366321855	0.7177921559189756	282.6279568435207
e11	0.5709004580047661	0.3842025194465334	0.04489702254870054	-99.23410132086019
e12	0.27000348344635877	0.05009591877810249	0.6799005977755388	-139.02731931957624

Essai 6 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.8599930646684628	0.03294514116185199	0.1070617941696852	-1000.2305177706951
e2	0.5982094426028209	0.2386600006157186	0.1631305567814605	-439.30733994726165
e3	0.025404443307185387	0.49828375580903883	0.4763118008837758	559.665498772842
e4	0.7664675705801339	0.08769450215733166	0.14583792726253442	-822.4006916701064
e5	0.12114271792116627	0.7330347267907426	0.14582255528809118	726.3224010807394
e6	0.0010750979546838783	0.9794209875271546	0.01950391451816158	1166.1253912575753
e7	0.1607237838092812	0.6541234292598334	0.18515278693088544	584.40656497794
e8	0.8756324317297605	0.008873218542908567	0.11549434972733097	-1047.859065386972
e9	0.11715235088603662	0.04351827107863859	0.8393293780353248	-96.05057199826479
e10	0.25718529071661317	0.41261066193816753	0.33020404734521935	178.7374359031428
e11	0.03542975656372981	0.18195214712384034	0.7826180963124298	167.97885910942614
e12	0.4374068860120169	0.4644360903739104	0.09815702361407275	24.645369004892927

Essai 7 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.6834075681567445	0.22754241292188024	0.0890500189213752	-433.1048127839747
e2	0.8873067368280848	0.06393027156463463	0.04876299160728059	-874.1933848182709
e3	0.47365332291492224	0.1341492847028921	0.39219739238218565	-293.4881390232838
e4	0.5104691099779377	0.10359402092970943	0.3859368690923528	-374.41673336008694
e5	0.299912504016194	0.4900303486208245	0.21005714736298153	341.89978702338294
e6	0.22067498104345729	0.30741883050506436	0.47190618845147836	217.90932618513716
e7	0.1857965604372396	0.7660958144662305	0.04810762509652988	810.3924783326711
e8	0.2011914159386834	0.656630354969796	0.14217822909152056	660.4851003351791
e9	0.0618452156497167	0.14286175893087605	0.7952930254194073	211.2365587685872
e10	0.17835741541557995	0.7172826728009145	0.10435991178350557	760.6436823602667
e11	0.6040222135059081	0.1230935491174937	0.27288423737659817	-463.2560237681769
e12	0.5675441559077097	0.00421814528343134	0.428237698808859	-562.0745059179799

Essai 8 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.7633754999314887	0.18102395064147223	0.05560054942703907	-673.6662916789217
e2	0.15664110586915603	0.22486131845597418	0.6184975756748698	106.94482257334403
e3	0.45972423163162024	0.07087558707187185	0.46940018129650796	-441.4794726692287
e4	0.5504712117060598	0.4086900864516412	0.040838701842298986	-145.081782836211
e5	0.7494858425490436	0.20159611867404592	0.04891803877691048	-632.4871011807907
e6	0.08331017220054082	0.82055648875219804	0.09613334027747877	909.7344791881469
e7	0.0862201239282316	0.7021648892877613	0.21161498678400703	764.3892859006087
e8	0.18718062958499088	0.40175906339831324	0.4110603070166958	282.6746880451624
e9	0.16014331592194064	0.34343181535168466	0.4964248687263747	245.18510011817716

Annexe 5

e10	0.10624185807658933	0.4597974960856208	0.4339606458377898	449.42233308001323
e11	0.38512110519453085	0.146166036884682	0.4687128579207872	-261.6655145026998
e12	0.6560534047650393	0.13348997684304897	0.21045661839191177	-601.937212703923

Essai 9 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.94311237028465	0.022281770646845202	0.034605859068504774	-913.0497603572869
e2	0.24588841513417292	0.5442397585475831	0.20987182631824397	549.8935713041569
e3	0.22764014236686037	0.2511659258150706	0.5211939318180691	220.16123267926514
e4	0.7886959584288403	0.09489979037510785	0.1164042511960518	-640.7084424564075
e5	0.7829486462670932	0.19159068939504065	0.0254606643378662	-517.8575890384079
e6	0.4601837879515616	0.057173246680510714	0.4826429653679276	-291.78235698384424
e7	0.05523601493117631	0.9251421735596576	0.019621811509166087	1235.9343495622697
e8	0.6657548157784215	0.2135621076127575	0.12068307660882094	-350.659290590673
e9	0.10866683095997251	0.110030605156904	0.7813025638831235	193.66682157768946
e10	0.26428946105916573	0.6284902564362072	0.10722028250462712	628.9879136605437
e11	0.48841283696633536	0.3790849824833078	0.13250218055035679	60.67853382846852
e12	0.5942747790593201	0.2899731603979341	0.11575206054274578	-173.23164985231642

Essai 10 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.9876150133738625	0.00937674238145076	0.0030082442446867086	-1073.041382939057
e2	0.9920905389606316	2.868656444668979E-4	0.00762259539490151	-1089.3948657275807
e3	0.20991799492959518	0.7522222076135019	0.03785979745690293	751.5929308058385
e4	0.48587310495841673	0.16922032114239274	0.34490657389919055	-279.2387983273734
e5	0.30397186166649665	0.4524736060449345	0.24355453228856883	278.87163550599416
e6	0.17923245768796658	0.6490522985434103	0.17171524376862313	664.5116846117371
e7	0.3354869479912487	0.08464801664224231	0.579865035366509	-200.0621753669957
e8	0.07189930266537527	0.1585364721892495	0.7695642251453753	204.8341456804901
e9	0.20139269876625351	0.47665347883950415	0.3219538223942423	431.240811673043
e10	0.10406111741071981	0.2031828171090232	0.692756065480257	219.7905818898007
e11	0.25435393382099314	0.2545140502503339	0.49113201592867295	100.96168196704457
e12	0.3531573753718082	0.2624400486844425	0.3844025759437494	-8.03291643966486

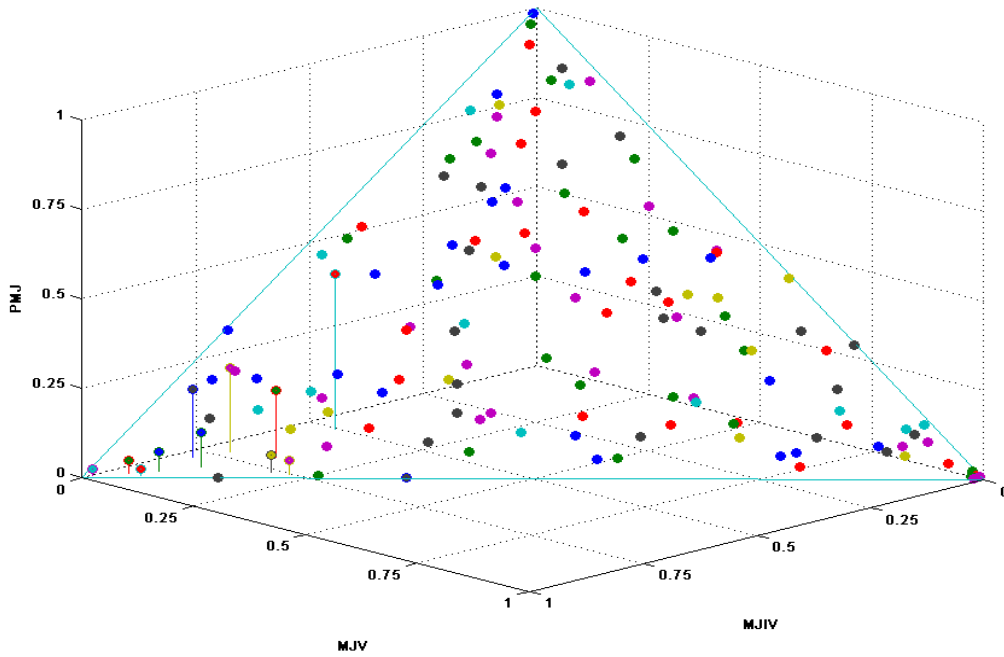
Essai 11 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.8633656322022065	0.07816712704465967	0.05846724075313381	-848.6157815405936
e2	0.6381893698496159	0.047541161334929374	0.3142694688154547	-615.2304255691893
e3	0.7707432843165464	0.1415501221429755	0.08770659354047816	-661.4260366265169
e4			4.4642738041833496E-5	932.6661819403848
e5	0.1503344464260099	0.8496209108359483	0.18846918547682956	1002.5721109595902
e6	0.02696345463194432	0.7845673598912262	0.1276076557396364	955.9970166011535
e7	0.07682481437209741	0.7955675298882662	0.1276076557396364	375.0955858286261
e8	0.3443510318966992	0.5788286662135464	0.07682030188975442	-349.7183624661848
e9	0.5272863570688426	0.1578148678066269	0.31489877512453046	-131.5859864781387
e10	0.22979879611285137	0.042055675729543385	0.7281455281576052	26.351987314500548
e11	0.09187100909482522	0.035812311316511414	0.8723166795886633	-921.4155802095472
e12	0.8745552256729096	0.02875272162457798	0.09669205270251247	237.3426235792258
e12	0.13021743201868338	0.2499981533499036	0.619784414631413	

