



HAL
open science

Diagnostic et prise de décision pédagogique pour la construction de compétences non-techniques en situation critique

Yannick Bourrier

► **To cite this version:**

Yannick Bourrier. Diagnostic et prise de décision pédagogique pour la construction de compétences non-techniques en situation critique. Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain. Sorbonne Université, 2019. Français. NNT : 2019SORUS002 . tel-02458544

HAL Id: tel-02458544

<https://theses.hal.science/tel-02458544>

Submitted on 28 Jan 2020

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.

Sorbonne Université

Ecole doctorale EDITE

LIP6 / Equipe MOCAH

Diagnostic et prise de décision pédagogique pour la construction des compétences non-techniques en situation critique

Par Yannick Bourrier

Thèse de doctorat d'Informatique

Dirigée par Vanda Luengo, Catherine Garbay, et Francis Jambon

Présentée et soutenue publiquement le 21/06/2019

Devant un jury composé de :

M OUDEYER Pierre-Yves, Directeur de recherches, rapporteur

Mme BOYER Anne, Professeur, rapporteure

M MAUDET Nicolas, Professeur, président du jury

M QUERREC Ronan, Professeur, examinateur

Mme LOURDEAUX Domitile, Maitre de conférences HDR, examinatrice

Mme LUENGO Vanda, Professeure, directrice

Mme GARBAY Catherine, Directrice de recherches, co-directrice

M JAMBON Francis, Maitre de conférences, co-directeur

A Roisin, une drôle de fée avec laquelle je vieillirai. Ma mère Ghislaine aussi douce que passionnée, à qui je dois tant. Mon père Pascal dont l'optimisme m'aide à voir le monde sous un beau jour. Ma grand-mère Paulette dont la foi et le support n'ont jamais eu d'égaux que la saveur de sa cuisine. Ma grand-mère Marie-Josette, qui veille, perspicace et tolérante, sur ma famille paternelle. Mon grand-père Guy, infatigable inventeur, professeur en trois-vallées, gardien d'un sanctuaire où je reviens chaque fois avec joie.

Résumé

Les compétences non-techniques (CNT) sont un panel de capacités métacognitives complétant les compétences techniques, et garantissant la réalisation d'une activité technique sûre. Elles jouent un rôle particulièrement important dans la gestion de situations critiques, et ce dans de nombreux domaines, comme la conduite automobile, ou la médecine d'urgence. Les travaux de cette thèse ont eu pour but de contribuer à la construction d'un environnement virtuel pour l'apprentissage humain (EVAH) de ces compétences non-techniques, *via* l'expérience de situations critiques.

Les travaux se sont focalisés sur deux aspects fondamentaux pour la mise en place d'un EVAH. Dans un premier temps, nous nous sommes focalisés sur la conception d'une architecture de diagnostic des compétences non-techniques de l'apprenant, un problème complexe, « mal-défini » au regard du faible degré de formalisation du domaine, de la nature en temps réel de cet apprentissage, et des relations, propres à chaque individu, entre criticité, compétences techniques et compétences non-techniques. Cette architecture associe connaissances du domaine, apprentissage machine et un réseau bayésien, afin de franchir l'important gap sémantique séparant l'activité perceptivo-gestuelle de l'apprenant produite au sein d'un environnement virtuel, de l'évaluation épistémique de ses compétences.

Dans un second temps, nous avons consacré nos efforts à la conception d'un module pédagogique capable de raisonner sur la base du module de diagnostic pour proposer à chaque apprenant un voyage à travers la criticité qui lui soit adapté, personnalisé, et à même de renforcer ses CNT. Ce module associe connaissances issues du réseau bayésien, à un algorithme d'apprentissage par renforcement de type « bandit manchot », pour guider l'apprenant vers une maîtrise toujours plus grande de ses compétences non-techniques.

Les expérimentations ont eu pour but de valider les choix de modélisation. Elles se sont basées sur des données réelles, obtenues au cours de sessions d'apprentissage réalisées sur un simulateur « grande échelle » de conduite automobile, pour mettre en évidence la robustesse et la capacité de couverture de l'architecture de diagnostic. Nous avons ensuite conçu un jeu de données synthétiques pour évaluer les capacités du module pédagogique à proposer des situations d'apprentissage adaptées aux singularités de chaque apprenant, et à mêmes de contribuer au renforcement de ses CNT.

Mots clefs : environnements virtuels pour l'apprentissage humain, systèmes tuteurs intelligents, compétences non-techniques, diagnostic des compétences, prise de décision pédagogique, intelligence artificielle

Abstract

Non-technical skills (NTS) are a set of metacognitive abilities that complement technical skills and allow for a safe and efficient technical activity. They play an important role during the handling of critical situations, in many domains, including driving or acute medicine. This thesis work focused on the building of a virtual environment for learning (VEL), dedicated to the training of these non-technical skills, through the experience of critical situations.

The main contributions target two fundamental aspects with regards to the construction of such a VEL. First, we focused our efforts on the conception of an architecture able to diagnose a learner's NTS. This is an ill-defined problem, given the low degree of domain knowledge, the real time aspects of this learning process, and the unique relations between criticality, technical, and non-technical skills. This architecture combines domain knowledge, machine learning, and a Bayesian network, to cross the semantic gap between the learner's perceptual-gestural activity inside the VEL, and the diagnostic of high level, cognitive, NTS.

Second, we built a pedagogical module, able to make decisions based on the diagnostic module, in order to build a « journey through criticality » adapted to each of our learners' characteristics, in order to strengthen said their NTS. This module associates the knowledge about the learner obtained by the Bayesian network, with a reinforcement-learning « multi-armed bandit » algorithm, to reinforce the learner's NTS through time.

Experiments were conducted in order to validate our modelling choices. These experiments were first conducted on real user data, obtained during training sessions performed on a « large scale » driving simulator, in order to evaluate the robustness of the Bayesian network as well as its ability to provide varied diagnostics given its inputs. We then built a synthetic dataset in order to test the pedagogical module, more specifically its capabilities to provide adapted learning situations to learners of different profiles, and to contribute to these learner's acquisition of NTS through time.

Keywords: Virtual Environments for Learning, Intelligent Tutoring Systems, Non-Technical Skills, Skill diagnosis, Pedagogical Action Selection, Artificial Intelligence

TABLE DES MATIERES

Table des matières

TABLE DES MATIERES	5
TABLE DES FIGURES	12
LISTE DES TABLEAUX	15
INTRODUCTION	16
1. Introduction.....	18
1.1 Concepts principaux	19
1.1.1 Les environnements virtuels pour l'apprentissage humain	19
1.1.2 Les systèmes tutoriels intelligents	19
1.1.3 Compétences non-techniques et situations critiques.....	20
1.2 Contexte de la thèse.....	20
1.2.1 Enjeux sociétaux.....	20
1.2.2 Cadre d'étude	21
1.3 Approche	21
1.4 Plan du mémoire	23
PREMIERE PARTIE – ETAT DE L'ART.....	26
Survol de l'état de l'art.....	28
2. Les compétences non-techniques.....	29
2.1 Présentation générale	30
2.2 Conscience de la situation.....	31
2.3 Prise de décision.....	32
2.4 Liens entre compétences techniques et non-techniques	34
2.5 Les situations critiques et leurs liens avec les CNT.....	35
2.6 Evaluer les CNT.....	36
2.7 Enseigner les CNT	37
2.8 Conclusion	38
3. Paradigmes d'apprentissage dans les environnements virtuels.....	39
3.1 Paradigme cognitiviste	40

3.2 Paradigmes centrés interaction	41
3.2.1 Le constructivisme et l'apprentissage situé	41
3.2.2 La Zone Proximale de Développement (ZPD).....	42
3.3.3 L'enaction	43
3.3 Conclusion	44
4. Modéliser la connaissance dans les STI.....	46
4.1 Modéliser la connaissance dans un STI.....	47
4.2 Approches classiques	48
4.2.1 Model Tracing (MT).....	48
4.2.2 Constraint Based modelling (CBM).....	49
4.3 Domaines mal définis	50
4.3.1 Définition d'un domaine mal-défini	50
4.3.2 Limites des paradigmes usuels.....	51
4.3.3 Modéliser l'apprenant dans un domaine mal-défini.....	52
4.3.4 Techniques de diagnostic face à l'incertitude	55
4.3.5 Challenges liés à l'activité perceptivo-gestuelle.....	56
4.4 Conclusion	57
5. Sélection d'actions pédagogiques dans les STI	58
5.1 Le module pédagogique	59
5.2 Approches heuristiques.....	59
5.3 Approches centrées diagnostic	60
5.4 Approches centrées théorie de la décision	60
5.5 Approches par renforcement	61
5.6 Conclusion	62
DEUXIEME PARTIE - CONTRIBUTIONS.....	63
6. Caractérisation des aspects mal-définis du domaine et présentation du cadre d'étude	65
6.1 Domaines d'application.....	66
6.1.1 La conduite automobile.....	66
6.1.2 La gestion d'hémorragies du post-partum par des sages-femmes.....	70
6.1.3 Conclusion	73
6.2 Nature mal-définie de l'apprentissage des CNT dans un EVAH	74

6.2.1 Introduction.....	74
6.2.2 Déterminer les situations « critiques pour l'analyse » de l'apprenant	75
6.3.3 Déterminer les situations « critiques pour l'apprentissage »	76
6.3.3 Conclusion	77
6.4 Synthèse	77
CONTRIBUTIONS POUR LA MODELISATION DE L'APPRENANT	78
7. Introduction : une architecture hybride pour le diagnostic des CNT	79
7.1 Approche	80
7.2 Présentation des modules.....	82
7.2.1 Module d'extraction d'indicateurs.....	82
7.2.2 Analyse de la performance technique.....	82
7.2.3 Diagnostic probabiliste des compétences non-techniques.....	83
7.3 Synthèse	83
8. Module d'extraction d'indicateurs.....	84
8.1 Introduction.....	85
8.2 Faire émerger les situations d'apprentissage	86
8.3 Séparer une situation d'apprentissage en phases	88
8.3.2 La notion de déclencheur	89
8.3.2 Règles pour la séparation d'une situation en phases.....	90
8.4 Extraire des indicateurs domaine-spécifiques	91
8.4.1 Les différents types d'indicateurs	92
8.4.2 Identification de la règle de production appropriée	94
8.5 Spécificités de chaque domaine	95
8.5.1 Superposition entre déclencheur et précurseur	95
8.5.2 Temporalité des phases.....	96
8.5.3 Généricité des indicateurs vis-à-vis du domaine.....	97
8.6 Synthèse	97
9. Module « fouille et apprentissage » pour l'analyse de la performance technique	99
9.1 Introduction.....	100
9.2 La notion de performance technique.....	100
9.2.1 Obtenir la performance technique de l'évaluation de l'expert.....	100

9.2.2	Intérêts de la notion de performance technique.....	102
9.2.2	Performance perceptuelle et performance gestuelle.....	103
9.3	Le <i>Machine Learning</i> supervisé pour l'analyse de la performance technique.....	103
9.3.1	Intérêts du ML pour l'analyse de la performance technique.....	103
9.3.2	Réseau de neurones pour l'analyse de la performance technique.....	104
9.4	Synthèse.....	106
10.	Réseau Bayésien pour le diagnostic des compétences non-techniques.....	107
10.1	Introduction.....	108
10.2	Les différents types de nœuds.....	109
10.1.1	Nœuds d'observation « Performance technique ».....	110
10.1.2	Nœuds latents « Performance Variation ».....	111
10.1.3	Nœuds latents comportementaux.....	113
10.1.4	Nœud d'observation « dimensions de criticité ».....	114
10.1.5	Nœuds d'observation « marqueurs non-techniques ».....	114
10.1.6	Nœuds latents « <i>subskills</i> ».....	115
10.1.7	Nœud « intensité de la criticité ».....	116
10.1.8	Nœuds « CNT ».....	118
10.1.9	Nœuds « Maîtrise CNT ».....	118
10.2	Dimension temporelle.....	119
10.3	Limites du réseau bayésien.....	120
10.4	Conclusion.....	122
	CONTRIBUTIONS POUR LE MODULE PEDAGOGIQUE.....	123
11.	Module pédagogique pour le choix de nouveaux scénarios.....	124
11.1	Présentation générale des objectifs de l'approche.....	125
11.2	Hypothèses sur les situations d'apprentissage.....	126
11.2.1	Connaissances à disposition sur les situations d'apprentissage.....	126
11.2.2	Répétition des situations d'apprentissage.....	127
11.3	Filtrage des scénarios pertinents sur la base de l'intensité estimée.....	128
11.3.1	Objectifs et justification.....	128
11.3.2	Filtrage par union.....	128
11.3.3	Filtrage par harmonisation.....	129

11.3.4 Filtrage par intersection	130
11.3.5 Conclusion	131
11.4 Personnalisation du choix des scénarios : approche par bandit manchots	132
11.4.1 Objectifs et Justification	132
11.4.2 Définition du problème du bandit manchot	132
11.4.3. Application à la sélection d'actions pédagogiques	133
11.5 Synthèse	135
TROISIEME PARTIE - EXPERIMENTATIONS	137
12. Introduction.....	139
13. Validation sur la base d'expérimentations utilisateurs en simulation	142
13.1 Extraction d'indicateurs et caractérisation des situations d'apprentissage	144
13.1.1 Périmètre des expérimentations.....	144
13.1.2 Méthodologie pour la séparation en phases et l'extraction des indicateurs dans la conduite automobile	144
13.1.3 Méthodologie pour la séparation en phases et l'extraction des indicateurs dans la HPP148	
13.2 Précision de l'analyse de la performance technique.....	152
13.2.1 Objectifs du module, et cadre des expérimentations.....	152
13.2.2 Génération des sorties désirées (notations des experts).....	152
13.2.3 Pré-traitement des données	152
13.2.4 Première expérimentation : le réseau de neurones	154
13.2.5 Deuxième expérimentation : Performances des autres algorithmes	157
13.2.6 Synthèse	159
13.3 Robustesse du diagnostic des CNT par le réseau bayésien.....	160
13.3.1 Rappel du fonctionnement du module	160
13.3.2 Cadre et objectifs des expérimentations	161
13.3.2 Expérimentations	161
13.3.3 Discussion	164
13.4 Conclusion	165
14. Validation sur données synthétiques	167
Introduction.....	168
14.1 Génération d'un jeu de données synthétiques.....	168

14.1.1 Principes généraux	168
14.1.2 Création d'un ensemble de situations	169
14.1.3 Création d'un apprenant synthétique	171
14.1.4 Génération des scores de performance technique « critiques »	172
14.1.4 Déroulement de la session d'apprentissage synthétique	173
14.1.5 Conclusion	174
14.2 Caractère dynamique du modèle de l'apprenant, et liens entre précision du modèle de l'apprenant et décisions du module pédagogique.....	176
14.2.1 Rappels sur la dynamique du réseau bayésien et objectifs des expérimentations.....	176
14.2.3 Analyse qualitative du comportement du modèle de l'apprenant.....	176
14.2.4 Discussion	178
14.2.5 Synthèse	182
14.3 Efficacité du module pédagogique.....	183
14.3.1 Rappels sur le fonctionnement du module	183
14.3.2 Objectifs.....	183
14.3.3 Fonctionnement du module pédagogique.....	185
14.3.4 Expérimentation 1 : importance des sous-modules.....	188
14.3.5 Expérimentation 2 : Influence de τ – balance entre exploration et exploitation	190
14.4 Conclusion	193
QUATRIEME PARTIE – CONCLUSION	194
15. Conclusion	195
15.1 Survol de la thèse	196
15.2 Contributions.....	198
15.2.1 Une architecture hybride pour le diagnostic des compétences non-techniques	198
15.2.2 Un module pédagogique pour la sélection personnalisée de situations à criticité variables	199
15.3 Publications	199
15.4 Limites et perspectives.....	200
15.4.1 Limites	200
15.4.2 Perspectives.....	202
14. Références.....	206
ANNEXES.....	217

A.	Architecture générale du projet MacCoy Critical	217
B.	Annexes relatives à la conduite automobile	218
A.1	Situations d'apprentissage en conduite.....	218
A.2	Traces d'activité en conduite	219
A.3	Les indicateurs en conduite	222
B	Annexes relatives à la gestion d'hémorragie post-partum	223
B.1	Description des situations d'apprentissage	223
B.2	Traces d'activité en HPP	225
C.2	Indicateurs en HPP	232

TABLE DES FIGURES

Figure 2.1 : Reproduction par [Flin et al., 2009, p. 35] du modèle de conscience de la situation proposé par [Endsley, 1995, p. 35].	32
Figure 2.2: Modèle simplifié de prise de décision issu de [Flin et al., 2008, p. 60].	34
Figure 2.3: Exemple de fiche CTA tirée du système NOTSS, pour un apprenant chirurgien réalisant une opération concernant une hernie [Yule et al., 2006].	37
Figure 3.1 : représentation graphique de la ZPD. Schéma tiré de (Murray et Arroyo, 2002).	43
Figure 6.1 : représentation des différents niveaux de compétences permettant le maintien d'une conduite sûre. (Figure tirée de Hatakka et al., 2002).	67
Figure 6.2: représentation d'une situation critique de conduite présentant une dimension de criticité ambiguë, et de la présence d'un précurseur fournissant un indice « indirect » quant à la présence d'un danger.	68
Figure 6.3: Simulateur de conduite pleine échelle statique utilisé (IFSTTAR).	69
Figure 6.4: vue de l'algorithme professionnel de prise en charge d'une HPP suite à un accouchement par voie basse.	71
Figure 6.5: Simulateur de prise en charge de situations périnatales à haut risque PerinatSims (MeduSims) avec un eye-tracker pour l'acquisition des perceptions oculaires.	73
Figure 7.1: représentation du gap sémantique séparant un évènement, caractérisé par une trace d'activité produite par une action ou une perception de l'apprenant, et les éléments épistémiques sous-tendant la réalisation de ces gestes ou perceptions.	80
Figure 7.2: Vue représentant les trois modules dont l'objectif est de permettre le diagnostic des CNT sur la base de traces de bas niveau au sein des simulateurs.	82
Figure 8.1: Le module d'extraction d'indicateurs fournit un premier niveau « évènementiel » d'interprétation des traces d'activité de l'apprenant.	85
Figure 8.2: la notion de précurseur pour faire émerger une situation d'apprentissage critique, ou de référence.	87
Figure 8.3: séparation d'une situation d'apprentissage en phases à l'aide de la notion de déclencheur	90
Figure 8.4 : Représentation du processus d'extraction de connaissances expertes dans le cadre de la HPP.	92
Figure 9.1 : Vidéo issue d'une session d'apprentissage en conduite automobile.	101
Figure 9.2: Rôle intermédiaire du module d'analyse de la performance technique, permettant de faire le pont entre les évènements résultants de l'activité produite par l'apprenant, et les CNT sous-tendant cette activité.	103
Figure 9.3 : Vue globale de l'architecture d'analyse de la performance technique. Le RN permet de franchir un « gap » sémantique séparant les indicateurs comportementaux de la notion de performance.	105

Figure 10.1 : positionnement du RB dans l'architecture hybride. Le RB traite des informations de haut niveau sémantique pour franchir le dernier gap séparant analyse comportementale du diagnostic des CNT.	108
Figure 10.2: méta-vue du réseau bayésien représentant les différents types de nœuds. Les nœuds en gris sont issus d'observations, les nœuds en bleu sont des nœuds « latents » permettant la propagation de l'information jusqu'aux nœuds CNT, les nœuds en orange représentent la dimension temporelle du RB.....	110
Figure 10.3: représentation des liens entre observations sur les performances, et nœuds latents « performance variation ». Les observations sont représentées en gris, et les nœuds latents en bleu.	111
Figure 10.4: représentation des liens entre les variations de performance et les nœuds latents « agir », « comprendre » et « percevoir ».....	113
Figure 10.5 : représentation des liens entre les nœuds comportementaux et les nœuds subskills... 116	
Figure 10.6 : Représentation des liens entre les subskills de la prise de décision et le nœud CNT éponyme. Les mêmes liens existent entre les subskills de la conscience de la situation et le nœud CNT correspondant.	118
Figure 10.7 : Représentation des liens entre la CNT « prise de décision » et sa version « maîtrise », qui modère la valeur obtenue en tenant compte de l'intensité de la criticité de la situation à laquelle l'apprenant était confronté.....	119
Figure 10.8 : Représentation de la dimension temporelle du RB pour le nœud « prise de décision ».	120
Figure 11.1: représentation du filtrage par union. Les scénarios « sélectionnables » sont ceux qui sont d'une difficulté adaptée pour l'une ou l'autre des CNT, sans prise en compte des potentielles disparités entre ces dernières.....	129
Figure 11.2 : objectif d'harmonisation des CNT par renforcement de la CNT la plus faible. Les scénarios sélectionnés sont ceux pertinents en termes de difficulté par rapport à la compétence jugée la plus déficitaire chez un apprenant.	130
Figure 11.3: représentation de la zone de filtrage des situations pertinentes sur la base d'un objectif d'harmonisation des CNT.	131
Figure 11.4: Représentation schématique du module pédagogique. Le filtrage effectué sur la banque de situations permet de limiter le périmètre d'exploration du MAB. Un scénario est sélectionné sur sa base dans un objectif d'exploitation si sa récompense est élevée, ou d'exploration si elle est faible ou inconnue. Le diagnostic des CNT permet la mise à jour du modèle de l'apprenant, et le différentiel entre l'état des CNT de l'apprenant avant et après la phase de vérification permet d'estimer le gain d'apprentissage. Cette estimation est attribuée comme récompense au scénario sélectionné ce qui met à jour l'espérance de récompense de ce scénario. Le processus se répète ensuite.	135
Figure 13.1 : Schéma du processus d'extraction d'indicateurs à partir des fichiers de perception et du monde/actions.	144
Figure 13.2 : Schéma représentant la situation IND1.	145
Figure 13.3 : Schéma représentant la situation DIR1.....	146

Figure 13.4 : Schéma du processus d'extraction d'indicateurs à partir des fichiers de traces dans le cas de la HPP.....	148
Figure 13.5 : Schéma représentant la séparation d'une situation d'apprentissage en phases dans le domaine de la HPP.	149
Figure 13.6 : Les différentes étapes du pré-traitement des données.....	153
Figure 13.7 : Vue du RN utilisé pour obtenir les scores de performance perceptuelles ou gestuelles	155
Figure 13.8 : Rappel de la structure du réseau bayésien pour le diagnostic des CNT et la modélisation de l'apprenant.....	160
Figure 13.9 : Comparaison entre les valeurs observées pour les probabilités d'influence positive des CNT dans chacune des phases pour lesquelles nous avons disposé de données réelles.	162
Figure 13.10 : Différences de diagnostic lorsqu'une erreur forte sur la performance perceptuelle a été observée, pour le scénario IND1 favorisant le diagnostic de conscience de la situation.	163
Figure 13.11 : Valeurs minimales et maximales des diagnostics observés pour chaque CNT et chaque scénario. Malgré la faible population d'apprenants, les comportements sont suffisamment disparates pour permettre au RB de produire des diagnostics très différenciés.	164
Figure 13.12 : Probabilités d'influence positive de chaque CNT pour chaque apprenant lors de la situation DIR1.....	164
Figure 14.1 : Représentation de la fonction de calcul de θ_{gain} après chaque interaction entre un apprenant et une situation.....	173
Figure 14.2 : Comparaison entre l'évolution des diagnostics et les valeurs de θ pour un apprenant compétent.....	177
Figure 14.3 : Comparaison entre l'évolution des diagnostics et des valeurs de θ pour un apprenant très faible.....	178
Figure 14.4 : Comparaison entre l'évolution des diagnostics et des valeurs de θ pour un apprenant progressant lentement.....	178
Figure 14.5 : Vue des scores des nœuds de diagnostic et de leur influence sur l'évolution des compétences de l'apprenant « faible ».....	179
Figure 14.6 : Vue des scores des nœuds de diagnostic et de leur influence sur l'évolution des compétences de l'apprenant « lent ».	180
Figure 14.7 : Scores moyens d'aptitude obtenus pour les 4 différents algorithmes après l'expérience de 100 situations.	189
Figure 14.8 Scores moyens d'aptitudes obtenus pour les 4 différents algorithmes après l'expérience de 100 situations.	190
Figure 14.9 : Vue des différents scores moyens d'aptitude θ obtenus après 100 situations d'apprentissage, pour différentes valeurs de τ	191
Figure 14.10 : scores moyens d'aptitudes obtenus après 50 couples de situations d'apprentissage, lorsqu'on inclue des « slip » et « guess ».	192
Figure 15.1 Représentation de la coévolution entre l'apprenant et l'EVAH.....	197

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 10.1: Exemple de table de probabilités conditionnelles du nœud « Performance Variation Actions ».....	112
Tableau 10.2 : la relation de quasi-équivalence entre le nœud « Agir » et les variations de performance gestuelle.	113
Tableau 10.3: Représentation des tables de probabilités conditionnelles du nœud « comprendre ».	114
Tableau 10.4: Exemple de l'influence d'un marqueur non-technique sur la subskill « anticiper états futurs ».....	115
Tableau 10.5 : représentation des tables de probabilités conditionnelles pour le nœud subskill « anticiper les états futurs ».....	116
Tableau 10.6 : Représentation des tables de probabilités conditionnelles pour le nœud « prise de décision ».....	118
Tableau 10.7 : table de probabilité conditionnelle pour le nœud « maîtrise cumulée prise de décision »	120
Tableau 12.1 : Périmètre des expérimentations conduites sur chacun des modules de l'architecture.	141
Tableau 13.1 Tableau de sortie du module d'extraction d'indicateurs, représentant les indicateurs extraits pour l'analyse de l'activité de conduite pour chaque phase.	148
Tableau 13.2 : Listing des indicateurs conservés pour l'analyse de la performance technique.	154
Tableau 13.3 : Valeurs d'EQM obtenues pour chaque phase lors de l'analyse de la performance technique.....	156
Tableau 13.4 : les valeurs d'EQM obtenues par chacun des algorithmes pour l'analyse de la performance technique.....	158
Tableau 14.1 : Tableau de description des quatre algorithmes.....	188

INTRODUCTION

1. Introduction

1.1	Concepts principaux	19
1.1.1	Les environnements virtuels pour l'apprentissage humain	19
1.1.2	Les systèmes tutoriels intelligents	19
1.1.3	Compétences non-techniques et situations critiques	20
1.2	Contexte de la thèse	20
1.2.1	Enjeux sociétaux	20
1.2.2	Cadre d'étude	21
1.3	Approche	21
1.4	Plan du mémoire	23

1.1 Concepts principaux

Nos travaux ont contribué à la construction d'un EVAH à même d'améliorer les capacités d'apprenants à faire face à des situations critiques, dont la gestion requiert la mise en application d'un large panel de compétences métacognitives « non-techniques », en conjonction aux gestes techniques spécifiques au domaine. Nous présenterons ici les principaux concepts liés à ces travaux, nous en détaillerons les enjeux sociétaux, puis nous décrirons les domaines d'études sur lesquels ils se sont inscrits. Nous donnerons ensuite une vue générale de l'approche employée. Enfin, nous présenterons le plan de cette thèse associé à une description succincte de ses différents chapitres.

1.1.1 Les environnements virtuels pour l'apprentissage humain

Les Environnements Virtuels pour l'Apprentissage Humain (EVAH) visent à supporter un processus d'apprentissage humain par l'entremise d'espaces de réalité virtuelle. Ce sont donc des environnements informatiques pour l'apprentissage humain (EIAH) immersifs, pouvant inclure des dispositifs permettant le déploiement d'une activité sensori-motrice et le captage de cette activité par l'entremise de traces, c'est-à-dire une « séquence temporelle d'observés » avec une finalité visant à la construction ou au développement des compétences d'un sujet qualifié « d'apprenant » [Carpentier, 2015].

1.1.2 Les systèmes tutoriels intelligents

Les systèmes tutoriels intelligents (STI) sont des EIAH intégrant des aspects d'intelligence artificielle pour fournir des services tutoriels adaptatifs à l'apprenant [Toussaint, 2015]. Leurs caractéristiques peuvent notamment inclure [Woolf, 2009] :

- Un modèle de l'apprenant : Une représentation de l'état de connaissances de l'apprenant permettant d'estimer ses besoins vis-à-vis d'une problématique éducative.
- Une capacité à la générativité : La capacité de générer des problèmes appropriés, des indices, ou des aides personnalisées vis-à-vis des besoins de l'apprenant.
- Une capacité d'adaptabilité : La capacité à changer sa stratégie d'apprentissage sur la base d'inférences faites sur les spécificités d'un apprenant.

Des STI ont été conçus dans de nombreux domaines de complexité variables, basant le plus souvent leur stratégie d'enseignement sur des théories de l'apprentissage humain [Woolf, 2009]. La grande majorité d'entre eux a été développée dans l'objectif de fournir un support personnalisé à l'acquisition d'un savoir transmis dans des contextes scolaires ou académiques, tels que l'arithmétique [Arroyo, 2000], l'algèbre [Koedinger et Anderson, 1993] ou encore la physique [Gertner et VanLehn, 2000], mais plusieurs STI ont également été conçus dans l'objectif d'enseigner un savoir ou des compétences moins bien formalisés théoriquement, qualifiés alors de « mal-définis » [Lynch *et al.*, 2006]. Nous verrons qu'en tant que compétences perceptivo-gestuelles, les compétences non-techniques possèdent plusieurs caractéristiques qui nous conduisent à les considérer comme telles.

1.1.3 Compétences non-techniques et situations critiques

Les compétences non-techniques (CNT) incluent des compétences sociales, comme la communication, le travail en équipe, ou le leadership, des compétences cognitives comme la prise de décision ou la conscience de la situation, et également des caractéristiques personnelles comme la gestion du stress ou de la fatigue. Plusieurs études ont montré le rôle perturbateur ou amplificateur des CNT sur les compétences techniques [Flin *et al.*, 2007]. Cette influence semble par ailleurs fortement liée aux notions de risque et de criticité [Donaldson *et al.*, 2000, Flin *et al.*, 2008] et jouer un rôle clef dans la gestion de situations critiques, c'est à dire d'évènements uniques, de sévérité variable, difficiles à anticiper et dont la « résolution » sort du cadre de la procédure technique [Marchand, 2011].

1.2 Contexte de la thèse

1.2.1 Enjeux sociétaux

Ces travaux de recherche répondent à d'importants enjeux sociétaux. En effet, des travaux ont montré que les CNT étaient responsables d'un nombre important d'accidents, dans de nombreux domaines. Par exemple, les jeunes conducteurs sont exposés à leur déficit d'expérience vis-à-vis de certains de ces aspects non-techniques (en particulier les éléments trayant à la conscience de la situation), ce qui se traduit par un taux de mortalité entre trois et dix fois supérieur aux conducteurs plus expérimentés [ONSIR 2014, McKnight et McKnight, 2003]. Dans le domaine médical par exemple, la majorité des erreurs aux conséquences graves pour les patients sont dues à une défaillance « non-technique » du personnel médical, en particulier dans des domaines tels que la chirurgie, l'anesthésie, ou la médecine d'urgence [Flin *et al.*, 2009].

L'existence de liens intrinsèques entre accidents graves et causes non-techniques renforce le besoin de mettre en place des formations aux CNT confrontant un apprenant à des situations critiques, au sein d'environnements où les risques intrinsèques à ces situations sont contrôlés. L'un des intérêts des EVAH est de pourvoir un « environnement d'apprentissage actif permettant à des apprenants de développer, améliorer, et appliquer leur savoir dans un environnement sûr » [Pearson et McLafferty, 2011], tout en maintenant un degré de réalisme suffisant pour reproduire les conditions d'applications des CNT. A cet effet, ils peuvent contribuer de manière importante à leur apprentissage.

Si L'objectif de former aux CNT par l'entremise de simulations, virtuelles ou grandeur nature, n'est pas nouveau (e.g. : en médecine, les formations aux CNT se déroulent régulièrement dans ce type d'environnement), l'ancrage cognitif de ces compétences rend ces formations couteuses en temps et en ressources notamment pour évaluer les éventuels manquements non-techniques des apprenants. De fait, ces formations sont régulièrement réalisées sous la forme de simulations ou « jeux de rôles », dans des cadres très bien définis, avec l'assistance de plusieurs experts pour d'une part analyser l'activité perceptivo-gestuelles des apprenant sous le prisme de leurs CNT, et d'autre part, adapter l'évolution du scénario d'apprentissage en fonction de cette analyse. La conception des scénarios, et l'analyse de l'activité réalisée en leur sein, demande donc un lourd travail préliminaire.

Les environnements virtuels offrent la possibilité de manipuler le contexte afin de générer un panel varié de situations propices à l'apprentissage, de manière beaucoup plus aisée que dans le cadre de simulations grandeur nature [Burkhardt *et al.*, 2006]. De plus, la mise en place d'un module d'intelligence artificielle à visée éducative permettant de proposer un parcours d'apprentissage adapté à chaque apprenant, pourrait limiter les recours aux formateurs pour l'organisation de sessions d'entraînement aux CNT. De manière générale, les EVAH ont un réel rôle à jouer pour démocratiser l'apprentissage de ces compétences.

1.2.2 Cadre d'étude

Les travaux ont été réalisés au sein de deux domaines d'études présentant de fortes disparités : la conduite automobile des jeunes conducteurs, et la médecine d'urgence, *via* la gestion de cas d'hémorragies post-partum (HPP) par des sages-femmes. Outre les grandes différences conceptuelles entre les deux domaines, les environnements virtuels devant servir de support à l'apprentissage des CNT dans ces deux domaines étaient également très différents. Ces travaux ont ainsi été réalisés afin d'être implémentés d'une part, sur un simulateur pleine-échelle pour l'activité de conduite, mis à disposition par l'institut français des sciences et technologies des transports, de l'aménagement et des réseaux (IFSTTAR), et d'autre part, sur un logiciel individuel assorti d'un dispositif *d'eye-tracking* fourni par la société Medusims dans le cadre de la gestion de HPP.

1.3 Approche

Notre travail s'est focalisé sur la conception d'une architecture de diagnostic des compétences non-techniques (CNT) de l'apprenant, capable de servir de guide à la création d'un parcours personnalisé à travers la criticité au sein d'un environnement virtuel. Le problème à affronter est complexe, pour de multiples raisons qui sous-tendent son caractère mal défini : gap sémantique séparant l'activité perceptivo-gestuelle des compétences de haut-niveau de l'apprenant, incertitude inhérente au suivi et à l'analyse de son activité, caractère singulier de l'expérience humaine face à la criticité, codétermination entre situations, activité, compétences techniques et non techniques, manque de connaissances sur le domaine.

Pour affronter ces difficultés, nous nous sommes inspirés des travaux réalisés sur les approches hybrides qui conçoivent un domaine de connaissances mal-défini comme séparable en plusieurs sous-domaines, eux-mêmes plus ou moins bien-définis, appliquant ensuite une technique de modélisation particulière en fonction de chacun de ces aspects.

L'architecture que nous proposons combine ainsi quatre modules différents. Chaque module vient répondre à une caractéristique mal-définie du domaine, et raisonne à des niveaux d'abstraction et de temporalité différents. Les modalités de prise en compte des connaissances de l'expert par la machine, de même que les relations entre apprenant et environnement virtuel pour l'apprentissage, diffèrent d'un module à l'autre: analyse de traces d'activité et apprentissage supervisé pour le module d'analyse de la performance, modélisation de l'apprenant et raisonnement bayésien pour le module

de diagnostic, exploitation des principes de l'enaction pour construire un voyage à travers la criticité adapté aux caractéristiques uniques de chaque apprenant et à leur évolution dans la durée.

Cette conception permet d'augmenter progressivement le niveau d'abstraction de l'analyse de l'activité de l'apprenant, depuis le stade événementiel jusqu'au stade épistémique. Des descriptions progressivement plus riches sont construites, à des échelles temporelles progressivement plus vastes, permettant l'élaboration "sûre" du modèle de l'apprenant.

La conception exploite au mieux la connaissance experte, lorsqu'elle est disponible (module de diagnostic) et la connaissance apprise par la machine (module de décision). La partie bayésienne du module de diagnostic peut en outre servir de plateforme collaborative facilitant l'élicitation et l'intégration du savoir de l'expert. Certains nœuds du réseau bayésien correspondent à des « observations » produites sur l'activité de l'apprenant, tandis que d'autres ont pour objectif d'expliquer ces observations par différents processus cognitifs. Il s'agit globalement de "gagner du sens" sur les situations, par la mise en jeu de sources d'informations et de connaissances multiples et complémentaires, limitant ainsi le risque d'erreur.

Chaque module œuvre enfin de manière située, respectant la codétermination situation-activité-compétences techniques et non techniques. L'analyse de l'activité de l'apprenant se fonde sur la fusion de données multimodales, associant informations sur les perceptions et les actions de l'apprenant, et informations sur la criticité de la situation. Le module contribue à la résolution du problème de superposition entre compétences techniques et non-techniques, via une analyse effectuée en deux temps : analyse de la performance technique lors de situations d'apprentissage « normales », afin d'obtenir une valeur de référence pour chaque apprenant, puis mise en jeu de situations d'apprentissage « critiques » permettant une analyse différentielle et donc située de cette performance. Inspiré des approches cognitivistes pour le diagnostic, le réseau bayésien qui constitue le module de diagnostic est composé de nœuds latents de niveaux sémantiques croissants, faisant le lien entre les variations de performance technique et les CNT, et permettant l'agrégation d'observations et de connaissances de différents types pour guider ce processus d'analyse. Le module pédagogique, enfin, construit ses décisions sur la base du modèle de l'apprenant et met la personnalisation de l'expérience d'apprentissage au centre de la problématique, en cherchant, par l'utilisation d'un algorithme de type bandit manchot, à tenir compte du caractère unique de chaque apprenant vis-à-vis de l'apprentissage des CNT. La présence d'un modèle de l'apprenant contribue à renforcer l'efficacité de ce processus, en contrôlant préalablement l'espace d'exploration de l'algorithme.

Le caractère situé de l'ensemble de la démarche se fonde sur un important travail de formalisation des situations d'apprentissage associant de manière explicite activités perceptivo-gestuelles, compétences techniques et non techniques, et criticité des situation. L'objectif est de permettre la génération flexible et contrôlée d'une riche gamme de situations, offrant dynamiquement un cadre d'analyse pertinent et tractable pour l'apprenant, l'expert et la machine, par la génération de situations porteuses d'un besoin et d'un potentiel d'apprentissage pour ces acteurs.

1.4 Plan du mémoire

Cette section présente la structure de ce mémoire et résume en quelques phrases le contenu de chaque chapitre.

PREMIERE PARTIE - ETAT DE L'ART

Chapitre 2 : les compétences non-techniques

Ce chapitre fournit une description précise des CNT étudiées dans le cadre de cette thèse. Il détaille en outre les principales méthodes utilisées pour leur apprentissage, et détaille leurs liens avec les compétences techniques, et avec les situations critiques.

Chapitre 3 : Paradigmes d'apprentissage dans les environnements virtuels.

Ce chapitre présente les principaux paradigmes d'apprentissage utilisés comme fondements théoriques pour la construction de STI ou d'EVAH, notamment le cognitivisme et l'enaction.

Chapitre 4 : modéliser la connaissance dans les STI

Ce chapitre s'intéresse aux différentes approches de modélisation de la connaissance au sein des STI. Il présente d'abord les approches les plus communément utilisés, puis détaille les approches ayant été employées face à des domaines mal-définis.

Chapitre 5 : sélection d'actions pédagogiques dans les STI

Ce chapitre détaille les différentes approches mises en place pour la constitution d'un module pédagogique capable de sélectionner des actions pertinentes dans une visée d'apprentissage humain. Un focus particulier est mis sur la sélection d'actions pédagogiques face à l'incertitude.

DEUXIEME PARTIE - CONTRIBUTIONS

Chapitre 6 : caractérisation des aspects mal-définis du domaine et présentation du cadre d'étude

Ce chapitre présente d'abord en détails les deux domaines d'application de cette thèse : le rôle des CNT dans la conduite automobile et dans la gestion d'hémorragies du post-partum par des sages-femmes. Les différents aspects mal-définis de ces domaines vis-à-vis de la modélisation de la connaissance sont ensuite présentés.

Contributions pour la modélisation de l'apprenant

Chapitre 7 : Introduction : une architecture hybride pour le diagnostic des CNT

Ce chapitre présente l'architecture hybride construite pour diagnostiquer les CNT de l'apprenant, et justifie l'existence des trois modules la constituant, et fonctionnant à différents niveaux d'abstraction pour permettre le diagnostic de compétences cognitives de haut niveau, sur la base des traces perceptivo-gestuelles produites par l'apprenant au sein de l'environnement virtuel.

Chapitre 8 : Module d'extraction d'indicateurs

Ce chapitre présente le module « d'extraction d'indicateurs ». L'objectif de ce module est d'une part, de faire émerger les « phases », des fenêtres temporelles pertinentes pour l'analyse de l'activité de l'apprenant au cours d'une session d'apprentissage. D'autre part, d'extraire des indicateurs de haut niveau sémantique sur la base des traces perceptivo-gestuelles produites par ce dernier.

Chapitre 9 : Module « fouille et apprentissage » pour l'analyse de la performance technique

Ce chapitre présente le second module de notre architecture. Il a pour objectif d'obtenir une évaluation de la performance technique produite par un apprenant au cours d'une phase, *via* l'utilisation de techniques d'apprentissage machine supervisé.

Chapitre 10 : Réseau bayésien pour le diagnostic des CNT

Ce chapitre présente le réseau bayésien qui constitue le modèle de l'apprenant à proprement parler. Ce réseau bayésien intègre les informations issues du module « fouille et apprentissage », les connaissances de l'expert, et les connaissances disponibles sur les situations critiques pour tracer l'évolution de l'état des compétences d'un apprenant au fil de ses confrontations avec des situations critiques.

Contribution pour le module décisionnel

Chapitre 11 : Module décisionnel pour le choix de nouveaux scénarios

Ce chapitre présente le module pédagogique guidant le parcours de l'apprenant à travers la criticité. Il est constitué d'une part, d'un sous-module de filtrage des situations « pertinentes », réalisé sur la base des connaissances acquises sur l'apprenant par le réseau bayésien, et d'autre part, d'une approche de type « bandit manchot » pour tenir compte du caractère unique de chaque apprenant.

QUATRIEME PARTIE – EXPERIMENTATIONS

Chapitre 12 : Introduction

Ce chapitre détaille le contenu de cette partie, en séparant notamment les aspects ayant fait l'objet d'expérimentations sur la base de données écologiques, et les aspects ayant été expérimentés sur la base d'un jeu de données synthétique.

Chapitre 13 : Expérimentations sur la base de données issues d'expérimentations réelles

Ce chapitre présente les aspects de notre architecture ayant fait l'objet d'expérimentations sur la base de données écologiques, notamment dans le domaine de la conduite automobile. Ces expérimentations se focalisent sur les trois modules de notre architecture hybride, depuis l'extraction d'indicateurs jusqu'au diagnostic des CNT réalisé par le réseau bayésien. Les aspects temporels du réseau bayésien n'ont, eux, pas pu être évalués sur la base de ces données.

Chapitre 14 : Expérimentations sur la base de données synthétiques

Ce chapitre présente dans un premier temps la façon dont le jeu de données synthétiques a été créé, de manière à tenir compte de nos hypothèses initiales. Il détaille ensuite les expérimentations conduites afin d'étudier la temporalité du réseau bayésien, puis afin d'évaluer la qualité du module décisionnel.

CINQUIEME PARTIE – CONCLUSION

Ce chapitre résume les contributions de cette thèse, présente la liste des publications associées à ces travaux, en détaille les limites, et en présente les perspectives.

PREMIERE PARTIE – ETAT DE L'ART

Survol de l'état de l'art

Nous fournirons dans un premier temps une présentation des compétences non-techniques (CNT), de la façon dont elles sont évaluées dans différents domaines techniques, et dont elles sont généralement enseignées. Nous verrons que la plupart des formations aux CNT dans un domaine technique se déroulent *via* des simulations « réalistes » à l'intérieur desquelles un ou plusieurs apprenants font face à une situation plus ou moins critique, dont l'évolution est supervisée par un expert.

Nous présenterons ensuite les principaux paradigmes de l'apprentissage humain utilisés dans les systèmes tuteurs intelligents (STI) et les environnements virtuels pour l'apprentissage humain (EVAH), avec pour volonté d'identifier les théories les plus à mêmes de servir de fondements à la conception d'un EVAH pour l'apprentissage des CNT en situation critique. Cette partie met en lumière les points forts du paradigme cognitiviste pour produire des rétroactions adaptées à l'état des connaissances d'un apprenant d'une part, et les points forts des paradigmes centrés interaction pour faire émerger des contextes susceptibles de favoriser l'apprentissage humain d'autre part. Nous mettrons en avant la complémentarité potentielle des deux visions pour la conception d'un EVAH dédié à la formation aux CNT en situations critiques.

Dans la troisième section, nous détaillerons d'abord les principales approches de modélisation de la connaissance employées pour la conception de STI. La notion de domaine mal-défini est ensuite présentée, ainsi que les verrous posés par ces domaines pour modéliser la connaissance à l'intérieur d'un STI. Nous concluons par une exposition rapide des éléments mal-définis de notre domaine d'étude, liés notamment à l'analyse d'une activité perceptivo-gestuelle en temps réel, et à la présence de liens mal-formalisés entre CNT, compétences techniques, et situations critiques.

La dernière section de cet état de l'art s'intéresse aux différentes approches utilisées pour la sélection d'actions pédagogiques dans les STI. Un focus particulier est mis sur les approches permettant la sélection d'actions pédagogiques face à un degré plus ou moins important d'incertitude sur l'état des connaissances d'un apprenant, afin de tenir compte des aspects mal-définis de notre domaine. Nous concluons en arguant de la pertinence d'une approche par renforcement pour la prise en compte de l'unicité des liens entre l'apprenant et la situation critique.

2. Les compétences non-techniques

2.1 Présentation générale	30
2.2 Conscience de la situation	31
2.3 Prise de décision	32
2.4 Liens entre compétences techniques et non-techniques	34
2.5 Les situations critiques et leurs liens avec les CNT	35
2.6 Evaluer les CNT	36
2.7 Enseigner les CNT	37
2.8 Conclusion	38

Cette section définit la notion de compétence non-technique (CNT). Elle donne un bref historique de leur rôle et de leur importance dans divers domaines techniques, détaille leurs liens avec les situations critiques ainsi qu'avec les compétences techniques, puis présente les méthodes usuellement employées pour l'évaluation et l'entraînement aux CNT dans divers domaines comportant un degré de risque. L'objectif principal de cette partie est de mettre en lumière les principales pistes pouvant permettre le transfert des méthodes usuellement employées pour l'entraînement aux CNT à l'intérieur d'environnements virtuels pour l'apprentissage humain.

2.1 Présentation générale

Les CNT correspondent à un panel de capacités métacognitives, gravitant autour de toute activité technique où il existe un degré de risque, et permettant à un technicien ou utilisateur d'un domaine, de fournir une réponse appropriée face au risque inhérent à leur profession. Flin *et al.* [Flin *et al.*, 2008, p. 11] les définissent de la sorte :

Compétences non-techniques : « Les compétences cognitives et sociales, et les ressources personnelles qui complètent les compétences techniques et contribuent à une performance technique sûre et efficace. »

Ce groupement de compétences différencie les bons techniciens de ceux capables de produire les meilleures performances de manière consistante, y compris durant des situations critiques. On estime qu'elles sont à l'origine d'un nombre important d'erreurs humaines aux conséquences graves tant vis-à-vis de la préservation de vies humaines, que de pertes matérielles ou environnementales. En effet, la majorité des situations critiques sont de nos jours la conséquence de facteurs humains liés aux CNT plutôt que des défaillances matérielles (environ 80% des accidents, voir [Helmreich, 2000 ; Reason, 1990 ; Wagenaar et Groenweg, 1987]). Fin, O'Connor et Crichton [Flin *et al.*, 2008] dénotent sept CNT principales :

- Conscience de la situation
- Prise de décision
- Communication
- Travail en équipe
- Leadership
- Gestion du stress
- Gestion de la fatigue

Historiquement, l'importance de ces compétences pour la gestion du risque a toujours été pressentie par les praticiens eux-mêmes dans divers domaines, avant d'être étudiée par les psychologues et ergonomes, puis enseignée. Les premiers travaux sur les CNT et leur importance lors de situations critiques ont eu lieu dans les années 70, à la suite d'une succession d'accidents en aviation

civile entraînant de nombreuses pertes humaines. En particulier, la collision de deux Boeing 747 à Ténérife en 1977 eut un effet déclencheur, entraînant deux années plus tard les premiers échanges entre psychologues et pilotes afin d'identifier les facteurs humains contribuant à ces accidents mortels [Flin *et al.*, 2008]. Les facteurs humains qui furent identifiés comme responsables de la catastrophe (problèmes de communication avec la tour de contrôle, mauvaise prise de décision, fatigue et faiblesse de leadership) entraînèrent la création de plusieurs programmes de recherche destinés à identifier les compétences dont la défaillance pouvait conduire à des accidents, ou à l'inverse, dont la bonne mise en jeu pouvait prévenir l'émergence de situations critiques. Ces premiers travaux donnèrent naissance à tout un champ de formation professionnelle, le Cockpit Resource Management, puis Crew Resource Management (CRM), à destination du personnel de l'aviation civile. Ces dernières années, la formation aux CNT par l'entremise de méthodes inspirées des CRM s'est propagée dans de nombreux domaines possédant des degrés de risque (e.g. : gestion de centrales nucléaires, marine marchande, services d'urgence et médecine d'hôpital, etc. [Flin *et al.*, 2008]). Plus récemment, d'autres domaines moins professionnalisés comme la conduite automobile, se sont également intéressés aux CNT, en particulier leur pendant cognitif, c'est-à-dire la conscience de la situation et la prise de décision [Hatakka *et al.*, 2002, Pradhan *et al.*, 2005].