Essai 12 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.6631165390115001	0.2192806521777627	0.11760280881073715	-490.5388209852224
e2	0.567305446919251	0.2588002970287431	0.17389425605200592	-328.21693665334965
e3	0.5961782639701887	0.1301071093364553	0.273714626693356	-517.23780901191
e4	0.28605579833731387	0.2838260507773153	0.43011815088537086	39.28854614327702
e5	0.34101712271433454	0.1468065319228936	0.5121763453627719	-191.163465734478
e6	0.12177162355098912	0.692481299196812	0.18574707725219886	726.7991873235519
e7	0.03649829202239539	0.4545131627413429	0.5089885452362617	543.7820880779409
e8	0.3858687631960529	0.35746125007239926	0.25666998673154784	8.000227466851356
e9	0.0649001829960727	0.2555339800012296	0.6795658370026977	270.90813295476846
e10	0.22890589568515274	0.1640261410194328	0.6070679632954145	-35.791462383569524
e11	0.010205012559672173	0.022738665787874757	0.967056321652453	57.02962708909263
e12	0.451752748975763	0.3493581177239482	0.1988891333002888	-80.8259809536039

Le schéma représentant ces essais pour ce paramétrage est comme dans la figure ci-dessous :



2.3. Paramétrage 3

Nous avons utilisé le tableau des utilités des états

0	-1	-2
1	0	-1
2	1	0

Zone 5

Essai 1 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.6411711995751217	0.18714019293882703	0.1716886074860513	-813.931194063731
e2	0.15194823992647633	0.4160710395223395	0.4319807205511842	85.41189319277464
e3	0.30004732662917655	0.3259380848262326	0.3740145885445909	-161.80803592503253
e4	0.4666316302041569	0.4491196619065528	0.0842487078892904	-709.5115903346882
e5	0.09547511442204484	0.761579099351355	0.14294578622660015	-193.76227739136857
e6	0.18995081687984178	0.04162382839604073	0.7684253547241175	443.50069518960754
e7	0.06728036906704267	0.7031866524293348	0.22953297850362253	-55.748952232968804
e8	0.1003822913302905	0.7745145451039886	0.12510316356572082	-220.86203687434818
e9	0.04022529074830674	0.05424650555221133	0.905528203699482	787.8947453178803
e10	0.39814821481413487	0.16275908058325717	0.43909270460260796	-201.41869581069386
e11	0.16437253140305325	0.2599041227885033	0.5757233458084435	242.99389372959104
e12	0.024716387421131306	0.07569752619116266	0.899586086387706	799.2748885363781

Essai 2 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.10474695722506411	0.7178354832796118	0.17741755949532412	220.37353886376923
e2	0.4877859494937715	0.20974590600256182	0.30246814450366666	-89.28754984865145
e3	0.700064591901718	0.17108473944899374	0.1288506686492883	-552.3045584301888
e4	0.8771929677606793	0.02376492508675515	0.09904210715256556	-800.712216590304
e5	0.0985129372930743	0.7847747679377932	0.11671229476913247	154.8330451107131
e6	0.5282796919642433	0.19164253922317842	0.2800777688125783	-164.7901583092223
e7	0.30016860397406087	0.6609697762451084	0.03886161978083069	-180.29956489245387
e8	0.251868677562945	0.14543622096829456	0.6026951014687605	554.1855248264092
e9	0.2572577798560352	0.04502098324046666	0.6977212369034981	661.8082979296764
e10	0.04494725836240117	0.22722490530248662	0.7278278363351122	952.6255097066751
e11	0.73448064421849	0.04247704484898418	0.2230423109325258	-480.6321838037213
e12	0.6558810456821121	0.02733665922089401	0.31678229509699385	-273.7663512293914

Essai 3 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.3743736341680257	0.5218573796864442	0.1037689861455301	-412.8017619651266
e2	0.13524530969806559	0.7942858428727108	0.07046884742922366	-165.88293906073773
e3	0.39358548248264136	0.2286399631983615	0.3777745543189972	-107.06596480116878

Annexe 5

e4	0.6477334585508896	0.23726743016604904	0.1149991112830614	-727.4574010595209
e5	0.5765671020067596	0.24018374807662546	0.1832491499166149	-560.2327268463171
e6	0.08217038852602047	0.8358731476840557	0.08195646378992383	-88.4495606880987
e7	0.03738336772416296	0.9403530927736652	0.02226353950217186	-106.11997820452234
e8	0.4309906987706024	0.2885883654006477	0.28042093582874994	-268.73489986831646
e9	0.051711671463723144	0.15862308969852268	0.7896652388377542	797.5514298440175
e10	0.057618822256910146	0.24642441547961824	0.6959567622634716	677.9293436697521
e11	0.06897308855761373	0.5473003939463997	0.3837265174959865	289.5529303879198
e12	0.010459501699075797	0.34421623582669314	0.645324262474231	673.7448619253973

Essai 4 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.4637331673473124	0.1577703557363354	0.37849647691635213	-210.97086161706875
e2	0.5840885579395647	0.09831626520979896	0.3175951768506363	-428.55389040662453
e3	0.732849244053722	0.005279061397387243	0.2618716945488908	-673.8765591724084
e4	0.4356321086681326	0.3684392473741819	0.1959286439576855	-396.43099075244936
e5	0.5746881826134609	0.12451634583449378	0.30079547155204533	-437.5330863736026
e6	0.03341543765571985	0.6332059855441142	0.3333785768001659	251.15226720673763
e7	0.15611965818593848	0.4852501780889298	0.3586301637251317	134.42577354709601
e8	0.17036980393805012	0.2711355240551444	0.5584946720068055	357.08800858258473
e9	0.4772392768088334	0.2505863704825576	0.272174352708609	-354.6814086868601
e10	0.1877716986603795	0.14868871124511762	0.6635395900945029	462.2346366210231
e11	0.23012154087254544	0.1103915966115323	0.6594868625159223	406.4765528721414
e12	0.013320162401588856	0.13885434913060823	0.8478254884678029	892.7028915128544

Essai 5 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.39825001463025955	0.5237594865754082	0.07799049879433229	-427.8927234126677
e2	0.47354170765528814	0.06408477785585447	0.46237351448885744	-57.058136209335316
e3	0.8803402037132377	0.07831090124249546	0.041348895044266865	-1050.387541479031
e4	0.07674114834001333	0.32487935615519187	0.5983794955047947	582.2847121881459
e5	0.31836038188176596	0.12008887781125899	0.561550740306975	248.0721257006071
e6	0.04105036430483358	0.9558275874597277	0.0031220482354387125	-89.21195035955725
e7	0.2040003294428992	0.786091513484579	0.009908157072521906	-276.39191125405614
e8	0.03216473289939409	0.7369288377505074	0.23090642935009842	194.9337313312335
e9	0.0033931725007637073	0.005750035557597122	0.9908567919416392	1141.4583722527886
e10	0.12810185859325318	0.6267382715009192	0.2451598699058276	96.88830916553297
e11	0.5632609699325681	0.1593256952910238	0.27741333477640806	-386.6734665970014
e12	0.42470181045426725	0.09258822652245147	0.4827099630232813	26.011812006611763

Essai 6 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.12968683817549864	0.5752857204808477	0.29502744134365366	68.39905903753925
e2	0.35550784650508427	0.5388643355825156	0.10562781791240017	-429.940699075423
e3	0.37740546326053404	0.5137065656450146	0.10888797109445136	-452.24732203013855
e4	0.2872893427386064	0.2946328651763172	0.41807779208507645	26.83647445157885
e5	0.8663593567789133	0.06648705985015613	0.06715358337093058	-1089.2315928538221
e6	0.10981834367787843	0.01321252925603389	0.8769691270660877	790.4546086349428
e7	0.005211960593056138	0.7223069547665477	0.2724810846403961	190.81328409263006
e8	0.11531167409760061	0.6547349728847255	0.22995335301767394	7.58534939898606
e9	0.532685623138595	0.021374469866003998	0.445939906995401	-234.02119080271586
e10	0.3079843217256239	0.04872655139023774	0.6432891268841384	272.3561014259876
e11	0.015457809020456625	0.0321261909205246	0.9524160000590188	994.2651644820694
e12	0.19336882337204414	0.6242703303712265	0.18236084625672933	-143.23590396924646

Essai 7 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.4852248607578853	0.2438561041851098	0.2709190350570049	-438.2887990110371
e2	0.7158978287602473	0.28147086643164926	0.002631304808103474	1037.1166369125517
e3	0.5227481812728276	0.07090491362497525	0.40634690510219706	320.82000624139505
e4	0.30554363937053597	0.6462452987852011	0.04821106184426294	490.02090120150774
e5	0.5225420867477956	0.32999563308518587	0.14746228016701857	-631.3925760669165
e6	0.05432751997398233	0.910014367279296	0.035658112746721704	203.64176350936395
e7	0.043177918312667	0.7029651181614152	0.2538569635259178	71.79304608591974
e8	0.08217306799964542	0.3070048438444005	0.6108220881559541	453.28201601758565
e9	0.2226193808904195	0.07423788931783237	0.7031427297917481	395.5895438449347
e10	0.056114398207007435	0.142554126214674	0.8013314755783185	713.1386846755986
e11	0.10388593636373598	0.11001000791203575	0.7861040557242283	637.4649350626023
e12	0.06160266254157889	0.015807787061770107	0.922589550396651	852.0457905894409

Essai 8 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.49087307782504475	0.36185525508548233	0.14727166708947292	-346.3270768386576

Annexe 5

e2	0.03142267412253075	0.8696335679915644	0.09894375788590482	146.94491656012042
e3	0.7756403045105961	0.1965207930325494	0.027838902456854497	-831.3837330870779
e4	0.12557281421156663	0.37369407113189285	0.5007331146565406	516.0869765779967
e5	0.18788984259746708	0.16063782522912595	0.6514723321734069	622.1186035352134
e6				-
	0.613667101404589	0.1651992720705634	0.22113362652484758	405.16222047830024
e7	0.8238594642374658	0.07041307771573257	0.10572745804680161	-795.663791384706
e8	0.020802862284539283	0.9215253984179598	0.05767173929750091	110.26226845955352
e9	0.7717338782492869	0.07282666592036269	0.15543945583035046	-673.4753575253462
e10	0.27792206682367315	0.02838549154563219	0.6936924416306947	564.9190658123989
e11	0.03208672495380533	0.05096655672370565	0.916946718322489	1127.751608086472
e12	0.31911623110514675	0.4451141009246665	0.23576966797018672	-34.03792638454797

Essai 9 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.6590495134069873	0.26369980859124925	0.07725067800176344	-644.885659285045
e2	0.8891908713395543	0.03300227778059204	0.07780685087985362	-920.4628813504153
e3	0.6486978976574539	0.04893400556562975	0.30236809677691634	-362.3394845220705
e4	0.22545706559769807	0.41571369472073766	0.3588292396815642	213.21955210190526
e5	0.38782801247237547	0.3766683679401224	0.2355036195875022	-129.69132826060059
e6	0.27537218553988674	0.4697659086292091	0.2548619058309042	28.543940883776486
e7	0.015598615119697318	0.9817605178447028	0.0026408670355999586	37.82364550029661
e8	0.09409799978428227	0.5982985754122065	0.3076034248035112	309.51455322428004
e9	0.49744827045873763	0.2769937759121518	0.22555795362911057	-272.9121036609574
e10	0.45232711855293245	0.26745789326032043	0.28021498818674706	-153.26161323819497
e11	0.028880575027105403	0.08456010076400411	0.8865593242088905	1082.4124422193886
e12	0.13595727292065962	0.09406370983662748	0.7699790172427129	814.0823697210499

Essai 10 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.08017902302771551	0.15612227398487538	0.7636987029874092	642.4864703644394
e2	0.4464548615914987	0.32289042635228765	0.23065471205621368	-436.77232502953234
e3	0.8050635205267322	0.1837567100296283	0.01117976944363952	-1130.414313553579
e4	0.942286972168242	0.02153537695219184	0.03617765087956615	-1265.1683311336117
e5	0.005533544426066863	0.9663640183475313	0.028102437226401822	-150.82947422679126
e6	0.19796680545619566	0.7103957004054938	0.09163749413831046	-305.4489858353372
e7	0.11145149690651865	0.23305165394888694	0.6554968491445944	475.21727709848983
e8	0.4624302268001333	0.43399101095517545	0.10357876224469131	-608.3339030537229
e9	0.02441310264970851	0.6265301283415889	0.3490567690087025	211.91858737692246
e10	0.04685559491428242	0.050816883938649804	0.9023275211470678	848.8291658921512
e11	0.038302611055044324	0.02473833390424618	0.9369590550407095	900.5755871955876
e12	0.015054392231149292	0.13845172346085033	0.8464938843080004	819.9735782383482

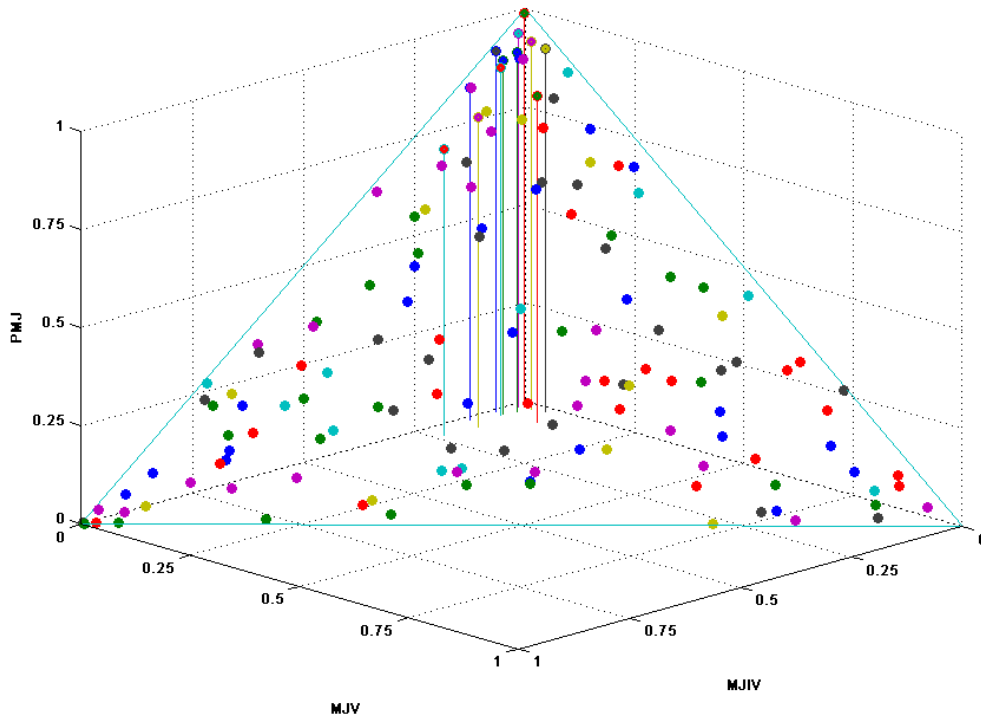
Essai 11 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.40815049646414714	0.44876087214415505	0.1430886313916978	-385.1194260800514
e2	0.7578499670703123	0.2157992897285145	0.026350743201173255	-944.91925663608
e3	0.32483901780749813	0.13845472896866912	0.5367062532238327	187.17882783982532
e4	0.8962958756315845	0.08766312691227439	0.01604099745614107	-1123.4510418036443
e5	0.2324276941200039	0.44695497029884823	0.3206173355811479	38.60738176025234
e6	0.24148386821178536	0.5363768430262196	0.22213928876199507	-90.37534999953459
e7	0.018024599936130918	0.7409690424056056	0.2410063576582635	200.63292127346858
e8	0.0011672361020381523	0.996298371716767	0.002534392181194778	-65.37960069813471
e9	0.11874254734007009	0.05343289525918893	0.827824557400741	783.9365574130256
e10	0.34460955756753	0.5071438625432217	0.14824657988924828	-302.6807612070527
e11	0.0828124596514496	0.21355429689989414	0.7036332434486563	677.8647525635247
e12	0.007312054759504449	0.07470907084137579	0.9179788743991197	1025.738328907763