Dans le cadre de cette thèse, nous nous focaliserons sur l'apprentissage de la conscience de la situation et de la prise de décision dans le contexte d'une activité perceptivo-gestuelle, car ces deux compétences sont présentes dans nos deux domaines d'application (détaillés en partie 6.1, page 66) à des degrés d'importance similaires, tandis que les CNT de type sociales que sont la communication, le travail en équipe et le leadership sont davantage mobilisées en médecine. Les CNT de type « personnelles » que sont la gestion du stress et de la fatigue sont quant à elles communes aux deux domaines, mais complexes à analyser à l'intérieur d'un EVAH sans l'obtention en amont d'informations sur l'état de fatigue ou l'état émotionnel d'un apprenant par l'entremise capteurs spécifiques ou de questionnaires. Par ailleurs, la nature perceptivo-gestuelle de la conscience de la situation et de la prise de décision les rend *a priori* évaluables par l'entremise de méthodes d'analyse de traces gestuelles et d'*eye-tracking*. Les deux sections suivantes présentent ces deux compétences de manière plus détaillée.

2.2 Conscience de la situation

La conscience de la situation correspond, de manière générale, à ce que les psychologues nomment « perception », ou « attention » [Flin *et al.*, 2008]. Il s'agit d'un processus cognitif de monitoring continu de l'environnement, afin de détecter les changements qui s'y produisent. Plusieurs travaux en psychologie séparent la conscience de la situation en trois processus cognitifs successifs, sous l'inspiration initiale de [Endsley, 1995] :

- 1) Percevoir l'information : La capacité à percevoir toutes les caractéristiques importantes d'une situation. Ce processus peut s'avérer difficile à appliquer, notamment dans le cas où les informations pertinentes pour bien comprendre tous les paramètres d'une situation sont dissimulées, voir inaccessibles.

- 2) Interpréter et comprendre l'information : La capacité à analyser convenablement les éléments perçus afin de construire une bonne représentation mentale de la situation rencontrée. Il peut s'agir d'un processus d'inférence, qui possède des liens forts avec l'expérience et la maîtrise technique. En effet, la capacité à rattacher des événements perçus à une situation déjà rencontrée diminue fortement la charge de travail, même si elle peut parfois conduire à des erreurs [Flin *et al.*, 2008].
- 3) Anticiper les états futurs : La capacité à prédire les conséquences possibles à partir de sa compréhension du contexte actuel. Il s'agit d'avoir un « coup d'avance » par rapport à la situation rencontrée ; ce processus est particulièrement important dans les domaines avec une composante temporelle forte, comme par exemple l'aviation militaire.

Par ailleurs, étant donné l'importance de cette tâche de monitoring pour faire les bons choix, la conscience de la situation est souvent considérée comme la première étape du processus de prise de décision. La Figure 2.1 est issue des travaux de Endsley [Endsley, 1995] et constitue le modèle de description de conscience de situation le plus reconnu en psychologie. Cette figure illustre bien les liens entre conscience la situation et prise de décision d'une part, et les liens entre conscience de la situation et expérience professionnelle d'autre part. La présence de dépendances mutuelles entre compétences techniques et CNT est discutée plus en détails en partie 2.4 de cette section.

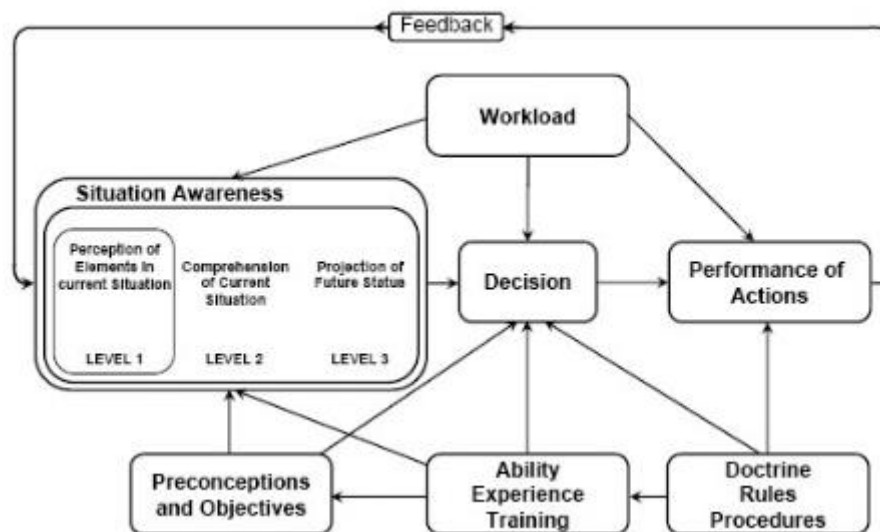


Figure 2.1 : Reproduction par [Flin *et al.*, 2009, p. 35] du modèle de conscience de la situation proposé par [Endsley, 1995, p. 35].

2.3 Prise de décision

La prise de décision permet de déterminer une option, comme par exemple une série d'actions à effectuer afin d'apporter une réponse à une situation donnée. Initialement étudiée sous le prisme de la théorie de la décision, plusieurs travaux en psychologie ont montré que la recherche d'une solution « optimale » était un luxe rarement pris par des techniciens, y compris experts, face à la présence d'un risque. Sur la base de cette constatation, plusieurs études ont été réalisées, en

particuliers dans le domaine militaire ou l'aviation civile [Flin *et al.*, 1997, Klein *et al.*, 1993]. Ces recherches ont permis l'émergence de modèles de prise de décision « naturalistes » plutôt que purement rationnels [Lipshitz *et al.*, 2001 ; Klein, 2008], construits sur la base d'analyses des processus de prise de décision d'experts face à des situations « critiques », c'est-à-dire présentant un haut degré de risque, un degré d'incertitude, ou encore de fortes contraintes temporelles ou hiérarchiques.

Tout comme pour la conscience de la situation, les modèles de prise de décision naturalistes permettent de séparer cette compétence en plusieurs sous-processus cognitifs. Ces processus « dynamiques » sont considérés comme constamment mis en œuvre dans un domaine technique. Plusieurs travaux, notamment ceux de [Flin, 1996] sur l'anesthésie, donnent un formalisme au processus de prise de décision sur la base des sous-processus décrits ci-dessous. Une représentation graphique est également proposée (Figure 2.2) :

- 1) Évaluer le problème rencontré : La capacité à caractériser de manière consciente la nature du problème rencontré. Ce processus possède des liens forts avec la conscience de la situation, et de fait, avec la charge de travail et la maîtrise technique.
- 2) Générer plusieurs options : La capacité à faire émerger des plans d'actions réalistes face au problème précédemment évalué, en tenant compte des contraintes environnementales et de son propre niveau d'expertise.
- 3) Sélectionner et implémenter une option : Il s'agit de choisir une piste d'actions parmi les options précédemment évaluées. La solution adoptée peut être construite sur la base d'une analyse rationnelle des problèmes techniques posés par la situation, mais également sur la base d'une intuition ou d'un raisonnement créatif si cette situation sort de tout cadre technique connu [Flin *et al.*, 2008]. Ce choix effectué, il faut alors réaliser les gestes, techniques ou non, correspondant à son implémentation.
- 4) Analyser les conséquences de son choix : Le processus de prise de décision sur la base d'une bonne conscience de la situation est avant tout un processus cyclique. Chaque décision a des conséquences, il convient pour le technicien de les analyser afin de mettre à jour son modèle mental de la situation et de continuer à agir.

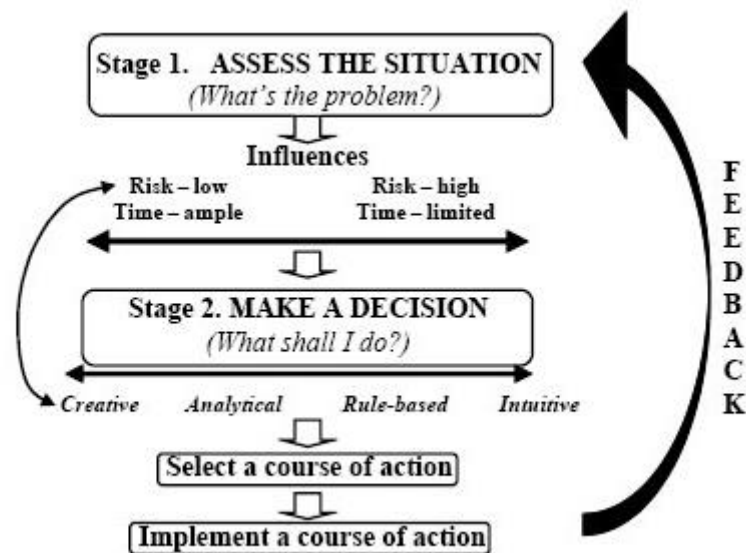


Figure 2.2: Modèle simplifié de prise de décision issu de [Flin et al., 2008, p. 60].

2.4 Liens entre compétences techniques et non-techniques

Il existe des liens de dépendances mutuelles entre compétences techniques et non-techniques. Là où un technicien novice devra concentrer une grande quantité de ses capacités cognitives à l'application des procédures techniques adaptées pour la résolution d'une situation donnée, un technicien expert, pour qui les solutions techniques à apporter sont maîtrisées, pourra consacrer davantage de ressources cognitives aux aspects non-techniques liés à la résolution de son problème (comme, par exemple, l'anticipation des prochaines étapes, la prise en compte du contexte, etc.). La métaphore du vase, proposée par Flin *et al.*, [Flin *et al.*, 2008], permet de bien représenter ces liens forts entre CT et CNT. La charge mentale maximale d'un individu est représentée sous la forme d'un vase. Chaque élément technique ou non-technique à prendre en compte par l'individu se traduit par davantage de liquide dans le vase. Tant que le vase n'est pas rempli, l'individu est capable de tenir compte de nouvelles informations, et donc, de maintenir un bon degré de performance technique et non-technique. Une fois le vase rempli, tout nouvel ajout entraînera une perte de liquide existant, cette charge mentale maximale ne faisant pas de distinction entre CT et CNT.

Outre l'influence du technique sur le non-technique, les CNT peuvent également jouer un rôle perturbateur, ou amplificateur, sur les compétences techniques. Ce rôle a notamment été étudié dans le domaine de la chirurgie [Hull *et al.*, 2012], où il a été mis en évidence que des manquements « non-techniques », notamment au niveau de CNT telles que la communication, la gestion du stress, ou la conscience de la situation, se traduisaient ensuite par des erreurs techniques entraînant une détérioration de l'état du patient.

2.5 Les situations critiques et leurs liens avec les CNT

Il n'existe pas de définition exacte d'une situation critique dans un domaine technique. En effet, le terme peut renvoyer à plusieurs aspects :

- Criticité pour l'évaluation : Une situation peut être « critique » au sens du potentiel d'observation des compétences techniques mises en jeu par une activité professionnelle [Flanagan, 1954].
- Criticité par rapport au risque : Une situation peut être « critique » au sens des enjeux de sécurité qu'elle implique. Plusieurs travaux ont permis de définir que ces situations critiques du point de vue des enjeux sécuritaires impliqués possèdent trois caractéristiques : une gravité plus ou moins importante, une dimension temporelle forte avec des changements se produisant brutalement, et une dimension émotionnelle importante impliquant un fort stress [Cuvelier et Falzon, 2010].
- Criticité par rapport à la nouveauté : Une situation peut être « critique » au sens de son caractère nouveau ou imprévu, ou de l'absence de procédure claire pour permettre la formulation d'une réponse technique spécifique. Il peut par exemple s'agir d'un dilemme où le technicien est confronté à un choix sans « bonne » solution possible, ou d'une situation imprévisible qui nécessite des capacités de réflexion et de prise de décision rapides.

Des travaux préliminaires effectués dans le cadre du projet MacCoy [Assailly *et al.*, 2016] ont souligné que ces facettes étaient souvent toutes présentes à un degré plus ou moins fort lors d'une situation critique. Par exemple, une situation imprévue sans procédure connue pour la résoudre possède souvent un degré de risque, et donc des enjeux sécuritaires forts. De même, certaines situations critiques demandent une grande maîtrise technique pour être résolues, tandis que d'autres ne peuvent être résolues à l'aide des seules compétences techniques. Nous nous intéresserons particulièrement à ces dernières puisqu'elles ont un sens vis-à-vis de l'apprentissage des CNT. Ces mêmes travaux ont ainsi formalisé plusieurs « dimensions de criticité » conçues pour cibler les CNT en priorité :

- Ambiguïté : Une situation où il existe un degré de doute sur le sens d'un événement ou sur les intentions d'une personne extérieure.
- Imprévisibilité : Une situation pour laquelle il est difficile, voire impossible, d'anticiper l'évolution dans le futur.
- Dilemme : Une situation où il est difficile de faire un choix du fait de l'absence de « bonne » solution, ou par le fait que quelle que soit l'action effectuée, les conséquences seront néfastes.
- Sévérité : Une situation qui, sans être particulièrement difficile, aura des conséquences désastreuses si mal prise en charge.
- Charge socio-cognitive : Une situation où la charge mentale pesant sur la personne y faisant face est très élevée, par exemple, du fait de la présence de nombreuses distractions.
- Nouveauté : Une situation jamais rencontrée par la personne.

Ces dimensions peuvent en outre être présentes seules ou en même temps à un instant donné, ou encore présentes à un degré d'intensité plus ou moins fort (e.g. : l'ambiguïté peut être totale ou il peut exister des indices permettant quand même d'inférer une information). De plus, il peut exister des liens entre chacune de ces dimensions, et ces liens peuvent varier en fonction des actions réalisées par les techniciens. Par exemple, l'ambiguïté d'une situation peut dissimuler un dilemme, ou encore donner l'impression de la présence d'un dilemme. De la même manière, une situation peut devenir « imprévue » pour un technicien s'étant montré incapable d'en percevoir l'ambiguïté initiale. Notons également que bien que ces dimensions de criticité aient été définies de manière à mobiliser les CNT, les compétences techniques influent malgré tout sur leur résolution. Par exemple, si l'on considère la métaphore du vase présentée dans la partie précédente, il sera plus compliqué pour un technicien de faible niveau que pour un expert de faire face à une augmentation de charge mentale due à la présence d'une dimension de criticité de type « charge socio-cognitive », et ce même s'il fait preuve d'un bon niveau de conscience de la situation.

2.6 Evaluer les CNT

Bien que les processus sous-tendant l'application d'une ou plusieurs CNT soient relativement similaires d'un domaine à l'autre [Flin *et al.*, 2008], il s'agit de processus cognitifs qui doivent être inférés à partir de l'activité perceptivo-gestuelle de l'apprenant ; or, cette tâche est complexe car la façon dont ces processus s'expriment dépend non seulement du domaine d'application, mais également du contexte d'application à l'intérieur d'un domaine. Ainsi, une association perception + geste peut être appropriée à l'intérieur d'une situation spécifique d'un domaine, mais au contraire erronée pour un autre contexte pour le même domaine (e.g. : en conduite, la perception d'un danger suivi d'un freinage brutal peut constituer une réponse adaptée à une menace, mais face à une menace apparaissant trop tardivement pour être compensée par un freinage, une stratégie d'évitement est à privilégier par rapport à un freinage).

Afin de pallier ces difficultés, la plupart des stratégies d'apprentissage des CNT passent d'abord une phase d'Analyse de Tâches Cognitives (CTA) afin de réaliser une évaluation des CNT d'apprenants dans un domaine et un contexte donné, via l'extraction de marqueurs comportementaux dont l'apparition doit présupposer l'activation d'un processus cognitif sous-jacent, lui-même marqueur de l'application d'une CNT. Nous avons détaillé précédemment les principaux sous-processus cognitifs définissant la conscience de la situation et la prise de décision. Une note est ensuite donnée pour chaque processus cognitif, ce qui permet d'obtenir une estimation de la qualité de mobilisation de chaque CNT pour un apprenant dans un contexte donné [Yule *et al.*, 2006]. La Figure 2.3 donne un exemple d'évaluation de CNT sur la base d'une CTA.

Hospital Date		Trainer Name Trainee Name		Operation : Right inguinal hernia repair	
Category	Category rating	Element	Element rating	Feedback on performance and debriefing notes	
Situation Awareness	3	Gathering information	3	Didn't mark side/arrived in theatre late	
		Understanding information	4	Aware of INR importance and checked	
		Projecting and anticipating future states	3	Take more of a lead in op - i.e. requesting retractions	
Decision Making	3	Considering options	3	Be more explicit about relative merits of options	
		Selecting and communication options	2	Not sure about sutures/mesh sizes etc.	
		Implementing and reviewing decisions	4	Readily vocalised concerns	
Communication and Teamwork	2	Exchanging information	2	Did not relate well to anaesthetist	
		Establishing a shared understanding	3	Waited for trainer to take the lead	
		Co-ordinating team activities	3	Did not enquire about pt condition from anaesthetist	
Leadership	3	Setting and maintaining standards	4	Followed theatre protocol but didn't mark side	
		Supporting others	4	Good rapport with trainee OPD and scrub nurse	
		Coping with pressure	3	At times seemed to carry on regardless - oblivious to important anatomy - too focused on other things	

Figure 2.3: Exemple de fiche CTA tirée du système NOTSS, pour un apprenant chirurgien réalisant une opération concernant une hernie [Yule et al., 2006].

En étudiant les observations produites par les experts (i.e. : colonne droite de la Figure 2.3), on dénote un caractère subjectif à ces notations (e.g. : pour leadership, utilisation du verbe « *seemed* »), ce qui indique le fait que même si les marqueurs comportementaux présentent un caractère plus ou moins formalisé et identifiable, ils restent soumis à la perception de l'expert et donc à une forme d'interprétabilité personnelle ; le diagnostic des CNT semble donc sujet à une forme d'incertitude y compris lorsqu'il est réalisé par des experts du domaine évoluant lors de contextes bien contrôlées et formalisées au préalable, comme c'est le cas lors de CTA. En outre, à notre connaissance, aucune tentative d'évaluation automatisée des CNT lors de situations critiques, par l'entremise d'un EVAH ou d'un STI, n'a été réalisée en date.

2.7 Enseigner les CNT

L'entraînement aux CNT s'inspire le plus souvent des pratiques du CRM, et consiste en une série de sessions d'apprentissage destinées à plusieurs techniciens/praticiens d'un même domaine d'activité [Flin et al., 2009, p. 279]. Un briefing préexercice a d'abord lieu, durant lequel un expert du domaine sensibilise les apprenants au rôle des CNT, puis leur présente le cadre général autour duquel l'exercice aura lieu. Ce briefing est souvent accompagné d'un questionnaire visant à évaluer l'importance perçue des CNT par les apprenants. Ensuite, les apprenants participent à un exercice, souvent construit de manière à rendre capitale la bonne mise en jeu d'une ou plusieurs CNT afin d'être résolu de manière adaptée. Ces exercices simulent des situations professionnelles possédant des degrés plus ou moins importants de criticité, dont l'évolution est pilotée via une approche « magicien d'Oz » où un opérateur humain déroule un scénario, en adaptant l'état de la simulation en réaction aux actions des apprenants (e.g. [HAS, 2012, p. 15]). Durant cet exercice, des experts du domaine extérieurs à la simulation observent le comportement des apprenants et évaluent une série de marqueurs comportementaux préalablement identifiés par des psychologues / ergonomes en

collaboration avec des experts du domaine, sur la base d'une CTA (voir partie 2.5.1). Finalement, un debrief post-exercice est réalisé, durant lequel l'expert s'enquiert d'abord de la perception qu'ont eu les apprenants de l'exercice, avant de fournir un feedback sur les activités de chacun. Une fois ce debrief effectué, les apprenants remplissent un questionnaire, qui sert d'une part à consolider les connaissances acquises au cours de la journée, et d'autre part, à l'amélioration du processus de formation.

2.8 Conclusion

Dans cette partie, nous avons détaillé la nature et les caractéristiques des compétences non-techniques. Nous avons fourni un bref historique afin de démontrer la prise de conscience progressive et collective de leur importance dans différents domaines comportant un degré de risque. Nous avons ensuite fourni une description de ces compétences, ainsi que des situations critiques durant lesquelles elles sont particulièrement mobilisées. Etant donné le focus actuel de ces travaux, cette description s'est surtout focalisée sur la conscience de la situation et la prise de décision.

Nous avons ensuite présenté un aperçu des méthodes usuellement employées pour l'évaluation et la formation de techniciens à ces CNT, en prenant comme filigrane un exemple issu du domaine médical, car il s'agit de l'un de nos domaines d'études, et que l'importance des CNT est particulièrement bien reconnue dans ce domaine. Cet exemple a montré que l'évaluation des CNT par des experts comportait un degré d'incertitude.

Nous avons constaté que l'enseignement des CNT reposait sur deux points. D'une part, l'analyse cognitive de tâches afin de permettre l'évaluation des CNT d'un apprenant par un expert, et d'autre part, la simulation réaliste d'exercices en situation critique, guidée par des experts « invisibles » contrôlant l'évolution de l'état de la simulation en fonction des actions des apprenants.

Notre objectif est de concevoir un système basé sur des techniques d'intelligence artificielle capable de reproduire ce processus d'apprentissage « par la pratique » mais construit sur la base d'une évaluation de l'apprenant, à l'intérieur d'un environnement virtuel. Afin d'explorer les pistes les plus à même de permettre ce processus, nous nous intéressons dans la partie suivante aux principaux paradigmes théorisant l'apprentissage humain, et à leurs applications aux environnements virtuels pour l'apprentissage humain (EVAH). Du fait des nombreux travaux réalisés pour l'évaluation de l'apprenant au sein des systèmes tutoriels intelligents (STI), une attention particulière leur est consacrée.

3.Paradigmes d'apprentissage dans les environnements virtuels

3.1 Paradigme cognitiviste	40
3.2 Paradigmes centrés interaction	41
3.2.1 Le constructivisme et l'apprentissage situé	41
3.2.2 La Zone Proximale de Développement (ZPD).....	42
3.3.3 L'enaction	43
3.3 Conclusion	44

Puisque les EVAH en général, et les STI en particulier, cherchent à guider l'acquisition d'un savoir par un apprenant, leur conception tient compte des connaissances théoriques sur la cognition et la façon dont un être humain acquiert une connaissance. Dans cette partie, nous présenterons les principaux paradigmes issus des sciences cognitives, ainsi que les conséquences du choix de l'un ou l'autre de ces paradigmes pour la conception d'un EVAH. La première partie présentera le cognitivisme, un paradigme particulièrement utilisé au sein de la communauté des STI, qui considère toute acquisition de savoir comme maîtrise d'un processus de traitement de l'information. La seconde partie présentera plusieurs paradigmes théoriques dérivés du constructivisme, qui considèrent l'acquisition d'un savoir comme résultant avant tout d'une interaction entre un apprenant et son milieu.

3.1 Paradigme cognitiviste

L'un des paradigmes les plus utilisés pour la conception de STI et le paradigme cognitiviste. Ce paradigme vise à fournir une méthode d'apprentissage tenant compte des différents processus mentaux supposément en cours d'activité lors de la résolution d'un problème [Woolf, 2009, p. 110]. Afin de tenir compte de ces divers processus mentaux, un cognitiviste va chercher à analyser chaque tâche comme une conjonction de différent modules travaillant chacun à la résolution d'un aspect d'un problème.

La vision cognitiviste considère la façon de traitement et de rétention de l'information de l'être humain comme un processus modulaire, similaire au fonctionnement d'un ordinateur [Fodor, 1985]. Selon ce paradigme, la mémoire fonctionne également comme un ordinateur ; elle est un processus mental résultant du travail associé de plusieurs modules afin de traiter toute information à disposition via les canaux sensoriels. Un modèle de mémoire cognitiviste simplifié va considérer deux formes de mémoires : une mémoire à court-terme, qui stocke les informations obtenues via les canaux sensoriels, et une mémoire à long terme qui stocke la connaissance acquise par l'individu sur le monde extérieur, l'acquisition d'une connaissance se traduisant par le transfert d'un concept de la mémoire à court-terme vers la mémoire à long-terme.

Le paradigme cognitiviste a été fortement utilisé pour la conception de STI nommés « tuteurs cognitifs ». Les tuteurs cognitifs font le choix de considérer le modèle mental de l'humain pour la réalisation de l'activité, comme identique au modèle de l'apprenant qui est sa représentation formelle à l'intérieur du STI [Anderson, 1983 ; Tennyson *et al.*, 1984]. Deux exemples de tuteurs cognitifs très reconnus sont PAT [Koedinger *et al.*, 1997] et Andes [Gertner et VanLehn, 2000], conçus respectivement pour l'apprentissage de l'algèbre et de la physique newtonienne. Ces deux STI sont capables de résoudre chaque problème posé à l'apprenant en décomposant étape par étape le raisonnement de l'expert, pour ensuite le formaliser par une série d'heuristiques. Ces heuristiques représentent les processus cognitifs à l'origine de l'application de ces règles. Ces tuteurs incluent également une formalisation sous forme de règles des erreurs (i.e. : *malrules*) pouvant être commises à chaque étape du raisonnement.

Plusieurs tuteurs cognitifs, dont PAT, se sont par ailleurs basés sur une théorie cognitive nommée *Adaptive Control of Thought* (ACT-R) [Anderson 1983, 1993]. Cette théorie décrit la cognition humaine comme la résultante d'interactions constantes entre un savoir déclaratif (e.g. : Paris est la capitale de la France), et un savoir procédural (i.e. : les règles à appliquer pour résoudre un problème donné sur la base du savoir déclaratif) [Woolf, 2009]. Un STI basé sur cette théorie va donc chercher à décomposer chaque partie de l'acquisition d'un domaine en un savoir déclaratif (des informations à acquérir factuellement pour pouvoir fournir un raisonnement sur ce domaine), et un savoir procédural (des heuristiques appliquées sur différents éléments du savoir déclaratif afin de produire un raisonnement). Dans le cadre de PAT, la bonne ou mauvaise résolution de chaque étape d'un problème s'explique donc par la bonne ou mauvaise mise en jeu d'un savoir déclaratif ou procédural. Les tuteurs cognitifs fonctionnant sur la base de la théorie ACT-R sont fortement utilisés, et avec de très bons résultats dans des domaines bien définis, comme par exemple l'algèbre [Koedinger *et al.*, 1997] ou la géométrie [Anderson *et al.*, 1985].

3.2 Paradigmes centrés interaction

3.2.1 Le constructivisme et l'apprentissage situé

Dans le paradigme constructiviste, toute connaissance est considérée comme le produit de l'interaction du sujet avec son environnement. Le terme de « constructivisme » apparaît pour la première fois sous la plume de Jean Piaget en 1967 [Piaget, 1967], mais l'idée d'un savoir comme construit par une interaction mutuelle entre individu et monde extérieur est plus ancienne. Ian Hacking, par exemple, l'attribue initialement au philosophe Kant [Hacking, 2001]. Le courant constructiviste ne considère pas qu'il existe un moyen unique et « juste » d'appliquer un savoir, mais plutôt que chaque savoir est unique et construit dans la réalité personnelle de l'individu qui le met en jeu.

L'apprentissage situé est souvent considéré comme une extension de la pensée constructiviste mettant davantage l'accent sur les aspects sociaux et culturels de l'acquisition de la connaissance [Woolf, 2009]. Selon Tardif [Tardif, 1998], les apprentissages situés ont lieu à l'intérieur d'environnements pédagogiques tenant compte des préoccupations des élèves et de la logique de leurs questionnements. Les connaissances construites et les compétences développées dans un tel contexte sont très importantes et il ne s'agit pas d'apprentissage abstrait, mais d'apprentissages en action et d'apprentissages à partir de l'action ; pour qu'un savoir ait un sens, il doit s'inscrire dans un contexte [Jermann, 1996].

Plusieurs STI ont été construits avec une logique constructiviste ou située au cœur de leur logique de fonctionnement. Rashi [Dragon *et al.*, 2006, Woolf *et al.*, 2003, 2005] a par exemple été mis à disposition d'apprenants pour la formation au diagnostic médical ; l'apprentissage tenait place via plusieurs enquêtes, où l'objectif était de diagnostiquer l'état d'un patient sur la base d'un jeu de questions / réponses avec plusieurs agents (le patient, le personnel médical, etc.) représentés dans un environnement virtuel 3D. ICT [Carpenter *et al.*, 2005], un STI pour la formation au contre-espionnage,

proposait à ses apprenants de faire face à des situations « réalistes » où la plupart des indices et des conseils pour la résolution de la situation (i.e : la découverte de la menace) étaient entièrement intégrés dans la réalité de l'environnement (e.g. : un indice sous la forme d'un calepin, toute liberté étant donnée à l'apprenant de le lire ou non). TELEOS [Luengo *et al.*, 2003], un STI pour la formation à la chirurgie orthopédique, prenait le parti de laisser les apprenants explorer les chemins de résolution qu'un paradigme cognitiviste aurait considéré comme « erronés », du fait des bénéfices qu'apportent, selon la théorie constructiviste, la compréhension profonde de la nature d'une erreur. Citons finalement Steve (Soar Training Expert for Virtual Environments), un personnage virtuel utilisé pour former des apprenants à la manipulation de presseurs à air haute-pression sur des navires de la marine américaine [Johnson *et al.*, 2000, Rickel et Johnson, 1999]. Steve réalisait d'abord la tâche à effectuer dans un environnement virtuel 3D, avant de proposer aux apprenants de reproduire les gestes tout en les guidant durant cette phase d'expérimentation.

L'une des contreparties du constructivisme, par ailleurs commune aux autres approches centrées interactions, est la difficulté à mesurer de manière claire l'efficacité du processus d'apprentissage. Etant donné la nature unique de la connaissance (car elle émerge de la spécificité d'une interaction entre un individu et un contexte), les moyens d'évaluation sont plus complexes à mettre en place que dans le cadre de tuteurs cognitifs. Par ailleurs, la liberté laissée à l'apprenant pour explorer, par exemple, ses éventuelles misconceptions, peut nuire à l'efficacité pédagogique d'un tel environnement. L'absence de vision modulaire de la connaissance peut ainsi s'avérer problématique, nuisant à l'élaboration d'un parcours d'apprentissage personnalisé aux besoins spécifiques de l'apprenant.

3.2.2 La Zone Proximale de Développement (ZPD)

La ZPD est un concept proposé par Vygotsky [Vygotsky, 1978]. De manière similaire à l'approche constructiviste, la ZPD considère l'apprentissage comme la résultante d'une interaction entre l'apprenant, le monde, et un ou plusieurs mentors. Elle se définit comme suit :

Zone proximale de développement : La distance entre le niveau de développement personnel d'un apprenant, tel que mesuré par sa capacité à résoudre des problèmes sans aide extérieure, et son niveau de développement potentiel tel que déterminé par les problèmes qu'il est capable de résoudre avec l'assistance ou la collaboration de pairs plus expérimentés [Vygotsky, 1978].

A mesure qu'un apprenant progresse, le degré d'assistance (nommé *scaffolding*) diminue progressivement via un procédé nommé *fading*. Le degré de *fading* permet de déterminer le degré de progression de l'apprenant et de faire évoluer sa ZPD. Ce concept permet de définir un espace d'efficacité maximale pour l'apprentissage étant donné la difficulté des exercices proposés, à la condition de posséder une forme d'assistance permettant de guider la résolution d'exercices

complexes. Traditionnellement, l'assistance prend la forme d'un collègue plus expérimenté ou d'un enseignant, mais les STI peuvent aussi tenir ce rôle en adaptant le degré des feedbacks générés fonction de la difficulté de l'exercice rapportée au niveau de l'apprenant.

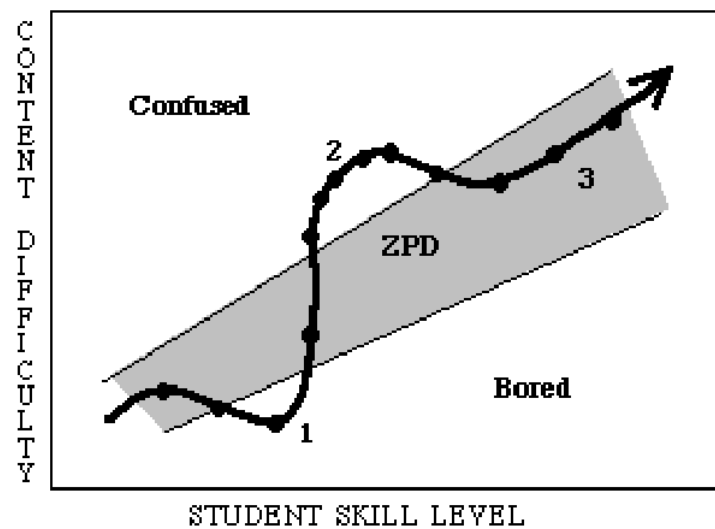


Figure 3.1 : représentation graphique de la ZPD. Schéma tiré de (Murray et Arroyo, 2002).

Plusieurs STI ont exploité le concept de ZPD afin d'adapter la séquence d'apprentissage aux niveaux des apprenants, soit en modulant l'activité proposée, soit en modulant le degré d'aide apporté à l'apprenant faisant face à une activité [Luckin et Du Boulay, 1999]. C'est un concept qui se prête bien à l'analyse de l'activité par des moyens d'intelligence artificielle, car de manière usuelle on considère qu'un apprenant se situe « dans la ZPD, s'il apprend, et qu'il apprend de manière efficace » [Murray et Arroyo, 2002]. Le concept de ZPD fut par exemple appliqué à l'intérieur du STI AnimalWatch pour l'apprentissage de l'arithmétique et des fractions [Murray et Arroyo, 2002], afin de générer des exercices dont la difficulté relative au niveau de l'apprenant permet de maximiser leur degré d'engagement Figure 3.1.

3.3.3 L'enaction

L'enaction est un concept issu d'un courant de pensée qui cherche à proposer une vision alternative de la cognition, par rapport aux approches cognitivistes (voir partie 3.1), inspirée des approches centrées interactions comme le constructivisme. Cette théorie considère que toute forme de cognition est « incarnée » dans l'expérience corporelle de celui ou celle qui la produit [Varela *et al.*, 1993], et qu'elle « se construit tout en construisant son environnement, enracinée dans son propre monde [Sharkey et Ziemke, 1998] ». Ainsi, un système enactif est un système « qui construit le monde en même temps qu'il est construit par lui » [Varela *et al.*, 1993]. Similairement au constructivisme ou à l'apprentissage situé, l'enaction considère la connaissance comme construite par l'interaction entre un individu et l'environnement qu'il fréquente. L'enaction considère de plus que toute expérience est incarnée, et que les conséquences de cette expérience pour l'apprentissage ne sont pas dissociables des caractéristiques personnelles d'un individu en tant que sujet biologique et seul détenteur de la totalité de ses expériences passées. Ainsi, deux individus interagissant face au même contexte peuvent

potentiellement en tirer des enseignements complètement différents, en fonction d'une part, de leur observation des conséquences de cette interaction sur le monde extérieur, et d'autre part, d'une perception *a priori* du monde qui leur est unique.

Bien que peu mentionné dans la communauté des STI, le concept d'enaction a trouvé un écho au sein d'une partie de la communauté des environnements de réalité virtuelle, à l'intérieur desquels les intervenants peuvent produire une activité perceptivo-gestuelle, reflets de leur propre cognition, générateurs de transformations de l'environnement virtuel et par extension de la perception par l'environnement virtuel de l'individu qui évolue en son sein. La plupart des environnements de réalité virtuelle pour l'apprentissage se basant sur les principes de l'enaction sont construits autour d'environnements « réalistes » et réactifs, mettant un accent fort sur la notion de crédibilité de l'expérience vécue à travers les actions et perceptions de l'utilisateur [Thouvenin, 2010]. Du point de vue de l'apprentissage, un environnement enactif, ou environnement virtuel informé (EVI), permet à l'utilisateur « *d'interagir avec des objets de l'environnement virtuel, lui laisse le loisir d'explorer et de comprendre à son rythme et d'avoir à l'instant t une perception singulière d'un système, d'un phénomène ou d'une scène, afin de permettre la construction d'une connaissance* [Thouvenin, 2010] »

La notion d'exploration d'un monde crédible comme base à l'acquisition d'un savoir est particulièrement bien exploitée dans Crystal Island [Mcquiggan *et al.*, 2008 ; Rowe *et al.*, 2009], un environnement d'apprentissage conçu sous la forme d'un jeu immersif où les apprenants (des étudiants de 4^{ème}) acquièrent des connaissances en microbiologie en explorant un monde et en interagissant de manière réaliste avec ses habitants en vue première personne. Outre Crystal Island, plusieurs systèmes enactifs ont été mis en place sous l'appellation d'environnements virtuels informés (EVI), et expérimentés dans plusieurs domaines d'apprentissage ayant une composante perceptivo-gestuelle forte comme la navigation fluviale [Fricoteaux, 2012] ou la gestion des risques [Carpentier, 2015]. Ces derniers travaux, notamment, mettent en exergue le processus d'apprentissage par la génération d'interactions avec l'apprenant sous la forme de modifications narratives qui vise en priorité à respecter la crédibilité du couplage entre l'apprenant et l'environnement virtuel.

Les travaux cherchant à proposer des EVAH enactifs ont mis en lumière la volonté des concepteurs d'ériger des environnements immersifs, susceptibles de réagir de manière crédible aux actions des apprenants évoluant en leur sein et de tenir compte de l'unicité de chaque expérience d'apprentissage.

3.3 Conclusion

Dans cette partie, nous avons présentés les principaux paradigmes d'apprentissage utilisés pour la conception d'EVAH, et notamment de STI. Nous avons noté l'importance de la vision cognitiviste au sein de la communauté des STI. Nous avons également constaté que les paradigmes centrés interaction rencontraient un écho important tant dans la communauté des STI que des EVAH.

Comme on l'a vu dans la partie 2.7 (page 37), l'apprentissage des CNT semble en priorité passer par l'interaction entre un apprenant et des situations critiques dans un contexte fortement immersif.

En effet, l'apprenant acquiert de la connaissance en modifiant par ses actions la nature de la situation à laquelle il ou elle fait face. Face à l'apprenant, l'expert modifie également la situation en tenant compte de ses actions, et en respectant la crédibilité de la situation. On est donc face à un processus de transformation mutuelle entre l'apprenant qui progresse en compétence, et le monde qui est modifié par l'action de l'expert. En outre, les liens de dépendances mutuelles entre criticité, compétences techniques et compétences non-techniques nous amènent à penser que le caractère plus ou moins critique d'une situation s'incarne dans les caractéristiques personnelles de la personne y faisant face. Ces deux aspects nous amènent à penser que les approches centrées interactions, en particulier l'enaction, sont les plus à même de représenter la façon dont les CNT s'apprennent.

En outre, pour réellement respecter un paradigme enactif, il nous faut tenir compte de l'unicité du couplage entre l'apprenant et la situation critique à laquelle il fait face. Nous avons vu que l'expert se basait sur une évaluation de l'apprenant, par exemple, sous la forme d'une CTA inspirée des principes cognitivistes, pour s'adapter aux actions de l'apprenant et fournir des modifications environnementales crédibles et efficaces pour l'apprentissage. Nous chercherons à reproduire ce type d'évaluation, via la conception d'un modèle de l'apprenant capable de servir fondement didactique à ce processus transformation du monde, et de limiter le caractère exploratoire du processus d'apprentissage en l'orientant vers les expériences les plus à mêmes de favoriser l'apprentissage des CNT. La modélisation des connaissances de l'apprenant étant un champ de recherche particulièrement actif au sein de la communauté des STI, nous en présentons un état de l'art dans la partie suivante.

4. Modéliser la connaissance dans les STI

4.1	Modéliser la connaissance dans un STI	47
4.2	Approches classiques	48
4.2.1	Model Tracing (MT)	48
4.2.2	Constraint Based modelling (CBM).....	49
4.3	Domaines mal définis	50
4.3.1	Définition d'un domaine mal-défini	50
4.3.2	Limites des paradigmes usuels.....	51
	Limites des approches MT.....	51
	Limites des approches CBM	52
4.3.3	Modéliser l'apprenant dans un domaine mal-défini.....	52
	Adapter l'analyse de l'apprenant au problème mal-défini	52
	Adapter les situations d'apprentissage au domaine mal-défini.....	54
4.3.4	Techniques de diagnostic face à l'incertitude	55
	Réseaux bayésiens centrés expert	55
	Réseaux bayésiens centrés efficacité	56
	Réseaux bayésiens centrés données	56
4.3.5	Challenges liés à l'activité perceptivo-gestuelle.....	56
4.4	Conclusion	57

Dans cette partie, nous présentons les approches de l'état de l'art pour la modélisation de la connaissance dans les STI. La partie 4.1 définit les notions de module du domaine et de module de l'apprenant. La partie 4.2 présente les principales approches génériques de modélisation de la connaissance dans un STI. La partie 4.3 est consacrée à la notion de domaine mal-défini, face auxquels l'application des paradigmes génériques peut s'avérer difficile. Elle présente les différents travaux de l'état de l'art pour (1) la modélisation la connaissance dans un domaine mal-défini, (2) la réalisation d'un diagnostic de l'apprenant face à l'incertitude et (3) la prise en compte de la nature perceptivo-gestuelle de l'activité d'apprentissage.

4.1 Modéliser la connaissance dans un STI

Modéliser la connaissance dans un STI nécessite la conception d'un module du domaine, c'est-à-dire une « *représentation qualitative du savoir de l'expert* » vis-à-vis de la connaissance à enseigner (Woolf, 2009). Le modèle de l'apprenant correspond à l'état de la connaissance de ce dernier par rapport au modèle du domaine. Il analyse les performances de l'apprenant telles qu'observées par le système afin de fournir une base de raisonnement pour la génération de rétroactions. Le modèle de l'apprenant est généralement invisible aux yeux des apprenants, bien que certains travaux s'intéressant à l'*open-user modeling* font le choix de le rendre accessible [Kay, 1997]. Il s'agit d'un module clef pour chaque STI, car il contribue à la personnalisation du processus d'apprentissage, un objectif central de la recherche en intelligence artificielle dans l'éducation.

La représentation d'un domaine de connaissance comme base de la construction d'un modèle de l'apprenant peut être plus ou moins complexe ou exhaustive en fonction de sa nature. Ainsi, certains domaines sont bien définis et relativement faciles à modéliser (e.g. : certains problèmes mathématiques, la physique newtonienne), tandis que d'autres sont « mal-définis » car possédant une composante invérifiable (e.g. : la morale, la loi), voire avec un objectif de *design*, c'est-à-dire sortant de la logique de résolution d'un problème (e.g. : l'art, la composition musicale) [Lynch *et al.*, 2006].

Un modèle de l'apprenant réalise dans un premier temps un diagnostic des connaissances. [Lalle, 2013], définit le diagnostic comme un « *processus qui (i) prend en entrée des traces d'apprenants, (ii) infère ou déduit l'état de connaissances de l'apprenant (iii) retourne comme résultat du diagnostic un modèle de l'apprenant* ». Notons également qu'en plus des aspects liés à l'acquisition d'une connaissance, un modèle de l'apprenant peut être agrémenté d'aspects pédagogiques (état émotionnel (e.g. : [Conati, 2002, D'Mello *et al.*, 2005]), état d'engagement ou d'ennui face au processus d'apprentissage [Arroyo et Woolf, 2005], etc.).

La construction du modèle de l'apprenant peut se faire sur la base de différentes méthodes de représentation des connaissances. Nous présenterons les principales approches de modélisation de l'apprenant dans la partie suivante.

4.2 Approches classiques

Dans cette partie, nous présenterons plusieurs approches génériques pour la modélisation de la connaissance dans les STI. Deux approches sont principalement utilisées : le *Model Tracing* (MT), et le *Constraint-Based Modelling* (CBM). D'autres approches existent cependant, comme la modélisation orientée contrôles.

4.2.1 Model Tracing (MT)

L'approche MT [Anderson et al., 1990] se base sur la théorie ACT [Anderson, 1983 ; 1993] présentée en 3.1. C'est donc une approche « centrée processus », qui cherche à faire apparaître le cheminement cognitif pris par un apprenant pour résoudre un problème [Kodaganallur et Weitz, 2005]. L'approche MT vise à décomposer un problème en une série de sous-problèmes dont la résolution mobilise un processus cognitif unique. Ce processus peut être d'ordre déclaratif (i.e. : un élément de connaissance « atomique » irréductible) ou procédural (i.e. : l'application d'un savoir déclaratif dans le contexte d'une activité).

Un processus est capté par le modèle de l'apprenant sous la forme d'une règle « experte » de type SI/ALORS appliquée sur la base des éléments de connaissance déclaratifs [Corbett, 2002]. Les règles expertes ont donc pour objectif d'encoder les étapes de résolution d'un problème, pour les capter quand elles sont employées par l'apprenant. Elles sont de deux types. (i) les règles de planification qui décomposent un problème en sous-problèmes et encodent le savoir procédural lié au domaine, et (ii) les règles d'exécution qui encodent la solution d'un sous-problème et le savoir déclaratif associé à cette solution [Kodaganallur et Weitz, 2005].

L'approche MT cherche également à modéliser les principales misconceptions réalisées par les apprenants lors de la résolution d'une étape d'un problème, sous la forme de « règles buggy ». Ces règles ont donc pour vocation de modéliser un raisonnement incorrect. Elles permettent au système de repérer la mauvaise application d'un savoir déclaratif par l'apprenant et jouent un rôle clef pour la génération de rétroactions.

L'approche MT est la plus utilisée pour la construction de STI. Etant donné que cette approche se base sur la théorie ACT, elle est généralement employée dans la construction de tuteurs cognitifs. [Koedinger et Anderson, 1993], par exemple, utilisent une approche par traçage de modèle pour la conception d'un tuteur cognitif destiné à l'enseignement de la géométrie. Le tuteur encode le savoir déclaratif, et procédural associé au domaine pour tracer les processus de raisonnement que l'apprenant doit réaliser. Par exemple, la congruence de deux triangles est exprimée par une règle de type déclaratif telle que : si les trois côtés d'un triangle sont congruents, le triangle est congruent. Cette règle permet la génération de règles procédurales dont l'objectif est de tracer l'application de cette règle déclarative dans le contexte d'un exercice donné. Ainsi, si le but est de prouver que deux triangles sont congruents et que deux côtés des deux triangles sont connus comme étant congruents, il faut vérifier si le troisième côté l'est aussi [Woolf, 2009]. Ce tuteur est également agrémenté de

plusieurs règles de type *buggy* permettant de repérer les principales erreurs que peuvent potentiellement commettre les apprenants face à un problème.

L'approche MT peut cependant s'avérer complexe à mettre en place, pour plusieurs raisons. Tout d'abord, la décomposition d'un problème en une série de sous-processus s'effectue généralement par une CTA réalisée en collaboration avec des experts du domaine, afin de lier une action effectuée dans le contexte d'un exercice à un processus cognitif précis. Cette tâche est potentiellement complexe et couteuse en temps. De plus, dans certains domaines où il existe plusieurs chemins « valides » pour arriver à une solution correcte, la conception des règles de production peut s'avérer complexe et nécessiter l'emploi d'autres techniques de modélisation, plutôt que la conception d'une succession de règles de production. Citons ANDES [VanLehn, 1996], un STI pour l'apprentissage de la physique newtonienne, qui traite par exemple ce problème via l'utilisation d'un réseau bayésien dynamique dont l'un des objectifs principaux est d'inférer le « plan de résolution » de l'apprenant à partir de ses réponses à un problème [Conati *et al.*, 1997].

4.2.2 Constraint Based modelling (CBM)

Le CBM se base sur la théorie de l'apprentissage formulée par Ohlsson [Ohlsson, 1992] qui considère que l'acquisition de connaissances procédurales par un apprenant se produit avant tout quand ce dernier – ou une tierce partie - se rend compte des erreurs qu'il réalise. Cette approche, le *Constraint Based Modelling*, va chercher à appliquer cette théorie non pas en modélisant les chemins de réponse valides à un problème, mais au contraire, en bornant l'espaces des actions valides par une série de règles, dont la violation témoigne d'une erreur de l'apprenant, et donc, dont l'explicitation peut permettre l'acquisition de connaissances procédurales.

La détermination des contraintes pour la construction d'un tuteur CBM est généralement plus aisée à concevoir que pour un tuteur cognitif, car il n'est pas nécessaire de formaliser toutes les procédures de résolution du domaine ; seule la modélisation des principes de base du domaine suffit à l'élaboration de contraintes [Mitrovic *et al.*, 1998]. Par ailleurs, les différences théoriques entre l'approche CBM et l'approche ACT-R à la base du traçage de connaissances changent le focus du STI [Woolf, 2009] : là où un système cognitif va chercher à analyser chaque étape du processus de résolution d'un exercice par un apprenant, CBM ne s'intéresse pas au plan de résolution du problème, mais aux états pédagogiques que l'apprenant doit satisfaire pour résoudre un problème, sur la base des contraintes d'un domaine [Martin, 2002].

L'approche CBM a été appliquée avec succès dans plusieurs domaines, notamment des domaines complexes où il n'existe pas une solution unique pour résoudre un problème (ce qui dès lors complexifie fortement l'utilisation d'une approche par traçage de modèles), comme par exemple le langage de requête de bases de données SQL [Mitrovic, 1998], la conception de bases de données [Suraweera et Mitrovic, 2010], ou l'implémentation dans un langage de programmation [Le et Menzel, 2009].

De même que pour MT, l'approche CBM possède cependant un certain nombre de limites. [Kodaganallur *et al.*, 2005] notent par exemple (1) l'importance d'avoir une solution riche en informations pour mettre en place les contraintes, et (2) la moindre précision des rétroactions générées en comparaison à une approche de type MT, par exemple dans le cas où une erreur viole des contraintes multiples. Ces deux points sont cependant contestés par [Mitrovic et Ohlsson, 2006], qui notent qu'une comparaison entre les deux systèmes devrait être faite sous la base des résultats produits par les deux approches en termes d'efficacité pédagogique, tout en relevant par ailleurs la complexité d'un tel processus de mesure.