Essai 12 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.07947798585301935	0.7477418859633438	0.17278012818363686	56.6879379231882
e2	0.7474699428687729	0.17264910871584757	0.07988094841537952	-856.4564262176516
e3	0.3556124179735898	0.26756246409163265	0.3768251179347776	-29.836059586739793
e4	0.1164693207159514	0.35799033871832725	0.5255403405657213	435.5105909461404
e5	0.09848616600772492	0.07054139398103432	0.8309724400112408	823.5338959306355
e6	0.0026796785113739805	0.997146176397224	1.741538489036243E-4	-58.39792913510928
e7	0.18787503445079085	0.6469127940193858	0.16521217152982337	-82.37006837865056
e8	0.2208631422370034	0.5505678691783833	0.22856898858461328	-46.00261725635437
e9	0.06835534251907376	0.5377990744197703	0.3938455830611559	335.3969891103243
e10	0.09348533024457228	0.4419358683964555	0.4645788013589722	390.03753246378983
e11	0.3422109077061743	0.6385243395763083	0.019264752717517375	-442.88501885996106
e12	0.469628362162038	0.45065510406432896	0.07971653377363297	-523.1854936062784

Le schéma représentant ces essais pour le paramétrage 3 est donné dans la figure ci-dessous :



2.4. Paramétrage 4

Nous avons utilisé le tableau des utilités des états

0	1	2
-1	0	1
-2	-1	0

Zone 5

Essai 1 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.8462859990859288	0.10971115482304457	0.04400284609102656	866.4451025003227
e2	0.1792830579787298	0.633219886042113	0.18749705597915722	-106.22647869408866
e3	0.32066257139172405	0.6735624165383731	0.0057750120699028296	281.5537234259773
e4	0.679110236177822	0.12753382456605689	0.19335593925612116	486.5104752124653
e5	0.12466200488797344	0.4646249011310316	0.410713093980995	-439.73098800522894
e6	0.1434260999341781	0.29679829174396055	0.5597756083218614	-596.0307578254424
e7	0.06342562678575127	0.7050828112656919	0.2314915619485568	-297.87380328892345
e8	0.39981289456597996	0.5194475072569271	0.08073959817709286	286.6182745731444
e9	0.5628434984984394	0.03809329661241079	0.3990632048891498	100.32500457096694
e10	0.42657620905866056	0.05158575999888959	0.5218380309424498	-210.60886735417307
e11	0.32779415645813126	0.6390455880292164	0.03316025551265234	257.19100004098937
e12	0.20160933330850123	0.155257996664258	0.6431326700272407	-626.139351822731

Essai 2 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.5735676642762177	0.14101882580751945	0.2854135099162628	378.44354161637966
e2	0.33534412447997186	0.3016519198309415	0.3630039556890867	-0.6082410665321731
e3	0.9003176176636294	0.022031865076821422	0.07765051725954919	1019.8424102026693
e4	0.19736701471116047	0.37524638217791423	0.42738660311092525	-243.4649496952875
e5	0.36182073171666035	0.3775146855254119	0.2606645827579277	153.87093513493892
e6	0.36346674785129846	0.4671633475441087	0.1693699046045929	265.45810161385725
e7	0.17442461824634484	0.26076690637280797	0.5648084753808472	-435.7020721770057
e8	0.5081748124629673	0.1347300602941921	0.35709512724284065	213.97917864858528
e9	0.09864468328607506	0.07767455701122694	0.823680759702698	-837.3014019821717
e10	0.2909664268442555	0.0492677490970066	0.659765824058738	-409.900720272984
e11	0.1018763815594437	0.1009232614910881	0.7972003569494682	-801.8052140836298
e12	0.685976153775914	0.18353092217883538	0.1304929240452506	699.2217653945454

Essai 3 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
---------	-----	------	-----	-----------------

Annexe 5

e1	0.9587354389476915	0.03322325600037115	0.008041305051937342	940.8414940841681
e2	0.583880286870254	0.37618489891471674	0.03993481421502931	452.668100595577
e3	0.4824369630757124	0.3468294247258857	0.170733612198402	174.0358877954277
e4	0.12255155402986628	0.5932123350418197	0.284236110928314	-394.11293486882823
e5	0.024490044538686508	0.9676428250057901	0.007867130455523341	-180.21896969085356
e6	0.20512897978490044	0.40995187321661153	0.38491914699848806	-415.85633391367514
e7	0.0746858846452115	0.8994306163914931	0.025883498963295337	-141.3286037723915
e8	0.7445117709293587	0.10288594871312684	0.15260228035751444	510.3249220955595
e9	0.2850177970813356	0.0516040794305479	0.6633781234881164	-653.9405249454674
e10	0.032875259082375874	0.17779571989470067	0.7893290210229235	-1107.7359809192742
e11	0.5664601812135706	0.2974932530781147	0.13604656570831475	316.42987201555025
e12	0.6235633532504383	0.3369854085948282	0.0394512381547335	500.9264048574905

Essai 4 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.3033654335909056	0.21356644496243596	0.48306812144665845	109.80701975742295
e2	0.2490855286531496	0.71426316842565	0.036651302921200446	580.2963160626705
e3	0.3210120619720864	0.3978290125255718	0.2811589255023418	373.2573422813248
e4	0.05740729478538553	0.3083163008803365	0.6342764043342779	-366.89268627434285
e5	0.059587402713162055	0.9240428424231348	0.016369754863703068	377.1364226036558
e6	0.1536218798649722	0.25438426170522166	0.5919938584298061	-200.71279576012557
e7	0.18687316268693693	0.11744749095456619	0.6956793463584969	-285.01717522151534
e8	0.5561218338252389	0.2585929792348698	0.18528518693989127	770.4792214467557
e9	0.04307175529148146	0.32196697536300556	0.634961269345513	-384.733838347194
e10	0.19624426101928275	0.36146728126028216	0.4422884577204351	30.197209142952488
e11	0.10351411216816071	0.15610132023280865	0.7403845675990306	-438.86930133271653
e12	0.06786131136764564	0.12398739431205608	0.8081512943202983	-562.9144010255277

Essai 5 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.5638233157341432	0.37621769885904144	0.059958985406815324	601.4286793162332
e2	0.7809271943508359	0.20901439655019288	0.010058409098971266	921.7590252256782
e3	0.3146773352060649	0.022458328781727634	0.6628643360122075	-421.0495847106097
e4	0.16721145580732188	0.18389651202263702	0.6488920321700411	-581.3252087118437
e5	0.25607159080657493	0.3938682451970097	0.3500601639964154	-116.16980490438891
e6	0.1253522859794099	0.6579209197013703	0.2167267943192197	-112.97459375101971
e7	0.35071559930873	0.6397125955391718	0.009571805152098212	406.26403591138705
e8	0.38229451208472437	0.6005346522416637	0.017170835673611995	434.9648946167663
e9	0.2779145951201185	0.0370760477269902	0.6850093571071825	-491.6388981277282
e10	0.4445060739101288	0.4035202337429573	0.15197369234691382	347.8303407992903
e11	0.11293470846816941	0.20973933891147933	0.6773259526203512	-680.5530100591759
e12	0.08529809468565933	0.5766726785220224	0.3380292267923183	-306.5025422712547

Essai 6 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.42013013925121245	0.5136626743870403	0.06620718636174727	511.7245496631549
e2	0.9915379626857188	0.006650090349931028	0.001811946964350164	1274.6132250614564
e3	0.3293296120076067	0.4514318644540842	0.2192385235383092	219.109645692301
e4	0.019041777732277887	0.29391122428661076	0.6870469979811114	-714.6892581028249
e5	0.08560895589205418	0.4679453655990622	0.4464456785088836	-346.16206094438576
e6	0.044838519917363255	0.9544586399869477	7.028400956891057E-4	139.8631553151431
e7	0.328960982247569	0.3210582449844036	0.3499807727680274	61.893257571257436
e8	0.6651868350015094	0.29833042458819325	0.03648274041029731	841.486919705238
e9	0.05167665330566532	0.044490067569448066	0.9038332791248866	-935.4876114539509
e10	0.02812281388606806	0.25937511048577855	0.7125020756281534	-734.2381078946892
e11	0.3844584785736118	0.358202394918128	0.2573391265082602	239.48522867426664
e12	0.2071547469374312	0.05021888155618892	0.7426263715063799	-555.5656099535677

Essai 7 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.38004533115881134	0.34461424678500385	0.2753404220561848	211.1849169558186
e2	0.37467677393559906	0.12339089587210306	0.5019323301922979	-67.24264147533086
e3	0.16729301281068787	0.4927211655455867	0.3399858216437255	-121.70901123361227
e4	0.3966903054392229	0.23719456126937416	0.366115133291403	122.12923261005699
e5	2.030980845216151E-4	0.986699594847282	0.013097307068196451	69.8909752522818
e6	0.45081354407652546	0.23325184110289143	0.31593461482058305	247.27707447314606
e7	0.6373184949253409	0.10437160241721344	0.2583099026574457	540.4493367541854
e8	0.28392132917830504	0.6477693360162952	0.0683093348053998	344.2984192801496
e9	0.03960808171184326	0.6654279442633111	0.29496397402484564	-220.80471140957275
e10	0.15822098033094478	0.37539962466410504	0.4663793950049502	-284.25107157609386
e11	0.03705891480542133	0.3449028524503651	0.6180382327442135	-611.7111554938754
e12	0.0065277362090118765	0.7261108691071356	0.26736139468385256	-227.4780308037714