4.3 Domaines mal définis

Comme on l'a vu, des STI ont été conçus afin de proposer un support pour l'apprentissage dans de nombreux domaines. Des paradigmes de modélisation de la connaissance génériques ont été proposés, puis adoptés par la communauté, et appliqués à des domaines variés. Cependant, l'efficacité de ces techniques pour la modélisation de la connaissance se montre parfois limitée face à certains domaines possédant un ou plusieurs degrés de complexité les rendant résistants à ces techniques. On parle alors de domaines mal-définis [Lynch *et al.*, 2006]. Dans cette partie, nous donnerons tout d'abord un panorama de la notion de domaine mal-défini, puis nous décrirons pourquoi ces domaines se montrent résistants aux principales techniques de modélisation. Nous présenterons ensuite plusieurs pistes explorées par les chercheurs pour la modélisation de la connaissance dans un domaine mal-défini, pour le diagnostic de la connaissance face à l'incertitude, et finalement pour l'analyse d'une activité perceptivo-gestuelle.

4.3.1 Définition d'un domaine mal-défini

La notion de « mal-définition » d'un domaine est elle-même vague ; on a ainsi tendance à considérer chaque domaine comme positionné sur un continuum allant du « très bien défini » (e.g. : l'apprentissage de l'addition d'entiers en base 10) à « très mal défini » (e.g. : des domaines très ouverts comme la composition musicale) [Le *et al.*, 2013], en fonction de plusieurs dimensions, décrites par [Lynch *et al.*, 2006] puis [Fournier-Viger *et al.*, 2010] et transcrites ci-dessous :

- Présence de solutions nombreuses et controversées à chaque exercice : on parle ici de domaines où il est difficile de qualifier une approche de résolution d'un problème comme « valide » ou « plus valide qu'une autre ». Un domaine comme la loi où plusieurs dimensions peuvent définir la qualité d'une argumentation, ou la morale qui pose par définition des dilemmes sans solution claire correspondent à cette définition.
- Absence de théorie complète du domaine : cette catégorie inclue tout domaine qui n'est pas entièrement maîtrisé d'un point de vue didactique. La composition musicale est un bon exemple. A l'inverse, la géométrie euclidienne est très bien définie du point de vue de la théorie du domaine.
- Structure de tâches mal-définie : cette catégorie peut être séparée en deux sous-catégories.
(i) structure de tâches de type *design* : on parlera ici de domaines où l'objectif est la création

d'un élément nouveau, comme la composition musicale ou l'architecture. (ii) structure de tâches analytiques : les domaines de type analytiques posent problème car l'analyse de la validité d'une solution passe par l'observation de données incomplètes, voire incorrectes, et une même solution à un problème similaire peut être bonne ou mauvaise, en fonction du contexte dans laquelle elle est produite. Ces deux types de domaines s'opposent aux domaines bien-définis de type « résolution de problèmes », dont l'apprentissage consiste à savoir appliquer correctement une théorie formelle bien connue pour la résolution d'un problème.

- Domaines ambigus : ces domaines possèdent plusieurs concepts pouvant être interprétés de différentes manières. Par exemple, la compréhension d'un discours oral peut s'avérer mal-définie étant donné les sens multiples, voir les doubles sens que peuvent avoir chaque mot en fonction du contexte.
- Sous-problèmes qui se superposent : Ces domaines sont complexes car les problèmes qu'ils posent sont complexes, et difficiles à séparer en sous-problèmes plus simples à définir et donc à évaluer la validité d'une solution. La construction d'une maison, par exemple, est un problème complexe où chaque étape de résolution va modifier la nature future du problème (e.g. : la structure générale est modélisée par les fondations, etc.)
- Points de départ et de conclusion d'un exercice mal-définis : un domaine où il est difficile d'évaluer quand l'apprenant possède suffisamment d'informations pour résoudre un problème est mal-défini. Similairement, un domaine sans critère clair pour déterminer qu'un exercice est terminé et qu'il a été résolu avec succès ou s'est solvé par un échec est mal défini. Par exemple, la conception d'un dessin, répond à ce critère ; il est impossible de formaliser le moment où un dessin est terminé. Par ailleurs, il n'existe pas de critère clair pour déterminer si le dessin est un succès ou un échec.

4.3.2 Limites des paradigmes usuels

Limites des approches MT

Les approches MT cherchent à modéliser la totalité des processus cognitifs mobilisés par un apprenant pour la résolution d'un problème. Le MT permet d'évaluer chaque étape d'un raisonnement produit par un apprenant afin de cibler de manière précise les processus appliqués de manière erronés. Cette approche peut s'avérer problématique face à certains domaines mal-définis où la construction d'un modèle de tâches est impossible, car trop complexe, ou trop peu définie formellement [Fournier-Viger *et al.*, 2010].

Afin de pouvoir produire un diagnostic face à des domaines mal-définis, les approches « cognitivistes » peuvent choisir de séparer un domaine en plusieurs sous-domaines plus ou moins bien définis, et de modéliser uniquement par traçage de modèles les processus cognitifs bien définis formellement. Cette approche a été employée lors de la conception de CanadarmTutor, un STI pour l'entraînement à la manipulation d'un bras robotique mis en place sur la station spatiale internationale. [Nkambou *et al.*, 2011]. Une autre solution consiste à concevoir le module de tâches de manière itérative, en procédant par essai/erreur, et en testant à plusieurs reprises à quel degré ce dernier est

capable d'expliquer de manière correcte la stratégie de résolution d'un problème par un apprenant. Cette approche fut par exemple employée par [Ogan *et al.*, 2006], pour concevoir un STI pour l'apprentissage de la conjugaison en français.

Limites des approches CBM

Les approches CBM peuvent également être sujettes à plusieurs limitations lorsqu'employées face à des domaines mal-définis. D'un côté, le fait qu'il ne soit pas nécessaire de modéliser les chemins « cognitifs » de résolution d'un problème, comme c'est le cas pour les approches MT, les rend plus facilement applicables dans des domaines mal-définis ayant un nombre important de solutions possibles, ou d'implémentations possibles de solutions pour la résolution d'un problème [Mitrovic et Weerasinghe, 2009]. En contrepartie, l'approche CBM peut s'avérer complexe à mettre en place dans des domaines où il existe un très grand nombre de solutions potentielles, ce qui décuple le nombre de contraintes à concevoir pour définir les bornes d'actions « valides » ou non pour sa résolution [Kodaganallur *et al.*, 2006].

4.3.3 Modéliser l'apprenant dans un domaine mal-défini

Adapter l'analyse de l'apprenant au problème mal-défini

Sur la base d'une adaptation de paradigmes actuels, ou d'une décomposition d'un domaine en plusieurs sous-domaines moins complexes permettant l'application de techniques reconnues, les chercheurs ont conçu des modèles capables de produire un raisonnement et de guider l'apprentissage de concepts mal-définis. On dénote trois principales pistes employées pour la construction d'un diagnostic de l'apprenant face à un domaine mal-défini.

Une première piste pour la modélisation de l'apprenant face à un domaine mal défini, consiste à isoler les aspects mal-définis du problème, et à adapter des paradigmes usuels pour les autres aspects « bien définis ». Notons par exemple l'utilisation d'approches orientées contraintes pour la conception de STI cherchant à fournir un support pour l'apprentissage de domaines de type « design », comme notamment la création de bases de données avec KERMIT [Suraweera et Mitrovic, 2002]. Dans le cadre de ce STI, un groupement de 90 contraintes a été conçu. Deux types de contraintes ont été produits : des contraintes de type « syntaxe » et des contraintes de type « sémantique ». Les contraintes syntaxiques s'intéressent avant tout à la solution proposée par l'apprenant et se focalisent sur la recherche d'erreurs de syntaxes, un aspect bien défini du domaine, dans les solutions proposées par l'apprenant. Les contraintes sémantiques cherchent à comparer la solution de l'apprenant à la solution « idéale » telle que choisie par un expert. Elles sont généralement plus complexes, car elles visent à caractériser de façon sémantique une étape nécessaire de conception d'un problème de design. CandarmTutor [Nkambou *et al.*, 2011], présenté ci-dessous avec détails, choisit une piste similaire, mais via une approche de type MT pour construire un modèle de tâches permettant de tracer les aspects « bien-définis » du domaine.

Une autre piste consiste à modéliser partiellement le domaine, y compris certains de ses aspects mal-définis, et de compenser l'absence de connaissance aisément formalisables par l'utilisation

d'heuristiques. Citons par exemple Ogan *et al.* [Ogan *et al.*, 2006], qui ont conçu un STI pour l'apprentissage de la conjugaison de l'imparfait et du passé composé en français. Les autrices ont cherché à concevoir un modèle de l'apprenant représentant de manière partielle la structure du domaine. C'est une solution appropriée car le domaine d'apprentissage est complexe, d'une part, car il n'existe pas de raisonnement « type » pour arriver à une solution (i.e. : le choix d'un temps plutôt qu'un autre), et d'autre part, car les règles utilisées pour arriver au choix d'un temps sont nombreuses et peuvent se juxtaposer. La représentation partielle du domaine a été construite par les autrices via une ACT [Anderson, 1993] afin d'identifier des règles de production. La nature mal-définie du domaine rend cependant ces règles de production complexes à hiérarchiser (i.e. : pas d'ordre de priorité pour l'application de l'une de ces règles, contrairement à l'approche usuelle de traçage de modèles). Pour pallier ce manque et améliorer la précision didactique du système, les conceptrices ont agrémenté le modèle initial d'heuristiques et de connaissances acquises de manière empirique suite à l'observation des comportements usuels des apprenants.

Finalement, une dernière approche pour la résolution de problème est d'employer des techniques différentes pour chaque aspect du problème. Cette approche a été proposée initialement pour la conception de CandarmTutor [Nkambou *et al.*, 2011], un STI destiné à la formation d'astronautes pour la manipulation d'un bras robotique sur la station spatiale internationale. Il s'agit d'un domaine mal-défini car le nombre de solutions possibles pour faire évoluer le bras d'une position vers une autre est très vaste. Par ailleurs, l'évolution des configurations étape par étape ne peut être perçue que par l'entremise d'un panel de caméras placées à des endroits différents. Une erreur peut entraîner la collision du bras avec une autre partie de la station. Afin de fournir un service de tutorat pour la manipulation de ce bras, les chercheurs ont d'abord cherché à décomposer le problème en plusieurs sous-problèmes à complexité variable. Ils ont ensuite utilisé plusieurs techniques de modélisation selon la nature du sous-problème rencontré. Par exemple, un système expert a d'abord été utilisé afin de représenter la totalité des actions « légales » pour la manipulation du bras. Cependant, ces actions ne sont pas contextualisées vis-à-vis de l'activité humaine, comme par exemple, la sélection d'une caméra appropriée pour observer l'ensemble de la manœuvre. Pour améliorer ce processus, une partie du problème a été traitée sous une approche MT et à partir d'une analyse de tâches cognitives, pour modéliser les différents processus cognitifs humains mis en œuvre lors de la manipulation du bras notamment vis-à-vis du choix d'une caméra plutôt qu'une autre. Finalement, pour ancrer le modèle cognitif conçu par l'approche MT dans l'activité humaine, les chercheurs ont mis en place un module de fouille de données éducationnelles afin d'extraire plusieurs modèles de tâches partiels, corrects, et régulièrement utilisés par les experts. L'activité de l'apprenant est alors analysée sous le prisme de cette connaissance, ce qui permet d'extraire des informations sur son profil (niveau d'expertise, connaissances maîtrisées ou absentes, etc.), et également de proposer des rétroactions sous la forme de suggestions d'actions futures. La conjonction de ces trois approches a produit de meilleurs résultats que chaque module pris séparément.

De manière générale, et du point de vue de l'analyse comportementale ou cognitive de l'apprenant, nous notons que le choix de techniques de modélisation appropriées passe avant tout par

une bonne compréhension de la nature du domaine. Cependant, un autre élément joue un rôle majeur pour la conception d'un STI visant à l'acquisition de connaissances à l'intérieur d'un domaine mal-défini : il s'agit de la nature du savoir que l'on cherche à enseigner.

Adapter les situations d'apprentissage au domaine mal-défini

En plus des difficultés liées à la modélisation de l'apprenant, les domaines mal-définis ont amené les chercheurs à s'interroger sur les méthodes d'apprentissage d'une connaissance formellement mal-définie. Certaines approches font le choix de considérer cette connaissance sous la forme de problèmes à résoudre [Mitrovic et Weerasinghe 2009 ; Nguyen-Thanh Le *et al.*, 2013]. D'autres considèrent que la notion de « problème » n'a pas de sens pour l'acquisition d'un savoir mal-défini, et chercheront à adapter les situations d'apprentissage elles-mêmes, en mettant par exemple l'accent sur des éléments métacognitifs [Walker *et al.*, 2008], ou en laissant davantage de liberté à l'apprenant pour construire son apprentissage [Hodhod et Kudenko, 2008]. Comme pour le choix d'une méthode d'analyse, nous notons que les choix pédagogiques faits pour supporter l'apprentissage sont intimement dépendants de la nature du domaine enseigné.

Ainsi, certaines approches s'orientent vers des paradigmes centrés interaction, comme le constructivisme, l'apprentissage situé, ou l'énaction. Walker *et al.* [Walker *et al.*, 2008] ont par exemple conçu un STI pour enseigner une meilleure compréhension de processus culturels différents. Ce domaine est mal-défini car la validité d'une forme de compréhension d'un aspect culturel est sujette à interprétation de messages linguistiques ou d'évènement sans définition formelle. Pour permettre cependant l'apprentissage de « bonnes pratiques » vis-à-vis de la compréhension interculturelle, les conceptrices ont choisi de mettre le focus pédagogique sur les aspects métacognitifs liés à l'acquisition de ces connaissances et non sur un paradigme cognitiviste d'apprentissage des spécificités de chaque culture. Le STI récompense toute « preuve » d'une bonne conscience des différences culturelles, ou encore, toute « bonne pratique » pédagogique générale (e.g. : l'apprenant est récompensé quand il fait montre d'une capacité à identifier l'existence de points de vue culturels multiples, plutôt que d'une capacité à définir précisément un point de vue culturel) sans chercher à en déterminer la validité vis-à-vis du domaine lui-même.

Un autre exemple est AIENS [Hodhod et Kudenko, 2008], un tuteur cognitif destiné à l'enseignement de la prise de décisions face à des dilemmes d'ordres éthiques pour des enfants de 9 à 12 ans. Le processus de prise de décision face à un dilemme est un domaine mal-défini (il s'agit par ailleurs d'un sous-domaine étudié dans le cadre de cette thèse, dans un contexte différent). Afin de contribuer à l'amélioration des capacités de prise de décision des apprenants, le STI place les apprenants à l'intérieur d'un récit interactif, au cours duquel ces derniers devront prendre des décisions d'ordre moral sans « bonne réponse ». Une approche de type MT est mise en place pour construire le modèle de l'apprenant à partir des réponses fournies par ce dernier. A partir de ce modèle, le STI invite l'apprenant à réfléchir à son processus de prise de décision par une approche socratique, c'est-à-dire via une succession de questions fermées ; la compréhension des aspects

moraux naissant de ce processus d'interaction, aucune « solution » n'est formellement donnée à la fin d'une session.

Finalement, certains STI choisissent de favoriser le processus d'apprentissage en mettant l'accent sur la crédibilité des situations d'apprentissage rencontrées. Citons les travaux de [Carpentier *et al.*, 2013] pour la formation de techniciens à la prévention de situations à risque. Cet EVAH construit un modèle de l'apprenant basé sur les principes de la ZPD, puis contrôle de manière invisible l'évolution du « récit » proposé à l'apprenant, en fonction des choix effectués par ce dernier. Le choix est fait de ne pas modéliser les connaissances générales de l'apprenant, mais de guider la narration à partir de contraintes qui viennent cadrer l'évolution de l'activité de ce dernier afin que sa performance reste comprise dans une ZPD définie initialement.

4.3.4 Techniques de diagnostic face à l'incertitude

La construction d'un diagnostic de l'apprenant se base sur des observations par le système de l'activité de ce dernier. Face à un domaine mal-défini, ces observations présentent le plus souvent un degré d'incertitude. [Mufti-Alchawafa, 2009, p.19] considère le degré d'incertitude présent dans un diagnostic de l'apprenant, comme fonction de deux facteurs. (1) Le mode d'interaction proposé par le STI : plus le STI est directif, plus l'incertitude est faible et (2) le domaine : un domaine composé de connaissances avant tout déclaratives aura un degré faible d'incertitude (la réponse à une question peut suffire à connaître de manière sûre l'état d'une connaissance chez l'apprenant) ; à l'inverse, un domaine où chaque problème se résout à l'aide de compétences multiples, voire de compétences empiriques, aura un degré d'incertitude beaucoup plus fort.

Plusieurs techniques ont été utilisées pour la gestion de l'incertitude dans le cadre des STI. Citons par exemple la logique floue, la régression logistique, ou encore les réseaux bayésiens [Woolf, 2009]. Les réseaux bayésiens [Pearl, 1988] en particulier ont souvent été utilisés pour concevoir des modèles de diagnostic. Un réseau bayésien est un « graphe causal auquel on a associé une représentation probabiliste sous-jacente » [Naïm *et al.*, 2002], caractérisé par une structure « graphique » représentant les liens de causalité entre les variables (sous la forme de nœuds et d'arcs orientés), et d'un aspect quantitatif qui « décrit cette dépendance entre les variables sous forme de probabilités conditionnelles » [Mufti-Alchawafa, 2009]. [Mayo *et Mitrovic*, 2001] dénotent trois types d'utilisation des réseaux bayésiens (RB) pour la construction d'un modèle de l'apprenant.

Réseaux bayésiens centrés expert

Ces RB conçus à partir d'un processus d'analyse d'un domaine conduit à l'aide d'experts. Ainsi, nous avons préalablement mentionné Andes [Gertner *et VanLehn*, 2000], qui utilise un RB centré expert pour la reconnaissance de « plans de résolution » utilisés par l'apprenant, en fonction de la validité de sa réponse à un problème [Conati *et al.*, 1997]. Citons également DT-Tutor [Murray *et VanLehn*, 2000], une architecture générique pour la modélisation de l'apprenant, qui utilise un RB centré expert pour modéliser les connaissances de l'apprenant, mais également son état mental (i.e. : niveau d'attention, degré d'indépendance, etc.). Le focus de ces RB étant mis sur la justesse didactique,

ils possèdent souvent un grand nombre de nœuds, y compris des nœuds « latents » modélisant des processus mentaux internes. Leur complexité théorique rend parfois difficile l'alimentation des tables de probabilités conditionnelles à l'intérieur du réseau [Mayo et Mitrovic, 2001].

Réseaux bayésiens centrés efficacité

Les RB centrés efficacité cherchent à obtenir la structure la plus claire possible, en faisant souvent des hypothèses d'indépendance entre types de connaissances. L'objectif est d'obtenir un réseau avec une structure claire avant tout, ce qui simplifie le processus d'acquisition des paramètres. En contrepartie, un RB centré efficacité fait souvent des hypothèses fausses du point de vue d'un domaine, comme par exemple, une hypothèse d'indépendances entre les différentes compétences modélisées à l'aide du RB [Mayo et Mitrovic, 2001].

Réseaux bayésiens centrés données

Les RB centrés données sont caractérisés par le fait que leur structure, ainsi que leurs paramètres, sont acquises par l'analyse des données collectées à partir d'évaluations du STI réalisées dans le monde réel [Mayo et Mitrovic, 2000]. Ces RB sont généralement plus simples en termes de structure que les RB centrés experts, car ils ont peu, voire pas de nœuds représentant des variables cachées. CAPIT [Mayo *et al.*, 2000], un STI dédié à l'apprentissage des règles de ponctuation en langue anglaise, utilise par exemple un RB centré donné afin de construire un modèle de l'apprenant sur la base d'un système de type CBM.

4.3.5 Challenges liés à l'activité perceptivo-gestuelle

Les domaines pour lesquels les connaissances à enseigner sont de nature perceptivo-gestuelle sont mal-définis, pour deux raisons principales. (1) Il est difficile de formaliser les liens entre l'activité de l'apprenant et la connaissance mobilisée par ce dernier [Luengo *et al.*, 2004, 2006]. En effet, il existe des liens forts entre les gestes et les perceptions, une perception pouvant être faite de manière à acquérir des informations en vue d'effectuer une action, mais également dans l'objectif de contrôler les résultats d'une action précédemment effectuée. (2) l'activité perceptivo-gestuelle est par définition multimodale et nécessite donc l'emploi de plusieurs types de capteur pour être capturée. Les travaux de Toussaint [Toussaint *et al.*, 2015] s'intéressent en particulier à la prise en compte de ces données issus de plusieurs capteurs sensoriels distincts, pour mettre en lumière des *patterns* analysables du point de vue de l'activité technique de l'apprenant.

Malgré ces verrous posés vis-à-vis de l'analyse, la prise en compte des perceptions est cruciale dans certains domaines d'apprentissage, comme par exemple l'aviation où il existe des procédures techniques « perceptuelles » telles que le balayage des instruments d'un tableau de bord. Nous pouvons citer les travaux de Francis Jambon [Jambon et Luengo, 2012], pour l'analyse de fixations oculaires notamment dans le domaine de l'aviation. La conduite, du fait de ses aspects dynamiques, est également un domaine où les perceptions régulières du tableau de bord et des rétroviseurs sont primordiales. [Weevers *et al.*, 2003] ont ainsi conçu une architecture multi-agent au sein d'un environnement virtuel intelligent pour la formation à l'activité technique de la conduite automobile,

en tenant compte des perceptions produites par les apprenants afin d'analyser leur comportement. Nous fournirons une présentation plus détaillée du domaine de la conduite, qui fait partie de notre cadre d'étude, en partie 6.3 de ce mémoire.

4.4 Conclusion

Nous avons d'abord présenté les différentes approches génériques pour la modélisation de la connaissance, puis nous avons caractérisé la notion de domaine « mal-défini », et présenté les limites des approches génériques face à ces domaines. Nous avons ensuite présenté les solutions trouvées par les chercheurs pour faire face aux domaines mal-définis, du point de vue de la modélisation de la connaissance, du diagnostic de l'apprenant, et de la gestion de l'activité perceptivo-gestuelle.

L'apprentissage des CNT en situation critique est un domaine mal-défini, d'une part, car il s'agit de compétences perceptivo-gestuelles, et d'autre part, car il existe des liens fort et non-formalisables entre CNT, compétences techniques, et criticité d'une situation. Nous avons fait le choix d'adopter des techniques de modélisation de l'apprenant issues des STI pour concevoir un module de l'apprenant sur la base d'une architecture hybride capable de répondre aux aspects mal-définis de notre domaine, et de servir de support didactique à l'apprentissage enactif des compétences non-techniques au sein d'un environnement virtuel.

Cette architecture a pour objectif de représenter explicitement l'état des connaissances « non-techniques » d'un apprenant en s'inspirant des travaux réalisés pour l'analyse des CNT en psychologie et ergonomie via notamment l'analyse de tâches cognitives. Cette architecture s'inscrit donc dans une démarche cognitiviste, car il s'agit d'identifier les processus mentaux expliquant l'activité de l'apprenant au sein de l'EV afin d'inférer un « score » de maîtrise de chaque CNT. La connaissance acquise sur les CNT par l'entremise de ce module doit ensuite servir de base pour permettre d'adapter une session d'apprentissage à l'activité de chaque apprenant.

Ce processus de « prise de décision » pour modifier le monde sur la base d'un modèle de l'apprenant a fait l'objet de recherches dans la communauté des STI et plusieurs approches ont été proposées. Nous les présentons dans la partie suivante.

5.Sélection d'actions pédagogiques dans les

STI

5.1	Le module pédagogique	59
5.2	Approches heuristiques.....	59
5.3	Approches centrées diagnostic	60
5.4	Approches centrées théorie de la décision	60
5.5	Approches par renforcement	61
5.6	Conclusion	62

Dans cette partie, on s'intéresse aux approches utilisées dans le cadre des STI pour guider le processus d'apprentissage à travers la formulation de rétroactions *via* un module pédagogique. Ce chapitre présente d'abord une définition de ce qu'est un module pédagogique et des différents types de rétroactions pouvant être mises en place à l'intérieur d'un STI, puis présente les différentes approches pour la sélection d'actions pédagogiques (PAS pour *Pedagogical Action Selection*) face à un modèle de l'apprenant comprenant un degré d'incertitude.

5.1 Le module pédagogique

L'objectif du module pédagogique est de fournir un support à l'acquisition de connaissances via la génération de rétroactions. Une rétroaction est une interaction entre le système et l'apprenant. Elle peut être produite par le module pédagogique avec un objectif didactique (e.g. : renforcer une compétence faible), ou pédagogique (e.g. : s'assurer de l'état émotionnel de l'apprenant, le rassurer, l'encourager, etc.). Elle peut être de différents types. (i) Le module pédagogique peut interagir avec l'apprenant sous diverses formes (messages textuels, images, signaux auditifs, etc.) en cours d'exercice, ou a posteriori dans une étape de *debriefing*, à partir de son interprétation de l'activité de ce dernier telle que diagnostiquée par le modèle de l'apprenant. (ii) Le module pédagogique peut fournir une rétroaction en réponse à une question explicite d'un apprenant. (iii) Le module pédagogique peut interagir avec l'apprenant via la sélection d'un nouvel exercice en fonction du diagnostic réalisé par le modèle de l'apprenant.