Essai 8 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.5238358838684797	0.2992150505373366	0.17694906559418366	518.2345110343595
e2	0.8012271624496254	0.06365410725451102	0.13511873029586352	901.2254476896974

Annexe 5

e3	0.163497842305811	0.09436199900470582	0.7421401586894831	-592.417117221878
e4	0.7591928074276031	0.04803013289665823	0.19277705967573866	781.569226407446
e5	0.4301396754847759	0.02192407015191522	0.5479362543633088	-39.56056554908855
e6	0.17975895859600502	0.3915277176519859	0.4287133237520091	-196.89157574872775
e7	0.0756738226476466	0.7658824707079506	0.15844370664440288	2.7464683090315702
e8	0.0073882782806289635	0.3923155935839633	0.6002961281354078	-609.4940907205912
e9	0.36307634166065555	0.1312843031095663	0.5056393552297781	-69.02195384445395
e10	0.2909602941206546	0.29558928876911084	0.41345041711023456	-45.0178184823003
e11	0.0708676901259431	0.42383370773967	0.5052986021343869	-419.42176530498637
e12	0.2716713386394942	0.180098076326197	0.5482305850343088	-229.9174332353075

Essai 9 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.7452001489323484	0.12676534283657598	0.12803450823107565	751.0280929262335
e2	0.13370223879911458	0.27961154031678237	0.586686220884103	-533.226454417251
e3	0.6391426319522838	0.2919536335126625	0.0689037345350536	694.6993343187214
e4	0.2609427320229185	0.6566811376433562	0.08237613033372526	224.60924611174187
e5	0.33659688957257466	0.6398593262362473	0.023543784191178085	385.91805054239376
e6	0.37816602185541615	0.4537640651475021	0.16806991299708174	262.42798804809354
e7	0.3663944886769012	0.42809042686602883	0.2055150844570699	203.5846091485305
e8	0.4688663343152551	0.07885474204718312	0.4522789236375617	30.35921689796487
e9	0.04082484802792343	0.08541678992616164	0.873758362045915	-989.0075594035213
e10	0.8056994718979457	0.010132200958649085	0.18416832714340525	756.2666977901531
e11	0.014608329845197908	0.003223838213133323	0.9821678319416688	-1150.717078431024
e12	0.09047077975702468	0.282123884138585	0.6274053361043903	-633.9088101987556

Essai 10 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.5938153175006098	0.2374817868337395	0.16870289566565067	356.42992492363237
e2	0.5527244670766778	0.2139740332217975	0.2333014997015247	229.52757957193126
e3	0.6933076255439946	0.04654218672990173	0.26015018772610365	366.0672774364916
e4	0.5013584550081732	0.4814098043682944	0.017231740623532388	427.14707598325094
e5	0.03408939158033914	0.8010526500981778	0.16485795832148298	-310.80226136759507
e6	0.11174749724289515	0.700598323527184	0.1876541792299209	-244.9096663294133
e7	0.507204628938914	0.07079973825577501	0.42199563280531094	-51.35418591799953
e8	0.25573262065477975	0.3656495137944189	0.37861786555080135	-301.14227515357356
e9	0.07370515394738003	0.5295235753656518	0.39677127068696816	-541.3009880324257
e10	0.7568576591209535	0.0729904373197432	0.17015190355930332	550.3419253956654
e11	0.15932138643522328	0.7946378626535465	0.046040750911230166	-17.843218649506525
e12	0.13835659849964907	0.46794829751540257	0.39369510398494834	-460.1278545273151

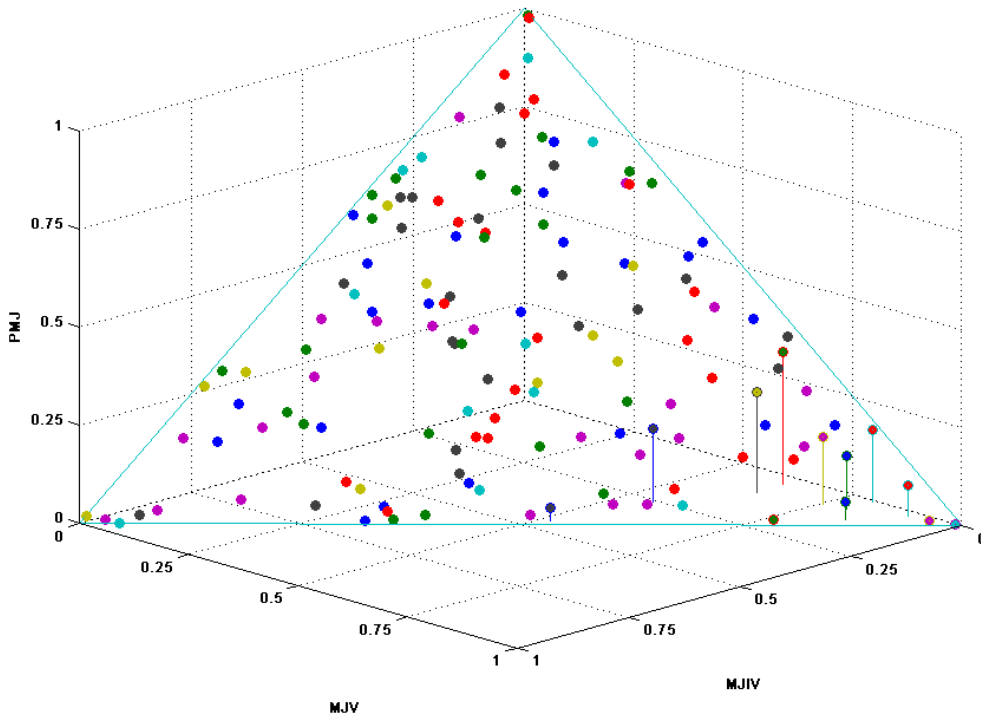
Essai 11 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.07497709528862728	0.35000175133206424	0.5750211533793085	-640.6577668435968
e2	0.6384495339717999	0.05793488362829359	0.3036155823999065	361.12084475156644
e3	0.06298889921737916	0.4698279598471786	0.4671831409354422	-525.6546538631087
e4	0.4220722640805087	0.1613973259705554	0.416530409948936	-34.05467217683463
e5	0.3535339941810346	0.5024661050212144	0.14399990079775105	210.6610149252224
e6	0.24835256566796107	0.40033683421220745	0.3513106001198315	-164.27120514365083
e7	0.3817883323768336	0.5207310247784431	0.09748064284472324	300.6643303037881
e8	0.5176193494890196	0.45047371060080565	0.03190693991017479	542.2749943597969
e9	0.4458089358297147	0.07621647740182103	0.47797458676846427	-79.12034492790053
e10	0.24379836591550347	0.4012029003117463	0.35499873377275026	-174.04533856347825
e11	0.37103392070869673	0.24439859536120045	0.38456748393010287	-56.92017300038697
e12	0.6180598979098878	0.016095093608025524	0.3658450084820867	262.03630351194124

Essai 12 :

Elément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.011800396501286059	0.690955085111941	0.2972445183867729	36.31928520537167
e2	0.49990256689502	0.26127939858470206	0.23881803452027794	692.07867031762
e3	0.03202132753892295	0.3755116988124148	0.5924669736486623	-293.699210530408
e4	0.01961040842613171	0.3088468351414286	0.6715427564324397	-403.5665861396376
e5	0.3071347239934807	0.5173017316328105	0.1755635443737089	536.5626470116672
e6	0.23228559185850303	0.18603289208352136	0.5816815160579756	-40.53954423809546
e7	0.15653463897853143	0.650178247461478	0.1932871135599905	334.8492619701892
e8	0.6282234949228738	0.036893143746643875	0.33488336133048235	730.8853917788242
e9	0.17776921487503736	0.26655124023924626	0.5556795448857164	-74.55683121152924
e10	0.008726152583965628	0.3529499048205974	0.638323942595437	-376.66511654581245
e11	0.14566991455901732	0.10356696691022649	0.7507631185307562	-347.33461329814395
e12	0.010690183035056838	0.002673312439977482	0.9866365045249657	-792.3000209866364

Le schéma représentant ces essais pour le paramétrage 4 est comme dans la figure ci-dessous :