Le processus de choix d'une rétroaction est défini par Mayo et Mitrovic [Mayo et Mitrovic, 2001] sous le terme de *Pedagogical Action Selection* (PAS). L'objectif d'une stratégie PAS est de choisir la prochaine rétroaction réalisée sur la base d'informations issues du modèle de l'apprenant. L'objectif et le type de la rétroaction produite dépend de multiples facteurs, inhérents au type des connaissances enseignées, aux fondements théoriques sous-jacents, ou encore aux objectifs pédagogiques à l'origine de leur génération. [Mayo et Mitrovic, 2000], dénotent trois types d'approches pour la PAS étant donné un modèle de l'apprenant comprenant un degré d'incertitude : les approches centrées expert, les approches centrées diagnostic et les approches centrées théorie de la décision. Plus récemment, de nouvelles approches, basées sur l'apprentissage par renforcement [Sutton et Barto, 1998] adaptées à la PAS ont été proposées [Chi *et al.*, 2010, Clement *et al.*, 2013]. Nous présenterons dans cette partie ces quatre possibilités conceptuelles.

5.2 Approches heuristiques

Ces approches effectuent le processus de PAS sur la base d'heuristiques appliquées aux connaissances probabilistes issues du modèle de l'apprenant. Par exemple, ANDES va produire une rétroaction sur la base du « plan de résolution » supposé le plus probablement employé par l'apprenant lors de la résolution d'un problème ; l'heuristique employée est donc une simple comparaison entre les valeurs présentes dans les tables de probabilités du réseau bayésien qui constitue le modèle de l'apprenant de ce STI [Gerner, 1998].

Un autre exemple est SQL-Tutor [Mayo et Mitrovic, 2000]. Dans ce STI conçu par une approche CBM, le processus de sélection d'un nouvel exercice se base sur plusieurs heuristiques construites sur la base du réseau bayésien constituant le modèle de l'apprenant. Ces heuristiques ont pour but de déterminer le meilleur exercice à sélectionner sur la base d'une prédiction du nombre de contraintes que l'apprenant devrait violer s'il l'effectuait. Cette approche heuristique se base sur un paradigme ZPD ; le système sélectionne donc les exercices pour lesquels le nombre de contraintes violées est « optimal ». Si ce nombre « optimal » est atteint, l'objectif est considéré comme étant « dans la ZPD » de l'apprenant, c'est-à-dire, résolvable par l'apprenant avec l'assistance du STI lui indiquant quand il commet une erreur.

5.3 Approches centrées diagnostic

Ces approches sont intrinsèquement liées à la nature probabiliste du modèle de l'apprenant. Plutôt que de chercher à considérer les pendants didactiques d'une décision (i.e. : quelle conséquence pour l'apprenant ?), elles cherchent avant tout à minimiser l'incertitude du système quant à l'acquisition d'un concept par l'apprenant. Cette stratégie de PAS est employée par [Millán *et al.*, 2000] dans le cadre d'un STI cherchant à trouver la question la plus à même de déterminer si un apprenant a maîtrisé ou non un concept.

5.4 Approches centrées théorie de la décision

Une approche utilisée pour la génération de nouveaux scénarios d'apprentissage se base sur les principes de la théorie de la décision. L'idée est de proposer un raisonnement rationnel pour la PAS, sur la base de connaissances incertaines sur l'apprenant. Les approches probabilistes pour la génération de rétroactions cherchent à calculer une valeur d'utilité pour chaque action sélectionnable par le module pédagogique, et à choisir l'action dont la fonction d'utilité donne le résultat escompté le plus important.

Plusieurs facteurs peuvent intervenir dans le cadre du calcul de cette fonction d'utilité. Ainsi, dans le STI DT-Tutor [Murray *et al.*, 2004], le calcul de l'utilité dépend d'un nombre important de paramètres, notamment métacognitifs comme par exemple l'état mental supposé de l'apprenant, auxquels s'ajoutent à des considérations d'ordre didactique (e.g. : la probabilité de succès estimée de l'apprenant à un exercice donné). CAPIT [Mayo *et al.*, 2001], calcule l'utilité du choix d'un exercice plutôt qu'un autre en fonction du nombre d'erreurs que l'apprenant devrait commettre lorsque confronté à cet exercice, tel que prédit par le système. TELEOS [Mufti-Alchawafa, 2009] cherche également à produire des rétroactions via le calcul d'une fonction d'utilité, prenant en compte une estimation de l'état de la connaissance chez l'apprenant, le type de connaissance ciblé par la rétroaction (déclaratif ou empirique), l'ordre de priorité de la connaissance à cibler dans le processus de résolution d'un problème (i.e. : une connaissance non maîtrisée mais mobilisée tôt pour résoudre un ou plusieurs problème sera favorisée), et le caractère général ou particulier de la connaissance à cibler [Mufti-alchawafa, 2009]. Ces facteurs sont utilisés pour choisir quel élément de connaissance cibler, ainsi qu'une intention didactique associée à ce ciblage (déstabiliser, vérifier, ou renforcer une

connaissance). Notons par ailleurs que l'approche employée par [Mutfi-Alchawafa, 2009], intègre également une vision centrée diagnostic, sous la forme de l'intention didactique de type « vérifier » dont l'objectif est de diminuer l'incertitude qu'a le modèle de l'apprenant à propos d'une connaissance ciblée.

5.5 Approches par renforcement

Récemment, de nouvelles méthodes sont apparues pour le choix de nouveaux scénarios, issues du champ du *machine-learning* et plus spécifiquement de l'apprentissage par renforcement. Ainsi, plusieurs travaux utilisent les processus de décision markoviens (MDP), et en particulier les processus markoviens d'ordre partiels (POMDP) pour la PAS, en fonction d'une estimation du degré estimé de maîtrise d'un ou plusieurs concepts par l'apprenant [Rafferty *et al.*, 2011]. La complexité des POMDP les rend cependant parfois difficiles à appliquer pour la prise de décision, aussi l'utilisation de telles techniques implique souvent la réduction de l'espace de travail du processus sur des portions du modèle de l'apprenant [Brunskill et Russel, 2012]. Le module de décision par POMDP applique le processus de décision markovien directement sur le modèle de l'apprenant (tel que construit, par exemple, sur la base d'une approche MT) ; la séquence décisionnelle optimale à faire émerger (i.e. : l'ordre de sélection d'exercices) est alors considérée la même pour tout apprenant. Il s'agit d'une limitation intrinsèque à la complexité des POMDP et au nombre de données requises pour faire émerger les séquences optimales. Il en résulte un degré de personnalisation de l'apprentissage limité, ce qui nuit à l'efficacité du STI [Lee et Brunskill, 2012].

D'autres travaux récents cherchent à contourner le problème de la difficulté à converger des MDP via l'utilisation d'algorithmes usuellement appliqués dans les systèmes de recommandation, comme les *Multi-Armed Bandit* (MAB). Les algorithmes de type MAB sont un processus de décision markovien à un seul état ; l'objectif est de chercher (i.e. : explorer) l'action qui produit la meilleure récompense immédiate, puis de continuer à sélectionner (i.e. : exploiter) cette dernière tant que c'est le cas. Les premières implémentations d'approches basées sur des MAB pour le choix de nouveaux exercices ont été proposées par Clement *et al.* [Clement *et al.*, 2013] ; ces derniers ont démontré l'efficacité de ces approches pour la sélection de nouveaux scénarios, étant donné des degrés plus ou moins importants de connaissance experte à disposition. Plus récemment, Frenoy *et al.*, [Frenoy *et al.*, 2016], ont utilisé un MAB basé sur une approche probabiliste *softmax* pour la sélection d'actions pédagogiques lors de l'apprentissage de la calligraphie à l'intérieur d'un environnement virtuel informé.

Le point fort d'une approche par renforcement de type MAB trait à la personnalisation du processus d'apprentissage. Premièrement, un tel système est capable de s'adapter rapidement aux spécificités de chaque apprenant, et ce même si ces spécificités ne sont pas représentées dans le modèle de l'apprenant : il suffit qu'un élément absent du modèle ait un impact sur la récompense calculée par l'algorithme pour qu'il influence le processus de prise de décision pédagogique. Deuxièmement, une approche de type MAB converge suffisamment vite pour être appliquée indépendamment pour chaque apprenant, à l'opposée d'approches basées sur les processus de

décision markoviens qui doivent raisonner sur la base d'une population d'apprenants. Cette capacité de personnalisation doit théoriquement permettre d'augmenter la réactivité du processus de PAS, et donc de rendre plus motivante l'expérience d'apprentissage [Clement *et al.*, 2013].

5.6 Conclusion

Dans cette partie, nous avons détaillé les différentes approches pour la prise de décision pédagogique, avec un focus particulier lorsqu'elle s'effectue sur la base d'informations incertaines sur l'apprenant. Nous avons en particulier détaillé deux types d'approches : les approches basées sur la théorie de la décision, et les approches basées sur l'apprentissage par renforcement.

Dans notre cas, la prise de décision pédagogique doit tenir compte, d'une part, de l'incertitude à propos de l'apprenant, et d'autre part, de l'incertitude quant à l'utilité d'une situation critique pour l'apprentissage des CNT. Etant donné le caractère mal-défini des situations d'apprentissage « critiques », il nous semble impossible d'en estimer l'impact sur l'acquisition de CNT sur la simple base des connaissances à disposition sur l'apprenant, via, par exemple, l'utilisation d'approches basées sur la théorie de la décision.

Plutôt que de modéliser de manière explicite les facteurs permettant de déterminer l'utilité d'une situation critique pour l'apprentissage des CNT, nous avons fait le choix de considérer la sélection de nouvelles situations critiques comme un problème d'apprentissage par renforcement, où le module pédagogique explore l'efficacité des situations disponibles vis-à-vis de l'humain qui leur face face, puis exploite celles qui offrent les meilleurs résultats. Nous avons implémenté cette approche sous la forme d'un algorithme de type MAB, étant donné son efficacité notamment pour la personnalisation des décisions pédagogiques. L'adaptation du choix de nouveaux scénarios aux particularités de chaque apprenant est une garante de la solidité du couplage entre le STI et l'apprenant et s'inscrit au sein de notre vision enactive de l'apprentissage des CNT en environnement virtuel.

DEUXIEME PARTIE - CONTRIBUTIONS

6. Caractérisation des aspects mal-définis du domaine et présentation du cadre d'étude

6.1 Domaines d'application.....	66
6.1.1 La conduite automobile.....	66
L'activité de conduite automobile.....	66
Les CNT dans la conduite automobile	67
Les situations critiques dans le domaine de la conduite.....	68
Le simulateur de conduite automobile utilisé dans le cadre du projet MacCoy Critical	69
6.1.2 La gestion d'hémorragies du post-partum par des sages-femmes	70
Le rôle des sages-femmes dans la gestion d'une HPP.....	70
Les CNT dans la gestion d'une situation de HPP	71
Les situations critiques dans le domaine de la HPP	71
Le logiciel utilisé dans le cadre du projet MacCoy Critical	72
6.1.3 Conclusion	73
6.2 Nature mal-définie de l'apprentissage des CNT dans un EVAH	74
6.2.1 Introduction.....	74
6.2.2 Déterminer les situations « critiques pour l'analyse » de l'apprenant	75
Sous-problèmes se superposant	75
Structure de tâches analytique	75
6.3.3 Déterminer les situations « critiques pour l'apprentissage »	76
6.3.3 Conclusion	77
6.4 Synthèse	77

En première partie de cette section, nous présenterons les deux domaines d'études dans lesquels s'inscrivent ces travaux : la conduite automobile des jeunes conducteurs, et la gestion d'hémorragies du post-partum par des sages-femmes. Ces deux domaines présentent un certain nombre de particularités du point de vue de l'activité perceptivo-gestuelle produite, des compétences non-techniques (CNT) mobilisées, et des situations critiques. Nous détaillerons ensuite les conséquences de l'approche choisie par cette thèse vis-à-vis de la conception d'un module de l'apprenant et d'un module pédagogique, et les problèmes « mal-définis » qui en découlent, liés en particulier au diagnostic des CNT de l'apprenant.

6.1 Domaines d'application

Nos travaux ayant été réalisés avec l'objectif d'être implémentés dans deux domaines d'application très différents : la conduite automobile de jeunes conducteurs, et la gestion d'hémorragies du post-partum par des sages-femmes. Notre EVAH n'étant pas destiné à des novices techniques, nous considérerons que dans les deux cas, les apprenants possèdent à un certain degré les compétences techniques (CT) du domaine. Cependant, ces deux domaines possèdent de nombreuses différences qui se traduisent par la présence de verrous supplémentaires pour la modélisation de l'apprentissage des CNT *via* des méthodes d'intelligence artificielle. Dans cette partie, nous présenterons les spécificités de chacun des deux domaines au niveau de l'application des CNT et de l'activité technique qu'ils génèrent.

6.1.1 La conduite automobile

L'activité de conduite automobile

La conduite automobile est une activité dangereuse, dynamique, et complexe [Groeger, 2000] pour plusieurs raisons, (i) car un conducteur a besoin d'utiliser simultanément ses capacités perceptives, cognitives, et motrices [Peters et Nilsson, 2007], (ii) car il doit s'adapter à une succession de situations changeant rapidement, parfois du fait de changements d'environnements, et parfois du fait des actions d'autres conducteurs, (iii) car les objectifs de l'activité de conduite sont multiples : aller d'un point A à un point B est l'objectif principal, auquel s'ajoutent différents sous-objectifs, comme faire ce trajet de manière rapide ou confortable. Il s'agit donc d'un domaine où l'activité perceptivo-gestuelle possède un caractère fortement situé dans le contexte à l'intérieur duquel elle est produite.

Il s'agit par ailleurs d'un domaine technique où la plupart des usagers ne sont pas des professionnels. De ce fait, la formation est de relativement courte durée (quelques heures de conduite + l'apprentissage des connaissances déclaratives liées au code de la route). Etant donné la durée réduite de l'apprentissage, la maîtrise de la conduite possède un caractère empirique fort et s'acquiert en grande partie par l'expérience. Cette caractéristique du domaine se traduit par un risque d'accident beaucoup plus élevé pour des conducteurs novices (mais qui possèdent déjà les principales CT associées à la conduite) [ONISR 2013, UK Department for Transport, 2013].

Les CNT dans la conduite automobile

La notion de « compétence non-technique » est peu présente dans le domaine de la conduite automobile. On parle plutôt de « compétences de conduite de haut-niveau » (CCHN) que l'on définit comme les « compétences cognitives et perceptives de haut niveau, qui permettent au conducteur d'interagir de manière sûre et efficace avec l'environnement » [Barré *et al.*, 2017]. Les CCHN sont considérées comme des compétences métacognitives qui, sans être directement liées aux aspects techniques trayant à la maîtrise du véhicule, sont pourtant garantes de la sécurité d'un conducteur face à un contexte changeant en permanence, et souvent déficitaires chez les jeunes conducteurs [Corneloup et Burkhardt, 2016]. Ces compétences sont souvent représentées comme faisant partie des plus hauts niveaux hiérarchiques requis pour le maintien d'une conduite sûre (voir Figure 6.1) ; elles influencent la manœuvre « technique » d'un véhicule en l'inscrivant dans un certain contexte immédiat (e.g. : la présence d'autres usagers de la route, l'environnement extérieur, etc.), voire global (e.g. : les aspects sociaux liés à la présence de passagers, le rapport personnel au risque, etc.).



Figure 6.1 : représentation des différents niveaux de compétences permettant le maintien d'une conduite sûre. (Figure tirée de Hatakka *et al.*, 2002).

Par ailleurs, certaines CCHN possèdent une proximité forte, voir une équivalence, avec les CNT « traditionnelles ». La conscience de la situation est étudiée dans le domaine de la conduite [Salmon *et al.*, 2012, Crundall, 2016]. Sa définition se rattache au même état de l'art que son équivalente dans le domaine médical, elle est donc définie comme la résultante de trois sous-processus cognitifs qui sont la perception de l'environnement, la compréhension de son état, et l'anticipation des états futurs (voir partie 2.2, page 31). La prise de décision est également étudiée, et généralement considérée comme la dernière étape d'une compétence de « gestion du risque » [Crundall, 2016] souvent déficiente chez les jeunes conducteurs et possédant des liens forts avec la conscience de la situation [Fisher *et al.*, 2002]. La gestion du stress et de la fatigue sont également considérées comme jouant un rôle important dans la régulation de la charge mentale pesant sur un conducteur [Healey et Picard, 2005].

Les situations critiques dans le domaine de la conduite

L'objectif fondamental du projet MacCoy Critical est de situer un apprenant dans des situations de conduite plus ou moins « critiques », qui nécessiteront la mobilisation de ces CCHN, et plus particulièrement, des CNT identifiées comme telles (i.e. : conscience de la situation, prise de décision, gestion du stress et de la fatigue) pour éviter une prise de risque pouvant conduire à un accident. A cet effet, plusieurs situations critiques « de base » ont été élaborées à partir d'entretiens avec des conducteurs novices, relatant leurs propres expériences de conduite [Corneloup et Burkhardt, 2016]. Ces situations sont caractérisées par une dimension de criticité (i.e. : ambiguïté, dilemme, imprévisibilité, sévérité, charge socio-cognitive et nouveauté, voir partie 2.5, page 35), incarnée par la présence d'un « précurseur », c'est-à-dire un indice dans l'environnement fournissant directement, ou indirectement, une information quant à la présence d'un danger potentiel. Voici par exemple une situation caractérisée par la dimension de criticité « ambiguïté » : un camion (le précurseur) garé sur le bas-côté cache la partie droite d'un passage piéton, et un joggeur dissimulé va traverser alors que le conducteur est en train de dépasser le camion (voir Figure 6.2). L'ambiguïté réside dans la nature indirecte de l'indice : le camion, mis en relation avec la présence du passage piéton, introduit un degré d'incertitude quant à la présence ou l'absence d'un piéton. La notion de « précurseur » et son intérêt dans le cadre de l'analyse de l'activité de l'apprenant est par ailleurs détaillée de manière plus élaborée dans le chapitre 8 de ce mémoire (page 86).

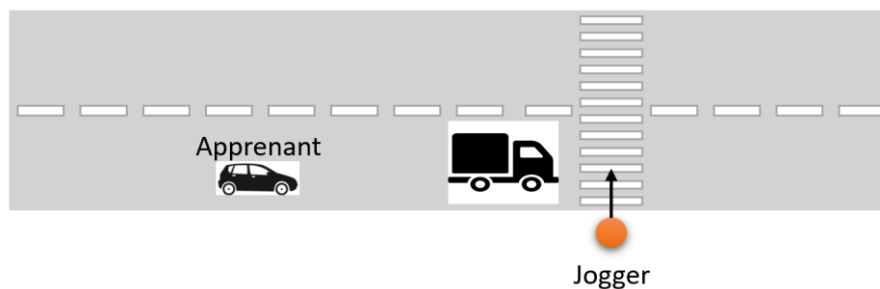


Figure 6.2: représentation d'une situation critique de conduite présentant une dimension de criticité ambiguë, et de la présence d'un précurseur fournissant un indice « indirect » quant à la présence d'un danger.

De manière générale, les situations « critiques » en conduite, qu'elles soient générées dynamiquement ou fassent partie du lot de situations de base, sont d'une durée courte, correspondant à la gestion d'un évènement pouvant être plus ou moins bien être anticipé selon sa nature (un évènement caractérisé par une dimension de criticité « imprévue » sera par définition impossible à anticiper). De fait, elles mobilisent en priorité les différents processus cognitifs de la conscience de la situation et de la prise de décision. Par ailleurs, la criticité d'une situation de conduite est une notion relative d'un apprenant à l'autre, qui dépend tant des compétences techniques que des CNT. Par exemple, un participant possédant de grandes capacités d'anticipation peut par ses actions préventives désamorcer complètement la criticité d'une situation (e.g. : pour la situation du camion et du jogger, cela correspondrait à atteindre une vitesse suffisamment faible lors du dépassement du camion pour permettre un arrêt « en douceur » face à l'apparition du jogger). Cette capacité

d'anticipation non-technique doit en outre être mise sous le prisme des compétences-techniques possédées par le participant. En effet, un autre apprenant possédant un meilleur degré de maîtrise technique de son véhicule pourrait arriver à une vitesse supérieure à notre premier apprenant, sans que cela dénote forcément de capacités d'anticipation moindres, la vitesse plus élevée lors du dépassement pouvant être choisie par l'apprenant du fait de sa meilleure connaissance de la capacité du véhicule à s'arrêter suffisamment vite en cas de traversée d'un jogger, tout en sachant qu'il n'y a aucun véhicule proche le suivant et pouvant être surpris par un freinage un peu plus brutal.

Le simulateur de conduite automobile utilisé dans le cadre du projet MacCoy Critical

Outre les caractéristiques du domaine de la conduite, du rôle des CNT dans ce domaine, et des situations critiques modélisées par l'entremise de notre partenaires psychologues ou générées dynamiquement, le support d'apprentissage possède des caractéristiques qui lui sont propres. Nous avons utilisé un simulateur pleine échelle statique de l'IFSTTAR. Celui-ci a été réalisé à partir d'un véhicule réel instrumenté (via son bus de données) et situé dans un espace entouré de plusieurs écrans de grande taille permettant un bon degré d'immersion dans l'environnement simulé. Cependant, les mouvements du véhicule, notamment les vibrations et accélérations, ne sont pas simulées. La Figure 6.3 présente une vue de ce simulateur de conduite utilisé dans le cadre de nos travaux. Lors des tests, une version simplifiée de ce simulateur a été utilisée. Ce simulateur de test fait appel au même moteur de simulation et au même rendu visuel que le simulateur pleine échelle, mais est limité à trois écrans et utilise des dispositifs de commande (volant, pédales) issus des jeux grand public.

Les traces récupérées au niveau du simulateur de conduite sont de trois types : (1) les actions de l'apprenant sur les commandes du véhicule ; (2) la position du véhicule dans le monde virtuel et sa position relative par rapport aux objets d'intérêts ; (3) les perceptions visuelles de l'apprenant sur ces mêmes objets d'intérêt. Ces dernières sont capturées à l'aide d'un eye-tracker mobile (similaire à une paire de lunettes) porté par l'apprenant. Toutes les traces disposent d'une référence temporelle.



Figure 6.3: Simulateur de conduite pleine échelle statique utilisé (IFSTTAR).

6.1.2 La gestion d'hémorragies du post-partum par des sages-femmes

Le rôle des sages-femmes dans la gestion d'une HPP

L'activité d'une sage-femme est une activité médicale professionnelle, qui s'inscrit dans le cadre de la gestion de cas de maternité, depuis la période de grossesse jusqu'à la période post-partum. Dans le cadre de cette activité, les sages-femmes doivent parfois faire face à des urgences médicales obstétricales, comme la gestion d'hémorragies du post-partum (HPP). L'HPP intervient après l'accouchement, et se définit comme une perte sanguine importante (supérieure à 500mL). En tant qu'activité professionnelle, la gestion de l'HPP possède un caractère académique. Elle est codifiée sous la forme d'un algorithme (Figure 6.4), où chaque unité du personnel médicale possède un certain nombre de tâches à effectuer, en fonction du contexte (i.e. : l'évolution générale de la HPP, observable par le volume de pertes sanguines observées à un instant T), et des actions des autres intervenants (sages-femmes, mais également anesthésistes, obstétriciens, aides-soignantes, auxiliaire puéricultrices, etc.). Le rôle de la sage-femme dans cet algorithme se situe surtout au niveau de la prise en charge initiale ; Si la HPP persiste malgré son action, la parturiente est le plus souvent envoyé au bloc opératoire et sort donc du cadre de son activité. Par ailleurs, comme l'indique la Figure 6.4, la gestion d'un épisode de HPP prend du temps, et nécessite le maintien d'un très haut niveau d'attention (notamment quant à l'état physiologique de la parturiente) durant la totalité de la procédure.

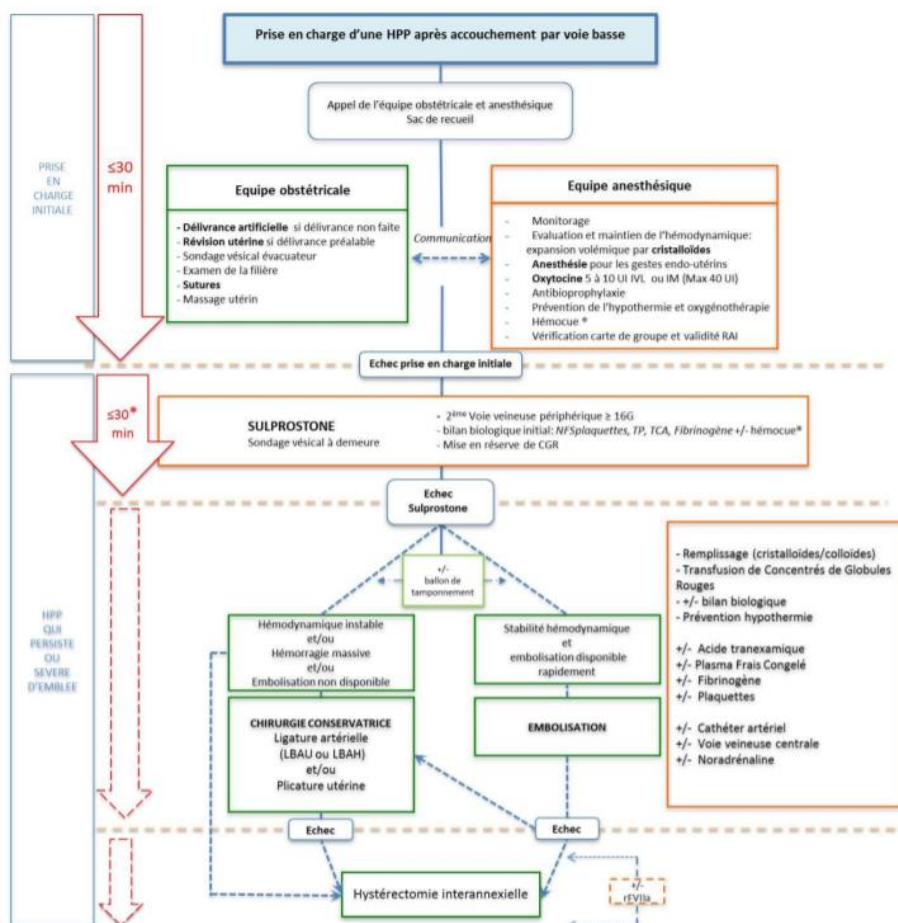


Figure 6.4: vue de l'algorithme professionnel de prise en charge d'une HPP suite à un accouchement par voie basse.

Les gestes techniques principaux incluent la révision utérine, les massages pour restaurer le tonus utérin, et dans certains cas, la délivrance naturelle ou artificielle du placenta en fonction de l'intensité des saignements. Les perceptions « techniques » incluent la prise en compte des signaux physiologiques de la parturiente (le « scope »), mais également un maintien constant de l'attention visuelle concernant des signaux physiques potentiellement révélateurs d'informations pertinentes (e.g. : le rougissement de certaines parties du corps peut indiquer une réaction allergique). La recherche d'informations peut également passer par des interactions verbales avec la patiente, dans l'objectif d'acquiescer une information médicale, ou de rassurer cette dernière. En outre, certaines perceptions très spécifiques au domaine sont parfois à réaliser, comme l'examen du placenta post-délivrance, pour par exemple vérifier s'il est complet (car des résidus placentaires peuvent être à l'origine de pertes sanguines).

Les CNT dans la gestion d'une situation de HPP

La gestion d'une HPP étant une activité hospitalière, les CNT y jouent un rôle particulièrement important, présentant des similarités avec d'autres domaines médicaux pour lesquelles elles ont été étudié en détails, tels que la chirurgie [Yule *et al.*, 2006], l'anesthésie [Fletcher *et al.*, 2003] ou la médecine aigue [Flin et Maran, 2004]. En tant que telles, les trois types « principaux » de CNT y jouent un rôle (voir partie 2.1). (1) Les CNT « sociales » sont très importantes, du fait du besoin de coordination constante entre les équipes obstétricales (dont les sages-femmes font partie), et les équipes anesthésistes. (2) Les CNT « personnelles » sont également très mobilisées, du fait de la grande charge mentale pesant sur les praticiens durant ces épisodes souvent intenses, et de durée longue. (3) Finalement, les CNT « cognitives » jouent un rôle clef, puisqu'un monitoring constant de l'état de la patiente doit être effectué pour pouvoir réagir rapidement en cas de complication (e.g. : allergie, chute brutale de tension, augmentation du volume des pertes, etc.).

Les situations critiques dans le domaine de la HPP

La principale différence avec la conduite est que la criticité « intrinsèque » d'une HPP est bien supérieure à celle de l'activité usuelle de conduite. Le simple fait qu'un HPP se produise est en soi un évènement rare, qu'une sage-femme rencontre au maximum quelques fois par an. Quand un tel épisode se produit, une HPP demande une attention constante de la sage-femme pendant une période temporelle pouvant durer plus de 30 minutes. La sévérité d'un épisode de HPP est variable : certaines hémorragies peuvent être légères avec un risque faible pour la parturiente, tandis que d'autres peuvent être plus intenses, voire « catastrophiques ». Dans tous les cas, la sage-femme doit respecter la procédure définie par l'algorithme et collaborer avec les autres membres de l'équipe médicale.

Outre cette criticité intrinsèque au domaine, un épisode de HPP peut s'accompagner d'évènements provoquant une augmentation de criticité, et forçant la sage-femme prendre en charge d'autres problèmes pour lesquels aucune solution n'apparaît dans l'algorithme. Ainsi, le rôle des CNT dans le cadre de la gestion d'une HPP est important, du fait de la criticité importante présente dans la

situation, mais il devient crucial lorsque l'un de ces événements se produit, étant donné l'absence de procédure technique prévue pour y faire face. De la même manière que dans la conduite, ces événements ont été caractérisés par une dimension de criticité spécifique (voir partie 2.5, page 35).

Voici quelques exemples d'épisodes se traduisant par l'émergence d'une dimension de criticité « non-technique » dans le cadre de la gestion d'un épisode de HPP et conçus par nos partenaires [Barré *et al.*, 2018]. (1) Le conjoint de la parturiente, inquiet, entre dans la salle de naissance et commence à perturber la sage-femme en commençant par lui poser des questions, l'air anxieux, puis en se montrant de plus en plus inquisiteur, voire agressif (augmentation de la charge socio-cognitive pesant sur la sage-femme). (2) La sage-femme, venant de diagnostiquer la HPP, décroche le téléphone pour faire appel aux équipes médicales censées participer à la prise en charge, mais l'anesthésiste n'est pas disponible (dilemme : doit-elle réaliser des gestes qui ne lui sont normalement pas échus ?). (3) La parturiente a accouché à domicile, et ne possède pas de dossier patient. La sage-femme doit donc opérer dans le flou vis-à-vis de la condition sanitaire de la patiente ; cette dernière pourrait avoir des allergies non mentionnées à prendre en compte lors de l'injection d'un médicament (ambiguïté face à l'état de la patiente).

Le logiciel utilisé dans le cadre du projet MacCoy Critical

Outre les caractéristiques du domaine et les éléments sur lesquelles ce domaine diffère de la conduite automobile, le support d'apprentissage est également différent. Il ne s'agit pas d'un simulateur pleine échelle comme celui dédié à l'automobile mais d'un logiciel de simulation sur un seul écran où l'apprenant peut visualiser et interagir avec le monde virtuel à la première personne, en ayant le rôle d'une sage-femme. Ce logiciel, PerinatSims, développé par la société MeduSims, est destiné à la formation professionnelle individuelle à la prise en charge de situations périnatales à haut risques (voir Figure 6.5). Le simulateur est ainsi destiné à être utilisé par un apprenant seul devant son écran, ce qui complexifie l'identification et l'apprentissage des CNT de type sociales.

Par ailleurs, l'une des particularités de l'utilisation de ce logiciel est qu'il agrandit le registre de l'activité de la sage-femme. En effet, elle joue davantage un rôle de « chef d'orchestre » en pilotant de manière générale les activités des autres intervenants médicaux, « personnages non-joueurs » intervenant pour chaque cas de HPP.

Les traces générées au niveau du simulateur présentent certaines similarités avec celles du simulateur de conduite, car elles concernent : (1) les actions de l'apprenant au sein de la simulation ; (2) l'état physiologique de la parturiente ; (3) les perceptions de l'apprenant sur les objets virtuels. Ces dernières sont capturées à l'aide d'un eye-tracker fixe (similaire à une barre) solidaire de l'écran. Toutes les traces disposent d'une référence temporelle.

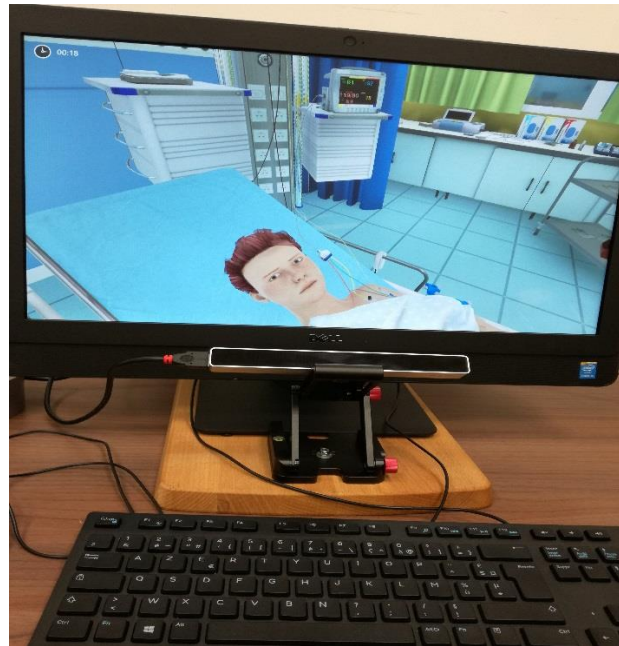


Figure 6.5: Simulateur de prise en charge de situations périnatales à haut risque PerinatSims (MeduSims) avec un eye-tracker pour l'acquisition des perceptions oculaires.

6.1.3 Conclusion

Dans cette section, nous avons présenté en détails les deux domaines d'étude de cette thèse, d'abord en décrivant le domaine d'activité, puis en présentant le rôle des CNT vis-à-vis de cette activité, avant d'affiner les spécificités de la notion de situation critique, dans chacun de ces deux domaines. Finalement, nous avons présenté les supports utilisés pour permettre l'apprentissage des CNT.

Les deux domaines présentent de nombreuses différences. La conduite est une activité très dynamique nécessitant une adaptation constante et rapide face à un contexte en perpétuel changement. Elle est non professionnelle, car une partie importante des compétences techniques s'acquiert « sur le tas » par l'expérience. Elle mobilise fortement les CNT « cognitives » et « personnelles » que sont la conscience de la situation, la prise de décision, et la gestion du stress ou de la fatigue. Finalement, le caractère critique ou non d'une situation de conduite dépend fortement des actions du conducteur, ce qui donne une importance cruciale à sa réactivité et à ses capacités d'anticipation durant des périodes temporelles de quelques secondes.

La gestion d'une HPP est une activité de longue haleine, qui nécessite une attention constante de la sage-femme pendant plus d'une demi-heure, et qui possède également un caractère dynamique (il faut s'adapter aux réactions de la parturiente et à l'évolution de son état physiologique et psychologique). C'est une activité professionnelle, enseignée de manière académique, qui se traduit par l'application méthodique d'un algorithme devant être exécuté en partenariat avec d'autres praticiens (obstétriciens, anesthésistes, etc.). Les CNT cognitives, sociales, et personnelles sont toutes mobilisées à des degrés divers. Finalement, bien que la criticité puisse découler directement des actions de l'apprenant (e.g. : un geste technique non-approprié peut induire des conséquences néfastes), la criticité « intrinsèque » de la situation est déjà élevée et le rôle de l'apprenant est

principalement de la maintenir dans des bornes raisonnables afin de pouvoir continuer à appliquer l'algorithme de prise en charge, et ainsi permettre à terme l'arrêt de l'hémorragie.

L'étude de ces deux domaines nous a amené à focaliser nos travaux sur les CNT cognitives avant tout. Ces CNT jouent en effet un rôle majeur dans les deux domaines. Elles possèdent par ailleurs une dimension perceptuelle importante, or les deux simulateurs sont équipés de dispositifs permettant leur acquisition. Les CNT personnelles jouent également un rôle important dans les deux domaines, mais elles nous semblent difficiles à estimer sans prendre en compte les variations physiologiques des apprenants. Les CNT sociales jouent un rôle clef dans la gestion de la HPP, et sont également importantes, bien que de manière plus indirecte, en conduite automobile. Cependant, la nature individuelle de l'utilisation des deux simulateurs nous semble diminuer leur pertinence vis à vis de l'apprentissage de CNT sociales.

Malgré les disparités entre les deux domaines, nous considérons que l'expérience de situations critiques variées et adaptées au niveau de chaque apprenant peut favoriser l'apprentissage des CNT, et plus particulièrement des CNT cognitives, dans les deux domaines. Nous voulons reproduire le rôle de l'expert « chef d'orchestre » de l'évolution de la criticité d'une situation d'apprentissage en fonction d'une analyse de l'état mental des apprenants. Le choix de cette approche, conjuguant cognitivisme pour l'analyse, et enaction pour l'adaptation scénaristique, induit plusieurs « problèmes mal-définis » vis-à-vis de la conception des modules de l'apprenants et pédagogiques associés que nous présentons dans la partie suivante.

6.2 Nature mal-définie de l'apprentissage des CNT dans un EVAH

6.2.1 Introduction

La formation aux CNT est le fruit d'un processus d'adaptation mutuelle entre le ou les apprenants évoluant dans un monde crédible vis-à-vis de leur activité professionnelle, et un expert qui analyse leur activité et adapte la situation en fonction de cette analyse. Pour reproduire ce processus d'adaptation mutuelle dans un EVAH, il faut (1) concevoir un module de l'apprenant capable d'analyser son activité dans l'environnement virtuel et d'en inférer une connaissance sur ses CNT, et (2) mettre en place un module pédagogique capable de raisonner sur l'évaluation des CNT de l'apprenant pour adapter la criticité de la situation.

Les enjeux pour la conception de ces deux modules sont les suivants. (1) Du point de vue de l'apprentissage humain, l'efficacité du STI dans notre cadre de recherche dépend directement de l'intensité de la criticité des situations d'apprentissage générées. Si ce degré est trop faible, la situation n'est pas critique pour l'apprenant, et les CNT ne seront pas mobilisées. Au contraire, si ce degré est trop fort, la situation est techniquement trop difficile pour l'apprenant, et ce dernier risque d'échouer sur la simple base d'une déficience de compétence technique, et en conséquence, les CNT, même si elles sont mobilisées, ne pourront pas avoir d'effet positif sur la maîtrise de la situation par l'apprenant.

Conceptuellement, ce lien fort entre la criticité des situations générées et le degré de maîtrise de l'apprenant se traduit par un objectif de précision didactique : Le module pédagogique doit fournir à l'apprenant des situations « critiques pour l'apprentissage » des CNT, sur la base de la connaissance présente dans le modèle de l'apprenant. (2) Du point de vue du STI, la génération de situations adaptées à l'apprenant passe par l'acquisition de connaissances sur les CNT appliquées par ce dernier. Il convient alors de rechercher des épisodes « critiques pour l'analyse », pour lesquels on connaît l'existence de liens entre criticité, activité perceptivo-gestuelle, et CNT.

Le problème d'acquisition de connaissances sur l'apprenant par le STI peut se traduire ainsi : comment déterminer les situations pour lesquelles l'analyse de l'activité de l'apprenant a un sens vis-à-vis du diagnostic des CNT ? Les aspects mal-définis de ce problème sont présentés en 6.2.2. Le problème d'acquisition de CNT par l'apprenant peut se traduire ainsi : comment concevoir un diagnostic des CNT suffisamment informé pour permettre la génération de situations critiques adaptées à l'apprenant, étant donné le gap sémantique séparant l'activité perceptivo-gestuelle du diagnostic des CNT ? Les aspects mal-définis de ce problème sont présentés en 6.2.3.

6.2.2 Déterminer les situations « critiques pour l'analyse » de l'apprenant

La formalisation des situations pertinentes pour l'analyse des CNT est un problème mal-défini pour les raisons suivantes.

Sous-problèmes se superposant

Le caractère dynamique de l'activité de l'apprenant au sein des deux domaines contribue en permanence à la modification de l'état de la criticité dans l'environnement virtuel. Il est donc difficile de faire émerger une zone bien définie « pour l'analyse » ayant un niveau de criticité initial égal pour tout apprenant. En d'autres termes, l'intensité initiale de la criticité d'une situation est unique à chaque apprenant étant donné ses actions passées. Par exemple, un conducteur arrivant trop rapidement vers un danger potentiel n'aura pas les mêmes solutions disponibles pour éviter un accident qu'un conducteur arrivant à une vitesse modérée ; quel que soit le « point de départ » identifié pour l'analyse de l'activité de l'apprenant, l'état initial garde donc un fort degré de variabilité interindividuelle.

Structure de tâches analytique

On a vu qu'un domaine présentant une structure de tâches analytique est caractérisé par (1) le manque d'informations ou la présence d'informations incorrectes pour évaluer la performance observée, et (2) la validité variable d'une solution en fonction du contexte dans laquelle elle est produite. Notre domaine possède ces deux caractéristiques.

Premièrement, l'analyse compétences sous-tendant l'activité perceptivo-gestuelle possède par nature un fort degré d'incertitude. De la même manière qu'un diagnostic médical s'effectue parfois face à des informations manquantes vis-à-vis du patient, l'analyse de l'activité perceptivo-gestuelle d'un apprenant faisant face à une situation critique donnée, ne permet pas *en soi* d'en faire émerger

la cause avec certitude. Notre domaine est analytique car la seule observation de l'activité perceptivo-gestuelle ne permet pas de déduire avec certitude la compétence qui en est responsable. Prenons par exemple le cas d'une analyse du placenta réalisée par la sage-femme dans le cas d'un épisode de HPP sévère. Si cette dernière commet une erreur d'appréciation en considérant le placenta complet alors qu'il ne l'est pas, il est difficile de déterminer si cela est dû à une mauvaise gestion du stress, une mauvaise conscience de la situation, ou simplement des capacités techniques d'observation déficientes.

Deuxièmement, le caractère situé de l'activité perceptivo-gestuelle, ainsi que de l'articulation entre compétences techniques et non-techniques, rend cruciale la prise en compte du contexte pour déterminer le degré de validité d'une performance observée. Par exemple en conduite, le même freinage (i.e. : un freinage effectué à la même vitesse, avec la même intensité, avec la même proximité vis-à-vis du point d'impact) peut dans un cas être considéré comme « trop tardif » et dans l'autre, comme « approprié » en fonction du contexte dans lequel il se produit, comme par exemple le temps à disposition pour percevoir l'objet du danger. En outre, la notion de « comportement » valide est elle-même difficile à caractériser. Ainsi, un freinage tardif réalisé par un conducteur novice peut s'apparenter à une erreur. Le même freinage réalisé par un expert peut, au contraire, être attribué à une grande connaissance des capacités d'un véhicule.

6.3.3 Déterminer les situations « critiques pour l'apprentissage »

Qu'il s'agisse de la conduite automobile ou de la gestion de la HPP, les connaissances théoriques actuelles ne permettent de formaliser des liens entre activité perceptivo-gestuelle et le diagnostic des CNT qui ne soient pas spécifiques à une situation donnée. En effet, hors EVAH le diagnostic des CNT en situation critique s'effectue par l'identification de marqueurs comportementaux à l'aide d'experts, en coordination avec des psychologues spécialistes des CNT. Ces marqueurs comportementaux sont le plus souvent spécifiques à une situation critique bien précise, de fait, adopter cette méthode dans le cadre d'un modèle informatique de diagnostic des connaissances de l'apprenant serait très couteux en temps et en ressources, étant donné l'objectif de génération dynamique de situations critiques. Cette méthode serait également très complexe à mettre en œuvre, étant donné le caractère unique de la criticité d'une situation rencontrée par un apprenant.

La complexité de la mise en place d'une approche sur la base d'une analyse cognitive de tâches (CTA) nous amène à nous intéresser à d'autres méthodes pour le diagnostic des CNT. En l'absence de marqueurs spécifiques des CNT, l'analyse de l'activité perceptivo-gestuelle de l'apprenant doit être considérée comme une tâche mal-définie, du fait des liens forts existant entre CT, CNT, et criticité d'une situation. En effet, la plupart des CT dans la conduite ou la HPP sont relativement bien définies. De même, prises indépendamment, chaque CNT possède un certain degré de formalisation théorique (e.g. : séparation de « conscience de la situation » en plusieurs sous-processus bien définis). Cependant, il n'existe pas de cadre théorique formel permettant de caractériser l'influence précise des CNT sur l'activité perceptivo-gestuelle, indépendamment des CT, lors de situations à criticité variable. La tâche du diagnostic des CNT à l'intérieur d'un EVAH est donc mal-définie, d'une part à cause de

l'important gap sémantique séparant l'activité perceptivo-gestuelle de compétences de haut-niveau, et d'autre part à cause d'un problème de codétermination entre compétences techniques et non-techniques lors de la gestion de situations critiques.

6.3.3 Conclusion

La construction d'un système basé sur des paradigmes d'intelligence artificielle pour la formation aux CNT dans un domaine technique comportant un degré de risque est un problème mal-défini, fondamentalement lié au processus d'acquisition de connaissances sur l'apprenant. Nous avons présenté ces aspects mal-définis, d'une part du point de vue du système, où l'objectif est d'identifier les situations « critiques pour l'analyse », et d'autre part, du point de vue de l'apprenant, où l'objectif est d'obtenir un diagnostic des CNT sur la base d'une activité perceptivo-gestuelle produite lors de situations « critiques pour l'apprentissage ».

L'acquisition de connaissances de la part du STI sur l'apprenant doit contribuer à la génération de situations adaptées à l'apprenant et donc à son acquisition empirique des CNT. Il faut cependant noter que bien que l'approche ait pour objectif d'être appliquée à tout domaine technique comportant un degré de risque, toute architecture visant à favoriser l'acquisition d'un savoir par l'entremise d'un STI nécessite une bonne compréhension du domaine à l'intérieur duquel ce savoir s'applique, et doit donc prendre en compte les spécificités de chaque domaine présentées en 6.2.

6.4 Synthèse

Dans cette partie, nous avons présenté les deux domaines d'étude de cette thèse, c'est-à-dire, la gestion de la HPP par des sages-femmes, et la conduite automobile à destination de jeunes conducteurs, en insistant sur leurs différences fondamentales. La seconde partie s'est focalisée sur une présentation des aspects mal-définis posés par la reproduction d'un processus d'apprentissage « par la pratique » à l'intérieur d'un EVAH, et par l'entremise d'un STI remplaçant le ou les experts humains usuellement aux commandes.

Le choix de respecter un paradigme d'apprentissage enactif construit sur la base d'un diagnostic cognitiviste des compétences non-techniques, les aspects mal-définis du domaine, et les différences majeures entre les domaines d'application, nous ont poussé à mettre en place une architecture hybride pour la modélisation des CNT de l'apprenant, jouant le rôle de fondement didactique à son parcours face à la criticité, et par extension à son acquisition empirique de CNT. Cette architecture met en coordination plusieurs modules qui apportent des solutions aux problèmes mal-définis présentés dans cette partie. Elle est la principale contribution de cette thèse. Dans la partie suivante, nous fournirons une présentation générale de chacun des modules de cette architecture.

CONTRIBUTIONS POUR LA MODELISATION DE L'APPRENANT

7.Introduction : une architecture hybride pour le diagnostic des CNT

7.1	Approche	80
7.2	Présentation des modules.....	82
7.2.1	Module d'extraction d'indicateurs.....	82
7.2.2	Analyse de la performance technique.....	82
7.2.3	Diagnostic probabiliste des compétences non-techniques.....	83
7.3	Synthèse	83

Dans cette partie, nous présenterons de manière générale la principale contribution de cette thèse, c'est-à-dire l'architecture hybride conçue pour la modélisation de l'apprenant. Nous commencerons par définir les fondements sémantiques sur lesquels l'architecture est basée, puis nous présenterons les trois modules qui constituent l'architecture pour le diagnostic des compétences de l'apprenant. Chaque module vient répondre à une caractéristique mal-définie du domaine, et raisonne à des niveaux d'abstraction et de temporalité différents.

7.1 Approche

Le chapitre précédent a montré les différents problèmes mal-définis posés par le diagnostic des CNT en situation critique. L'un des principaux problèmes est la difficulté à franchir les gaps sémantiques séparant les traces de bas niveau produites par l'activité perceptivo-gestuelle d'un l'apprenant de ses CNT, en tenant compte de l'influence des CT sur cette même activité, et sans se baser sur une approche nécessitant l'extraction de règles de production spécifiques à chaque situation. Le gap sémantique entre l'évènement (l'action ou perception produite par l'apprenant) et la compétence est illustré par la Figure 7.1.

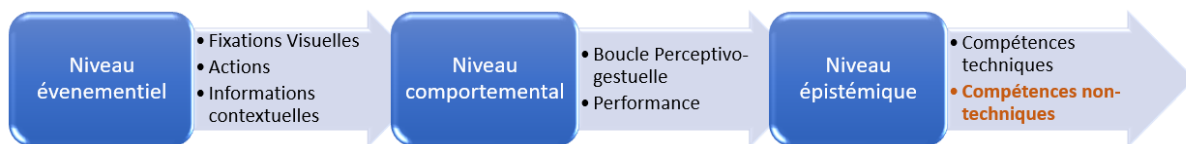


Figure 7.1: représentation du gap sémantique séparant un évènement, caractérisé par une trace d'activité produite par une action ou une perception de l'apprenant, et les éléments épistémiques sous-tendant la réalisation de ces gestes ou perceptions.