2.5. Paramétrage 5

Nous avons utilisé le tableau des utilités des états

0	1	1
-1	0	0
-1	0	0

Zone 5

Essai 1 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.12838889668739562	0.182536971901573	0.6890741314110314	-145.73666389046673
e2	0.17310790011949506	0.5296978174828213	0.29719428239768364	-92.14885977194672
e3	0.3962798974879571	0.23752576937715186	0.366194333134891	175.7158704035487
e4	0.9610725875312244	0.008996519024646939	0.029930893444128692	853.3837651221152
e5	0.14074832375403587	0.5443157432735993	0.3149359329723648	-131.08035141050038
e6	0.35192432560811043	0.4608342713778808	0.18724140301400882	122.38918414772093
e7	0.051540399834144816	0.897075549270334	0.05138405089552123	-237.85486011439912
e8	0.12845131098090543	0.7679319189637515	0.10361677005534309	-145.63676673825478
e9	0.16295931558176463	0.14426088981862373	0.6927797945996117	-104.16882788390353
e10	0.461227658769034	0.08506794873084611	0.45370439250011996	253.66985060747356
e11	0.04052590664339518	0.7672205082905902	0.19225358506601464	-251.2472519432539
e12	0.0038068761560129173	0.3180974008050581	0.678095723038929	-295.2517551948074

Essai 2 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.6664919081500811	0.11748132021589004	0.21602677163402884	477.57977118246936
e2	0.5900129676851379	0.31176865949191873	0.09821837282294332	385.7300426245379
e3	0.30753536007376026	0.37387251711238645	0.3185921228138533	46.815246824218775
e4	0.07996498801946061	0.44282567666834294	0.47720933531219645	-226.3525329742837
e5	0.446655972817331	0.3427157190383877	0.21062830814428124	213.60164878317028
e6	0.12029094341504137	0.7006858037770742	0.17902325280788434	-177.97805316624317
e7	0.03137379243022586	0.14893308815899298	0.8196931194107812	-284.461967681362
e8	0.5834365853210567	0.10367425098492766	0.31288916369401565	377.9383837876428
e9	0.029810440289281925	0.008711986476249045	0.961477573234469	-286.35465691715694
e10	0.3088907210079152	0.03805265699031546	0.6530566220017693	48.45834661186677
e11	0.04309116623474234	0.10589922618564807	0.8510096075796096	-270.5761191159452
e12	0.01655034053225341	0.010542763760695295	0.9729068957070512	-302.36677662559066

Essai 3 :

Annexe 5

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.0026655788183711504	0.7200722124536609	0.2772622087279679	-217.3184412507486
e2	0.060134774634063026	0.6264921408494936	0.3133730845164434	-148.43040627190362
e3	0.97285570001346	1.5717387667804047E-4	0.02698712610986198	946.893037516716
e4	0.2522790852548529	0.09810778605745006	0.649613128687697	82.11776647303486
e5	0.12475252637893106	0.5221740022675019	0.35307347135356704	-70.9891041780686
e6	0.02232016013889852	0.77801974006326228	0.19966009922847872	-193.84961033277887
e7	0.04209028551410541	0.8269407372726897	0.13096897721320488	-169.9087932158543
e8	0.1029426417040921	0.8379490620458443	0.05910829625006364	-96.96096578786899
e9	0.01659062225273015	0.6261598839166809	0.357249493830589	-200.5250557961599
e10	0.5363418135163224	0.29953922302595226	0.16411896345772536	423.0930403868256
e11	0.048515046072947134	0.4754916409430997	0.4759933129839532	-162.37408054523996
e12	0.02568312402895026	0.18520927786069596	0.7891075981103538	-189.71405366469423

Essai 4 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.8611948698074178	0.07422101777478812	0.06458411241779416	673.352889055867
e2	0.318825225483675	0.6053981474732051	0.07577662704311994	22.434315867084706
e3	0.1830677453784083	0.0872923028227845	0.7296399517988073	-140.41632692589212
e4	0.34800615692176573	0.3520890657397971	0.2999047773384371	57.42643359281533
e5	0.44422665237267567	0.07758756908670295	0.4781857785406214	172.81602813390464
e6	0.04520113181780189	0.7833095038230932	0.1714893643591049	-305.9562631986179
e7	0.10427519106838022	0.3499529520083021	0.5457718569233176	-234.85072543123272
e8	0.09419389374528182	0.7461787656266174	0.1596273406281007	-247.02328221897506
e9	0.07219853182472045	0.41363341089952654	0.514168057275753	-273.3593831902974
e10	0.4562759805481198	0.12763795868357253	0.4160860607683077	187.45022194443027
e11	0.5259826135552476	0.24493755804153194	0.2290798284032205	271.0231815529862
e12	0.1493615546096137	0.206124264011313	0.6445141813790733	-180.86375584843938

Essai 5 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.9265551244109287	5.446741783795054E-4	0.07290020141069176	622.6171605894651
e2	0.4210056019083651	0.11743329762411311	0.46156110046752175	15.882733586392078
e3	0.9440834452182971	0.025402481344790857	0.030514073436912037	643.6344788916451
e4	0.30483425375617135	0.050576626680321354	0.6445891195635073	-123.54788419621514
e5	0.18809075763134106	0.771944042486547	0.03996519988211189	-263.71507954603453
e6	0.005230599557394253	0.749332949653093	0.2454364507895127	-483.0889359014211
e7	0.16454555715129876	0.6041761586345498	0.23127828421415142	-291.6943201220994
e8	0.08281490351175813	0.8406349104961695	0.07655018599207242	-389.8461044895239
e9	0.6351026549337668	0.12195341977202667	0.2429439252942065	272.95753055022305
e10	0.5452497047418766	0.10618482025345566	0.3485654750046677	165.05065698660064
e11	0.07493131469338336	0.3775804163680103	0.5474882689386064	-399.40641107158626
e12	0.6020459695218776	0.25330801176444695	0.14464601871367544	233.18950805594932

Essai 6 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.04171036856889354	0.789073849781271	0.16921578164983542	-439.45932419949565
e2	0.980648444735469	0.016450074332071213	0.002901480932459788	687.1913672003404
e3	0.9985318973588938	1.5339547206837578E-4	0.0013147071690378098	708.7098436817685
e4	0.34086633276705036	0.6549889156774164	0.004144751555533288	-80.57216716169194
e5	0.0726621122134416	0.30452992900068143	0.622807958785877	-402.4922318260782
e6	0.40610155638896417	0.5822435789667436	0.011654864644292218	-2.306565482103224
e7	0.13218235867159955	0.6749448874489069	0.19287275387949354	-330.79293607626994
e8	0.11811936902924959	0.8587298628881561	0.02315076808259431	-347.7435236470885
e9	0.5624940696898502	0.10049353686163598	0.33701239344851386	185.56445047896113
e10	0.5461374967179388	0.06415529600720338	0.38970720727485786	165.85322957926792
e11	0.23032658569286651	0.6410027971456666	0.12867061716146666	-213.19486365074772
e12	0.4673370729879397	0.05560328223012323	0.4770596447819371	71.27605443663083

Essai 7 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.07004716594688443	0.17267341116742874	0.7572794228856868	-342.33429732264415
e2	0.30143389363656503	0.5142097861054574	0.18435632025797755	-64.74522409502697
e3	0.8567301032214913	0.01369388795832823	0.1295760088201804	601.6685670402167
e4	0.9354655795820356	0.02707849171960308	0.03745592869836134	696.06779903954
e5	0.5958571306307441	0.3966802528331268	0.007462616536129119	288.462660297992
e6	0.11527037786010251	0.20022244733129158	0.6845071748086059	-288.1831096934526
e7	0.3501978493211756	0.46674275332776816	0.18305939735105625	-6.053477273479075
e8	0.034245559939305725	0.9608422424135431	0.0049121976471511175	-385.27122453173206
e9	0.07252886239534263	0.12740338870162426	0.8000677489030331	-339.2729282511583
e10	0.7839698253664646	0.007710528414050177	0.20831964621948518	514.3728939808498
e11	0.14261821300537933	0.4250300489853057	0.4323517380093149	-255.32404085244116
e12	0.007544403683541698	0.1858325281746928	0.8066230681787655	-417.3542787053292

Essai 8 :

Annexe 5

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.9326622080649682	0.012696577948951572	0.05464121398608013	749.7392957657294
e2	0.09779888008766957	0.024586959974587007	0.8776141599377434	-252.17169780700738
e3	0.223710494129013	0.36976604311487227	0.40652346275611473	-101.01942762406998
e4	0.6524471331920724	0.04353443037048798	0.30401843643743964	413.3812059182883
e5	0.23145065102700244	0.05678837509490131	0.7117609738780962	-91.88957267981323
e6	0.09610343569687128	0.32892922674376635	0.5749673375593624	-254.24789774263365
e7	0.030107881933592213	0.8481865926304204	0.12170552543598734	-333.2258955919233
e8	0.3459177125743682	0.461894799718675	0.19218748770695682	45.670901177006726
e9	0.37935380581334455	0.11388212081999793	0.5067640733666575	85.852546397163
e10	0.050262759049296696	0.5105456311909202	0.4391916097597831	-309.1400430530696
e11	0.6384277568302834	0.27513336414629597	0.08643887902342062	396.5829542840911
e12	0.018310820723719916	0.8357406999799741	0.14594847929630594	-347.4990357104258

Essai 9 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.5827229263254862	0.20380651269709826	0.21347056097741557	354.95462233916237
e2	0.7555983030540669	0.19858028755966545	0.045821409386267664	562.3300744134583
e3	0.959024677998158	0.007482241504148435	0.033493080497693506	806.5000576797117
e4	0.1298346254324545	0.21317569083473198	0.6569896837328135	-188.61133873246706
e5	0.21497146292959302	0.5362949385472465	0.24873359852316046	-86.52213373589689
e6	0.2656647230193461	0.6529715296899734	0.08136374729068052	-25.631888294865348
e7	0.0701892522599032	0.20869294831117446	0.7211177994289224	-259.98578653953587
e8	3.3204579331550476E-4	0.6709035021287727	0.32876445207791183	-343.88943429942606
e9	0.12941904208735028	0.3122796939386292	0.5583012639740205	-188.92670541324856
e10	0.14108721322929746	0.028074494969624775	0.8308382918010778	-175.00823337625263
e11	0.14923359672377806	0.017246797637728406	0.8335196056384936	-165.3075731828842
e12	0.04705102366135634	0.4277463535801753	0.5252026227584683	-287.86832752445264

Essai 10 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.9286192691248384	0.03595544462790958	0.03542528624725205	678.9528719420193
e2	0.33159672453436173	0.5005323728159049	0.16787090264973337	-37.54918156654776
e3	0.9560415030365934	0.016140440168219274	0.02781805679518734	711.8428859694538
e4	0.8104004877046872	0.030776302778144738	0.1588232095171681	536.9903342378391
e5	0.050409463909324256	0.738374449840328	0.21121608625034782	-375.07389431659976
e6	0.08646707356026878	0.2726109693604729	0.6409219570792584	-331.74642940213437
e7	0.18075159289858217	0.5635452494531126	0.2557031576483053	-218.38833952949517
e8	0.7080295009973041	0.1627164631316368	0.1292540358710591	414.2701501889753
e9	0.03649336480781822	0.11889155680021013	0.8446150783919717	-391.51487990508247
e10	0.22375122175233628	0.2613584343174352	0.5148903439302285	-166.88878490497507
e11	0.0038568109970946556	0.09147637696706012	0.9046668120358452	-430.8370778112662
e12	0.03948549675464148	0.42500121550993597	0.5355132877354225	-388.02432156887755

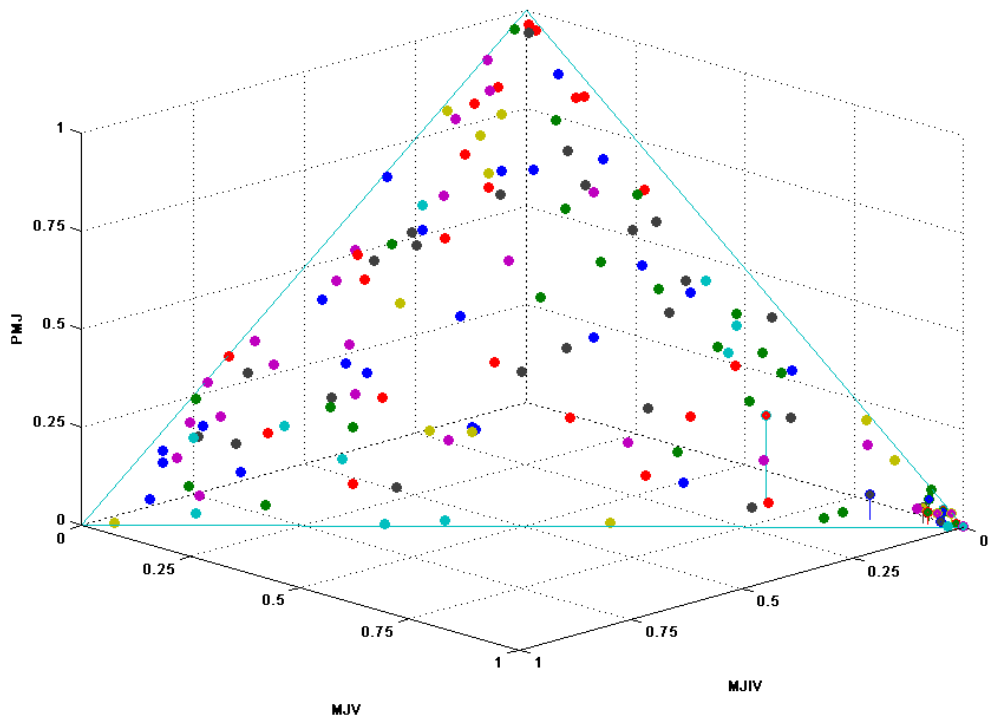
Essai 11 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.9676261022618804	0.020224594761119447	0.01214930297700012	702.2519880500308
e2	0.7410093791433652	0.22221035425722616	0.036780266599408695	430.2369203078256
e3	0.5774587457835457	0.01607806193171525	0.40646319228473904	234.03449360935815
e4	0.23720868314569743	0.10026651818462728	0.6625247986696753	-174.3489148893923
e5	0.6976210588692988	0.0910384619964133	0.21134047913428788	378.0709359789291
e6	0.03960660303349546	0.6649246570709003	0.2954687398956042	-411.488077690703
e7	0.15749878589663258	0.5940806759121309	0.24842053819123655	-269.80079158826584
e8	0.35248096760841224	0.05616172781065376	0.5913573045809339	-35.89717354129024
e9	0.3343947132372347	0.0907152875005034	0.5748899992622619	-57.54234544620135
e10	0.37551139173610276	0.2781435804162098	0.3463450278476875	-8.285664580914727
e11	0.023677831870616752	0.01905246301293706	0.9572697051164462	-430.5609364194853
e12	0.08689908405598157	0.342910244741888	0.5701906712021304	-354.6371004637077

Essai 12 :

élément	MJV	MJIV	PMJ	Utilité estimée
e1	0.6417943385751667	0.058641759048408924	0.2995639023764244	204.22449311540367
e2	0.8323112509352392	0.14968355781869983	0.018005191246061036	432.76978794749743
e3	0.5337467957842801	0.051758704836973854	0.41449449937874605	74.5507750996594
e4	0.9883785559785218	0.004915303158824328	0.006706140862653864	620.0255539994205
e5	0.23701959227231031	0.14637393618162498	0.6166064715460647	-281.6802024480372
e6	0.21012325071349539	0.5986412737929513	0.19123547549355335	-313.8974789852773
e7	0.2947053132282218	0.2597155385724703	0.4455791481993079	-212.1823373009264
e8	0.8483825565493626	0.12282237871852875	0.02879506473210869	452.1553546844282
e9	0.13962063210882972	0.07226590439424796	0.7881134634969224	-398.3006213108662
e10	0.3286359091403435	0.1574664728187607	0.5138976180408958	-171.56562220637352
e11	0.0051314981424553565	0.0312592115109831	0.9636092903465615	-559.845915403864
e12	0.6014374383197817	0.06057999503485145	0.33798256664536686	155.77954614226996

Le schéma représentant ces essais pour le paramétrage 5 est comme dans la figure ci-dessous :



3. La sensibilité du calcul en variant le variable α (le poids de l'utilité d'état)

Nous avons utilisé pour ce test le paramétrage suivant :

Le tableau des utilités des états

0	-1	-1
1	0	1
1	-1	0

Les poids des utilités des caractéristiques :

Beta = 10.0 Gamma = 1.0 Delta = 0.1

Pour Alpha = 100

Essai 1 :

Les probabilités sont :

e1	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e2	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e3	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e4	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e5	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e6	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e7	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e8	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e9	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e10	MJV= 0.3333	MJIV= 0.3334	PMJ= 0.3333
e11	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e12	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334

Les utilités estimées :

EU(e1)	1.0933322234222942
EU(e2)	0.3433322240157395
EU(e3)	0.9266655571923366
EU(e4)	0.9933322234501247
EU(e5)	0.24333222417862999
EU(e6)	0.8266655565412293
EU(e7)	11.093332223171274
EU(e8)	10.343332223817924
EU(e9)	10.926665556924263
EU(e10)	11.073345539342881
EU(e11)	10.243332223659081
EU(e12)	10.82666555694118

Le nombre de cibles = 1

< e7 > :

L'objectif : ' Vérifier '

La forme : '' Simulateur ''

Essai 2 :

Les probabilités sont :

e1	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e2	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e3	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334

e4	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e5	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e6	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e7	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e8	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e9	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e10	MJV= 0.333	MJIV= 0.334	PMJ= 0.333
e11	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e12	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334

Les utilités estimées :

EU(e1)	1.033334158001253
EU(e2)	0.28333415787960803
EU(e3)	0.866667491376802
EU(e4)	0.9333341585038397
EU(e5)	0.18333415739766679
EU(e6)	0.766667490835971
EU(e7)	11.033334158681328
EU(e8)	10.2833341576993
EU(e9)	10.866667490883174
EU(e10)	11.73332426270349
EU(e11)	10.18333415815755
EU(e12)	10.766667491375983

Le nombre de cibles = 1

< e10 > :

L'objectif : ' Vérifier '

La forme : '' Simulateur ''

Pour Alpha = 10

Essai 1 :

Les probabilités sont :

e1	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e2	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e3	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e4	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e5	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e6	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e7	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e8	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e9	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e10	MJV= 0.333	MJIV= 0.334	PMJ= 0.333
e11	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e12	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334

Les utilités estimées :

EU(e1)	1.0933334158057164
EU(e2)	0.34333341581962884
EU(e3)	0.9266667491283727
EU(e4)	0.9933334157754672
EU(e5)	0.24333341572584288
EU(e6)	0.826666749197031
EU(e7)	11.09333341581926
EU(e8)	10.343333415783874
EU(e9)	10.926666749177187

EU(e10) 11.07333242628934
 EU(e11) 10.243333415757405
 EU(e12) 10.82666674909916
 Le nombre de cibles = 1

< e7 > :

L'objectif : ' Vérifier '

La forme : '' Simulateur ''

Essai 2 :

Les probabilités sont :

e1	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e2	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e3	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e4	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e5	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e6	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e7	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e8	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e9	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e10	MJV= 0.33	MJIV= 0.34	PMJ= 0.33
e11	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e12	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334

Les utilités estimées :

EU(e1) 1.0333333651325063
 EU(e2) 0.2833333650623189
 EU(e3) 0.8666666984670144
 EU(e4) 0.9333333652229356
 EU(e5) 0.18333336514413645
 EU(e6) 0.7666666984849684
EU(e7) 11.033333365103715
 EU(e8) 10.28333336502746
 EU(e9) 10.866666698418129
EU(e10) 11.733332983755744
 EU(e11) 10.183333365072016
 EU(e12) 10.766666698351898
 Le nombre de cibles = 1

< e10 > :

L'objectif : ' Vérifier '

La forme : '' Simulateur ''

Pour Alpha =1

Essai 1 :

Les probabilités sont :

e1	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e2	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e3	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e4	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e5	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334

e6	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e7	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e8	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e9	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e10	MJV= 0.33	MJIV= 0.34	PMJ= 0.33
e11	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e12	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334

Les utilités estimées :

EU(e1)	1.09333333365108542
EU(e2)	0.343333333651141373
EU(e3)	0.92666666698511301
EU(e4)	0.99333333365089858
EU(e5)	0.243333333651321887
EU(e6)	0.82666666698465386
EU(e7)	11.0933333336508636
EU(e8)	10.3433333336516352
EU(e9)	10.9266666669852999
EU(e10)	11.0733333298367164
EU(e11)	10.2433333336511213
EU(e12)	10.8266666669846691

Le nombre de cibles = 1

< e7 > :

L'objectif : ' Vérifier '

La forme : '' Simulateur ''

Essai 2 :

Les probabilités sont :

e1	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e2	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e3	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e4	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e5	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e6	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e7	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e8	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e9	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e10	MJV= 0.3	MJIV= 0.4	PMJ= 0.3
e11	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e12	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334

Les utilités estimées :

EU(e1)	1.03333333055281795
EU(e2)	0.28333333055182372
EU(e3)	0.86666666388590034
EU(e4)	0.93333333055214528
EU(e5)	0.183333330551057436
EU(e6)	0.76666666388518966
EU(e7)	11.0333333305522628
EU(e8)	10.2833333305514613
EU(e9)	10.8666666638847281
EU(e10)	11.7333333639303012
EU(e11)	10.1833333305510427
EU(e12)	10.7666666638868081

Le nombre de cibles = 1

< e10 > :

L'objectif : ' Vérifier '

La forme : '' Simulateur ''

Pour Alpha =0,1

Essai 1 :

Les probabilités sont:

e1	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e2	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e3	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e4	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e5	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e6	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e7	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e8	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e9	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e10	MJV= 0.3	MJIV= 0.4	PMJ= 0.3
e11	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e12	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334

Les utilités estimées :

EU(e1)	1.093333330550386
EU(e2)	0.3433333305514694
EU(e3)	0.9266666638844607
EU(e4)	0.9933333305508498
EU(e5)	0.24333333055167938
EU(e6)	0.8266666638833469
EU(e7)	11.093333330551726
EU(e8)	10.343333330552301
EU(e9)	10.926666663887106
EU(e10)	11.073333336393086
EU(e11)	10.243333330552195
EU(e12)	10.826666663886098

Le nombre de cibles = 1

< e7 > :

L'objectif : ' Vérifier '

La forme : '' Simulateur ''

Essai 2 :

Les probabilités sont:

e1	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e2	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e3	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e4	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e5	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e6	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e7	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e8	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e9	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334
e10	MJV= 0.0	MJIV= 1.0	PMJ= 0.0
e11	MJV= 0.333333	MJIV= 0.333333	PMJ= 0.333334

e12 MJV= 0.333333 MJIV= 0.333333 PMJ= 0.333334

Les utilités estimées :

EU(e1) 1.0333332995573314
EU(e2) 0.2833332995574127
EU(e3) 0.8666666328917842
EU(e4) 0.9333332995571804
EU(e5) 0.18333329955719413
EU(e6) 0.7666666328911187
EU(e7) 11.033333299556952
EU(e8) 10.283333299556796
EU(e9) 10.866666632890775
EU(e10) 11.733333704868791
EU(e11) 10.183333299557752
EU(e12) 10.766666632890676
Le nombre de cibles = 1

< e10 > :

L'objectif : ' Déstabiliser '

La forme : '' Cours Web ''

Résumé

La problématique abordée dans cette thèse est la conception d'un modèle informatique qui permet de générer automatiquement les rétroactions épistémiques en se basant sur l'état de connaissance de l'apprenant et en prenant ainsi en compte la dimension didactique de la connaissance. Ce travail se situe dans le cadre d'un environnement informatique pour l'apprentissage de la formation professionnelle.

Dans le cadre de notre travail, les résultats du diagnostic de l'état de connaissance de l'apprenant ne peuvent être déduits qu'avec un certain degré d'incertitude. De ce fait, nous avons choisi les réseaux bayésiens pour représenter la connaissance et le diagnostic, et l'approche de la théorie de la décision pour automatiser la prise de décisions didactiques.

L'état de connaissance de l'apprenant est déduit en appliquant l'inférence dans le réseau bayésien en fonction des traces de ses activités. Les résultats du diagnostic sont ensuite utilisés dans le modèle de la prise de décisions didactiques pour produire les rétroactions épistémiques en quatre étapes : 1) le choix de la cible qui permet de sélectionner les connaissances visées par la rétroaction ; 2) la détermination de l'objectif qui permet de définir le but de la rétroaction du point de vue de l'apprentissage ; 3) le choix de la forme de la rétroaction ; 4) la détermination du contenu de la rétroaction.

Nous avons implémenté et intégré le modèle de prise de décisions didactiques dans la plateforme de TELEOS. Ainsi, nous avons testé et évalué la cohérence du comportement informatique du modèle, sa sensibilité aux modifications des probabilités et des paramètres, et la pertinence des rétroactions produites.

Abstract

The aim of our research is the design of a computer process that allows the production of adaptive feedback according to the diagnosis of learner's knowledge. The adaptive dimension is related to the knowledge point of view. We applied our model in a learning environment for professional domains.

In our framework, the diagnosis results of the learner's knowledge can be deduced only with a degree of uncertainty. For that, we chose to model the knowledge and the diagnosis with Bayesian Networks and to use decision theoretic approach to produce didactic decisions.

In our environment, the diagnosis of the learner's knowledge during the problem-solving process is realised by inference in Bayesian Network according to the tracks of learner's actions. The diagnosis results are used then in the decision process to produce adaptive feedback in four related steps: 1) the decision of the target of feedback that represents which knowledge will be designed to point; 2) the determination of the objective of feedback that represents from learning point of view what the aim of providing this feedback to learner; 3) the choice of feedback form; 4) the determination of the content of feedback.

We implemented the process of didactic decision-making in TELEOS (a computer learning environment dedicated to orthopedic surgery). Then, we tested and evaluate the behaviour of our model, the sensitivity of the best decision to small changes in the assigned probabilities and utilities, and the relevance of the produced feedback.