L'approche hybride pour le diagnostic de l'apprenant a été conçue afin de proposer une solution applicable dans des domaines techniques très différents, pour le diagnostic des CNT en situation critique. En lieu et place de marqueurs comportementaux de CNT, le diagnostic se construit sur la base d'une analyse de la performance technique de l'apprenant comme étape intermédiaire « comportementale », faisant le lien entre activité perceptivo-gestuelle et CNT. Plusieurs études ont en effet avancé le fait que le rôle des CNT durant la gestion d'une situation critique était de permettre le maintien d'un même degré de compétence technique malgré l'augmentation de la criticité [Fletcher *et al.*, 2003, McCulloch *et al.*, 2009]. La capacité à conserver un bon niveau de performance technique lors d'une situation critique doit donc constituer un marqueur de haut niveau de la bonne ou mauvaise application d'une CNT. Le fait de raisonner en termes de performance technique plutôt que de marqueurs de CNT a plusieurs avantages :

- Le diagnostic peut s'effectuer sans marqueurs comportementaux des CNT, difficiles à faire émerger pour chaque situation critique
- La performance technique est raisonnablement facile à évaluer avec l'aide d'experts habitués à cette tâche (e.g. : examinateurs du permis de conduire)
- Les indicateurs de l'activité technique de l'apprenant sont plus faciles à identifier que les indicateurs de l'activité non-technique avec l'aide d'experts.

Outre ce choix conceptuel majeur, l'architecture doit tenir compte des différents aspects mal-définis du domaine pour modéliser les CNT d'un apprenant. Tout d'abord, étant donné la nature analytique du domaine, l'analyse de l'activité de l'apprenant doit tenir compte du niveau de criticité auquel il fait face et plus généralement du contexte dans lequel cette activité s'inscrit. Pour ce faire, il convient de faire émerger des zones d'une temporalité faible pour limiter la complexité de l'analyse, et pour lesquelles il existe des conjonctions connues entre criticité, activité perceptivo-gestuelle, et CNT. Par exemple, un freinage brutal n'a pas la même valeur vis-à-vis de l'information qu'il fournit sur les CNT de l'apprenant, qu'il soit réalisé dans le contexte de l'apparition d'un danger immédiat et imprévu (comme la traversée momentanée d'un piéton), ou dans le contexte de l'existence d'un risque potentiel mais encore non-advenu (comme la présence d'un passage piéton dont l'une des extrémités est dissimulée par un obstacle). Dans le premier cas, le freinage brutal correspond sans doute à une réaction appropriée à un danger imprévu, tandis que dans le second, il peut dénoter d'un stress excessif entraînant une réaction disproportionnée face à un risque potentiel, ou encore d'un mauvais contrôle technique du véhicule.

Il faut également tenir compte du problème mal-défini de codétermination entre CT et CNT. Comment déterminer l'influence des CNT sur la performance technique d'un apprenant lors d'une situation critique, indépendamment des CT ? Puisque selon Fletcher *et al.* [Fletcher *et al.*, 2003], les CNT permettent de conserver son niveau technique lors d'une augmentation de criticité, on va chercher à analyser les variations de performance technique observées chez un apprenant lors de situations « de référence » et lors de situations « critiques pour l'apprentissage », caractérisées par la présence d'une ou plusieurs dimensions de criticité. Le contexte à l'intérieur duquel la variation de performance technique a été observée doit ensuite permettre d'en attribuer la responsabilité à une ou plusieurs CNT. Pour être effective, cette approche doit prendre en compte les points suivants. (1) On doit considérer que les CT de l'apprenant sont stables au cours d'une session d'apprentissage, sans quoi les variations de performance technique peuvent être aussi dues à un phénomène d'apprentissage des CT. (2) Le diagnostic doit tenir compte de l'incertitude liée à l'analyse de la performance technique et au caractère unique des liens entre l'apprenant et la dimension de criticité rencontrée.

Pour permettre le diagnostic des CNT en situation critique sur la base de l'analyse des variations de performance technique, trois modules ont été conçus. Le premier module utilise des connaissances du domaine pour délimiter les zones critiques pour l'apprentissage et restreindre l'analyse de l'activité de l'apprenant à ces zones. Le deuxième module analyse les différentes performances techniques produites sur la base de l'activité perceptivo-gestuelle, à l'aide de techniques d'apprentissage machine supervisé. Le troisième module qui constitue le modèle de l'apprenant à proprement parler, agrège observations sur la performance et connaissances sur l'apprenant et les situations d'apprentissage pour diagnostiquer les CNT à l'aide d'un réseau bayésien centré expert. Les trois modules sont représentés dans la Figure 7.2. Nous les présentons brièvement dans la section suivante. Un chapitre est ensuite consacré à chacun d'entre eux.

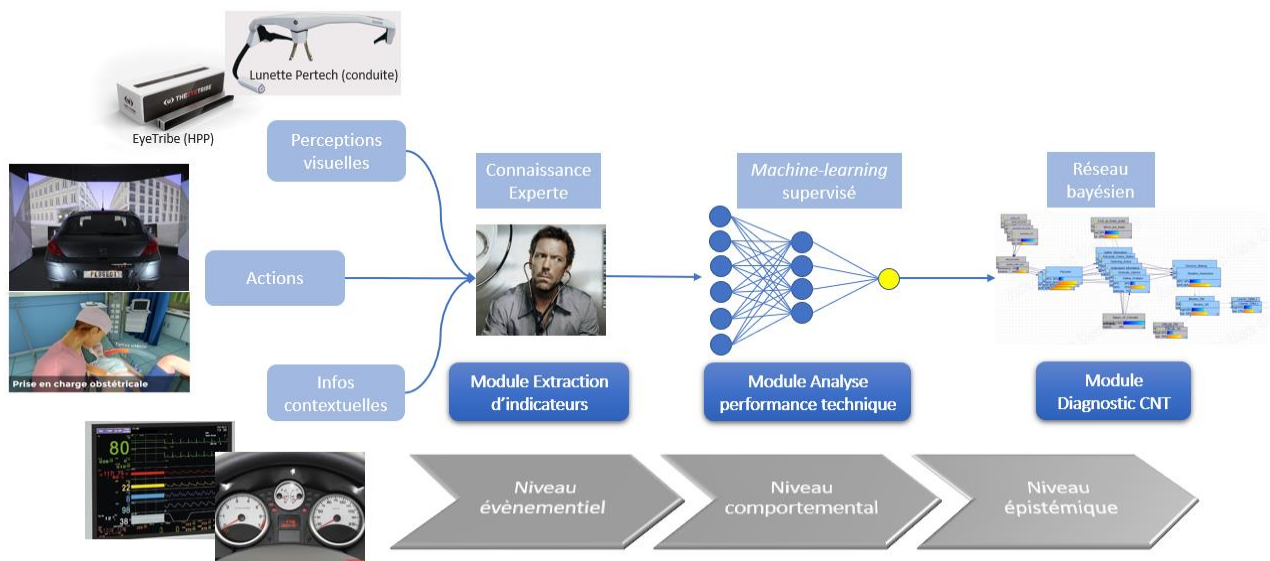


Figure 7.2: Vue représentant les trois modules dont l'objectif est de permettre le diagnostic des CNT sur la base de traces de bas niveau au sein des simulateurs.

7.2 Présentation des modules

7.2.1 Module d'extraction d'indicateurs

Ce module s'intéresse à la recherche de situations critiques « pour l'analyse ». Conceptuellement, il fournit une réponse aux problèmes de « point de départ incertain » et de « sous-problèmes se superposant » en extrayant des éléments sémantiques propres au domaine pour formaliser la notion de situation d'apprentissage. Une situation d'apprentissage est une série d'évènements avec un début, une fin, et des « sous-problèmes » intermédiaires, pour laquelle l'activité de l'apprenant fournit des informations sur la bonne ou mauvaise application d'une ou plusieurs CNT. En outre, il permet le franchissement d'un premier gap sémantique, via l'extraction d'indicateurs de haut niveau, sur la base des traces d'activité perceptives et gestuelles produites par l'apprenant lors d'une situation d'apprentissage. Le fonctionnement de ce module, et le rôle de l'expert dans sa construction, sont détaillés dans la partie 8 de ce mémoire.

7.2.2 Analyse de la performance technique

Ce deuxième module traite le problème de structure de tâches analytique, notamment vis à vis de la prise en compte du contexte pour l'analyse de l'activité de l'apprenant. Il utilise des techniques d'apprentissage machine supervisée (implémentées sous la forme d'un réseau de neurones), sur la base d'une élicitation de connaissances expertes, pour évaluer la performance technique d'un apprenant confronté à un sous-problème. On a vu précédemment que la nature analytique du domaine donne à chaque sous-problème un caractère unique, étant donné son degré de criticité. L'utilisation d'algorithmes d'apprentissage permet la fusion de données multimodales, présentant des informations sur les actions réalisées par l'apprenant, sur ses perceptions visuelles, mais également sur l'état du monde (i.e. : la criticité de la situation) à l'intérieur de laquelle cette activité prend place.

Par ailleurs, le module contribue à la résolution du problème de superposition entre CT et CNT, via une analyse effectuée en deux temps. Premièrement, la performance technique est analysée lors de situations d'apprentissage « normales », c'est-à-dire possédant uniquement les aspects « intrinsèquement critiques » au domaine, afin d'obtenir une valeur de référence pour chaque apprenant. Deuxièmement, l'analyse est effectuée lors de situations d'apprentissage « critiques », c'est-à-dire auxquelles s'adjoignent à la criticité intrinsèque une dimension de criticité « pour l'apprentissage » conçue spécifiquement pour cibler les CNT. Ces deux informations sont ensuite fournies au réseau bayésien sous la forme d'observations. La logique de conception de ce module et son fonctionnement sont détaillés dans la partie 9 de ce mémoire.

7.2.3 Diagnostic probabiliste des compétences non-techniques

Ce module agrège les observations obtenues sur les performances de l'apprenant en situation « normale » et « critique », les connaissances à disposition sur les situations d'apprentissage, et les connaissances sur l'apprenant pour diagnostiquer les CNT de l'apprenant. Il constitue le cœur du modèle de l'apprenant. Inspiré des approches cognitivistes pour le diagnostic, il utilise un réseau bayésien afin de franchir le gap sémantique séparant analyse comportementale de la performance technique et diagnostic épistémique des CNT, et d'évaluer de manière probabiliste les CNT appliquées par les apprenants lors des situations d'apprentissage. Ce réseau bayésien est dynamique ; il trace l'évolution des CNT de l'apprenant au fur et à mesure de son évolution à l'intérieur de l'environnement virtuel. La modélisation graphique des liens entre performance technique et CNT offre par ailleurs pour l'expert un support de modélisation, permettant éventuellement de tester la validité d'hypothèses de relations entre performance technique et CNT. Les motivations pour la construction de ce module et son architecture sont -détaillées dans la partie 10 de ce mémoire.

7.3 Synthèse

Dans cette partie, nous avons présenté les fondements conceptuels de notre architecture pour le diagnostic des CNT en situation critique. Nous nous sommes inspirés des travaux réalisés sur les approches hybrides [Fournier-Viger *et al.*, 2010], qui conçoit un domaine de connaissances mal-défini comme séparable en plusieurs sous-domaines, eux-mêmes plus ou moins bien-définis, et qui applique ensuite une technique de modélisation particulière en fonction de chacun de ces aspects.

Le problème de la codétermination entre CT et CNT au sein d'une même activité perceptivo-gestuelle a nécessité l'emploi de techniques de fouille de données éducationnelles en conjugaison avec une approche probabiliste centrée expert pour faire émerger l'influence des CNT sur la performance technique de l'apprenant en situation critique. Cette solution nous a paru appropriée face à la difficulté à extraire des marqueurs comportementaux de CNT spécifiques à un domaine de connaissances.

Dans les trois chapitres suivants, nous présenterons les modules mis en place dans cette architecture.

8. Module d'extraction d'indicateurs

8.1 Introduction.....	85
8.2 Faire émerger les situations d'apprentissage	86
8.3 Séparer une situation d'apprentissage en phases	88
8.3.1 La notions de phase.....	88
8.3.2 La notion de déclencheur	89
8.3.2 Règles pour la séparation d'une situation en phases.....	90
Détermination du début d'une phase	90
Transition entre phases.....	90
8.4 Extraire des indicateurs domaine-spécifiques	91
8.4.1 Les différents types d'indicateurs	92
Indicateurs de perceptions.....	93
Indicateurs d'actions	93
Indicateurs sur l'état du monde	93
8.4.2 Identification de la règle de production appropriée	94
8.5 Spécificités de chaque domaine	95
8.5.1 Superposition entre déclencheur et précurseur	95
8.5.2 Temporalité des phases.....	96
8.5.3 Généricité des indicateurs vis-à-vis du domaine.....	97
8.6 Synthèse	97

8.1 Introduction

Face à la grande quantité de données qu'il est possible de recueillir durant des sessions d'apprentissage pouvant durer plus de 30 minutes, il convient de focaliser l'analyse de l'activité uniquement sur les moments où il y a "un besoin et un potentiel d'interprétation", c'est-à-dire aux situations cruciales vis-à-vis de l'apprentissage des CNT par l'apprenant (besoin d'interprétation), mais également vis-à-vis de l'analyse des CNT par le STI (potentiel d'interprétation). Le premier objectif de ce module est d'établir un formalisme permettant de faire apparaître toutes les situations d'apprentissage présentes lors d'une session d'apprentissage.

Le deuxième objectif du module est de permettre la segmentation d'une situation d'apprentissage en plusieurs sous-problèmes que nous nommerons « phases », et qui constituent l'unité indivisible à laquelle le diagnostic de l'apprenant est effectué. La séparation d'une situation d'apprentissage en phases répond à deux objectifs. (1) Simplifier le processus d'analyse de la performance technique en le réalisant à l'intérieur de zones temporelles bien définies, communes pour chaque apprenant, et pour lesquelles les actions et perceptions techniques « valides » à réaliser en réponse à un état du monde sont limitées. (2) Diminuer la granularité temporelle de l'analyse de l'activité de l'apprenant, permettant ainsi au STI de disposer de moments précis pour initier l'adaptation scénaristique. Ce processus de caractérisation d'une situation d'apprentissage et d'extraction des phases associées est réalisé sur la base d'une identification de deux types d'évènements se produisant à l'intérieur de l'environnement virtuel, ayant un sens vis-à-vis de l'activité technique (ces éléments sont nommés « déclencheurs ») et non-technique (les « précurseurs ») humaine.

Le troisième et dernier objectif du module est d'extraire des indicateurs domaine-spécifiques, représentatifs de l'activité technique de l'apprenant lors de chaque phase. Ces indicateurs ont été sélectionnés sur la base d'entretiens avec des experts du domaine, et sont extraits par ce module à partir de règles de production appliquées sur les traces perceptivo-gestuelles de l'apprenant. Ils ont deux objectifs : (1) réduire la dimensionnalité des informations à prendre en compte pour l'analyse de la performance technique de l'apprenant, et (2) mettre à disposition du module d'analyse de la performance technique une série d'évènements pertinents pour l'analyse de l'activité de l'apprenant vis à vis de l'état de la criticité. A cet effet, ce module constitue le premier niveau de notre architecture hybride (voir Figure 8.1).

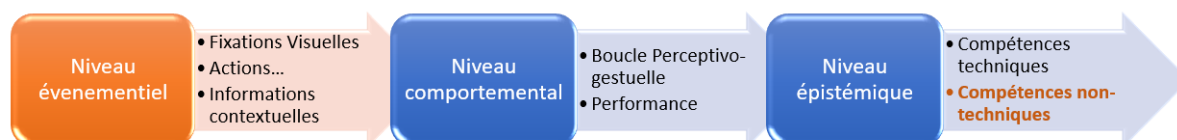


Figure 8.1: Le module d'extraction d'indicateurs fournit un premier niveau « événementiel » d'interprétation des traces d'activité de l'apprenant.

La partie 8.2 traitera de la notion de situation d'apprentissage et de la notion de précurseur qui en permet la caractérisation. La partie 8.3 traitera du processus de séparation d'une situation d'apprentissage en phases et de la notion de déclencheur associée. La partie 8.4 traitera du processus d'extraction d'indicateurs à l'intérieur d'une phase. La dernière partie traitera des spécificités d'implémentation inhérentes aux différences entre les deux domaines d'étude.

8.2 Faire émerger les situations d'apprentissage

Le premier objectif de ce module est de cantonner le diagnostic de l'apprenant à l'intérieur de zones à fort potentiel pour l'analyse, c'est-à-dire de périodes temporelles à l'intérieur de la session d'apprentissage dont la « résolution » doit fournir des informations, de manière directe ou indirecte, sur les CNT de l'apprenant. Nous nommons ces fenêtres « situations d'apprentissage ».

Situation d'apprentissage : Période temporelle à l'intérieur de laquelle la qualité de la performance technique de l'apprenant doit fournir des informations interprétables sur ses CNT.

L'identification de situations d'apprentissage revient à faire preuve de myopie, et donc, de ne pas avoir à analyser la totalité de l'activité de l'apprenant à l'intérieur de sessions d'apprentissage pouvant durer plus de 30 minutes. Pour déterminer les fenêtres temporelles ayant la propriété de situation d'apprentissage, nous nous sommes basés sur la notion de « précurseur », issue d'une étude en accidentologie dans le domaine de la conduite [Crundall *et al.*, 2012]. Selon Crundall *et al.*, un précurseur est un élément du monde dont la présence est révélatrice de la présence d'un danger potentiel. Dans le cadre de nos travaux, nous avons lié la notion de précurseur à la notion de dimension de criticité (telle que présentée en partie 2.5) plutôt que celle de danger. On la définit donc ainsi :

Précurseur : Un évènement ou une conjonction d'évènements dont la présence est annonciatrice de l'apparition d'une dimension de criticité.

Citons deux exemples permettant d'illustrer la notion de précurseur. En conduite, une haie dissimulant un piéton sur le point de traverser est un précurseur, ajoutant une dimension de criticité de type « ambiguïté » à une situation de conduite. En HPP, l'intervention d'un conjoint inquiet dans la salle de naissance est un précurseur, ajoutant une dimension de criticité de type « charge socio-cognitive ». Les précurseurs peuvent être déclenchés à différents moments prédéfinis d'une session d'apprentissage, ou bien rester inactifs. Le déclenchement d'une situation critique est un processus dynamique qui a par ailleurs fait l'objet de travaux parallèles à cette thèse (voir [Benabbou *et al.*, 2017]). Au final, la situation d'apprentissage est délimitée au sein de la session d'apprentissage via la présence du précurseur (voir Figure 8.2).

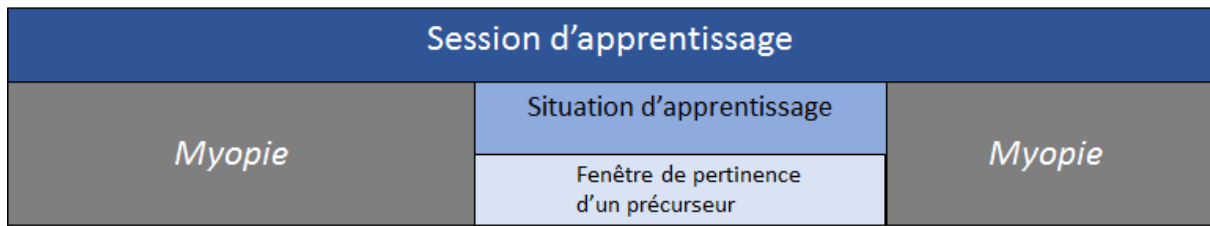


Figure 8.2: la notion de précurseur pour faire émerger une situation d'apprentissage critique, ou de référence.

Vis à vis de notre approche, on a vu que l'objectif était d'effectuer un diagnostic des CNT en se basant notamment sur les variations de performance technique observées pour un apprenant. Il faut donc faire émerger deux types de situations d'apprentissage. D'une part, des situations d'apprentissage « critiques » à l'intérieur desquelles la présence d'une dimension de criticité force l'apprenant à mobiliser ses CNT pour conserver le même niveau de performance technique, et d'autre part, des situations d'apprentissage « de référence », à l'intérieur desquelles il est possible d'analyser la performance technique usuelle de l'apprenant lorsque ce dernier n'est pas sous la contrainte d'une dimension de criticité. C'est à nouveau la notion de précurseur qui conditionne la nature d'une situation d'apprentissage.

Situation d'apprentissage critique : Période temporelle à l'intérieur de laquelle un précurseur apparaît et adjoint une dimension de criticité « pour l'apprentissage » à la criticité intrinsèque au domaine.

Situation d'apprentissage de référence : Période temporelle similaire à la situation d'apprentissage critique, mais à l'intérieur de laquelle le précurseur n'apparaît pas, et où seule la criticité intrinsèque au domaine est présente.

Illustrons ces deux types de situations d'apprentissage en reprenant les exemples précédemment mentionnés, en commençant par la haie dissimulant un piéton en conduite automobile. La situation d'apprentissage « critique » correspond à la traversée d'un piéton dissimulé par une haie (le précurseur), face au véhicule de l'apprenant. La situation « de référence » associée correspond à la traversée du même piéton face au véhicule de l'apprenant, mais la haie dissimulant son approche a disparu. Dans le cas de la situation critique, l'apprenant doit inférer la présence potentielle d'un danger dissimulé, ce qui requiert une plus importante mobilisation de sa conscience de la situation que dans la situation de référence où le danger (en cas de non-freinage) peut être identifié par une simple perception visuelle. Pour le cas de l'intervention du conjoint dans la salle de naissance durant une HPP, la situation d'apprentissage critique correspond au cas où le conjoint (le

précurseur) apparaît dans la salle de naissance et perturbe l'activité de la sage-femme. La situation d'apprentissage de référence correspond au cas où il n'intervient pas ; dans ce cas, la sage-femme doit toujours produire une activité technique en réponse à la criticité intrinsèque de la gestion d'un cas de HPP.

La notion de situation d'apprentissage permet donc de cantonner l'analyse de l'activité de l'apprenant à des zones pertinentes vis-à-vis du diagnostic des CNT, en se basant pour ceci sur des éléments du monde porteurs d'une dimension de criticité « pour l'apprentissage » des CNT : les précurseurs. Cependant, on a vu que ces dimensions de criticité n'avaient pas pour objectif de modifier la nature des gestes techniques produits par l'apprenant, mais plutôt de perturber leur réalisation, contraignant ainsi l'apprenant à mobiliser ses CNT pour maintenir un même niveau de performance technique. La notion de situation d'apprentissage n'est donc pas pertinente en tant qu'unité de base pour l'analyse générique de la performance technique d'un apprenant.

8.3 Séparer une situation d'apprentissage en phases

8.3.1 La notions de phase

Le deuxième objectif de ce module est de séparer une situation d'apprentissage en sous-problèmes bien définis du point de vue de l'analyse de l'activité perceptivo-gestuelle, que nous nommerons « phases ».

Phase : Sous-unité d'une situation d'apprentissage dans laquelle l'apprenant doit produire des perceptions et des actions en réponse à un état du monde, caractérisé par sa criticité intrinsèque.

Les phases permettent le découpage d'une situation d'apprentissage en plusieurs sous-problèmes bien délimités, à l'intérieur desquels l'analyse de la performance technique de l'apprenant est possible. Chacune de ces phases correspond à un certain état de la criticité intrinsèque du monde virtuel, auquel l'apprenant doit répondre par l'application des gestes et perceptions techniques appropriées. Pour illustrer le concept de phase, reprenons les deux exemples précédemment mentionnés. Pour le cas de la conduite, la situation peut être séparée en deux phases. La première phase correspond à la perception de la haie (dans le cas de la situation d'apprentissage critique) ou du piéton (dans le cas de la situation d'apprentissage de référence) ; la perception de ces éléments doit entraîner une réponse technique de l'apprenant au nouveau contexte dans lequel son activité se situe (e.g. : un ralentissement du véhicule, obtenu par le relâchement de la pédale de l'accélérateur et le pré-positionnement du pied droit au-dessus de la pédale de frein). La seconde phase correspond au moment où le piéton entame sa traversée ; à nouveau, une réponse technique stéréotypée est attendue de la part de notre apprenant, qui devra modifier son comportement (e.g. : en arrêtant le véhicule pour laisser passer le piéton, état du monde obtenu en appuyant sur la pédale de frein). Pour

le cas de la HPP, même en cas d'intervention du conjoint, les gestes et perceptions techniques à réaliser sont conditionnés par l'évolution des pertes sanguines de la parturiente avant tout. Ainsi une sage-femme ne produira pas les mêmes gestes techniques suivant que la parturiente ait perdu moins de 500 mL de sang (première phase) ou au contraire que cette limite ait été dépassée (seconde phase) voire que les pertes sanguines persistent sans diminution du débit (troisième phase). L'activité technique de la sage-femme est donc conditionnée par des éléments entièrement différents de ceux permettant la caractérisation d'une situation d'apprentissage.

La phase constitue ainsi l'unité temporelle sur laquelle l'analyse de la performance technique et le diagnostic des CNT de l'apprenant s'effectue. Séparer une situation d'apprentissage en phases possède plusieurs intérêts.

(1) La séparation d'une situation d'apprentissage en phases simplifie l'analyse de la performance technique, en fournissant une réponse au problème mal-défini de structure de tâches analytique. Un exercice peut être considéré comme possédant une structure de tâches analytique soit par rapport au nombre de solutions « valides » pour sa résolution, soit par rapport nombre d'implémentations potentielles de ces solutions. Puisque la phase ancre l'analyse de la réponse technique d'un apprenant face à un cadre technique plus précis que celui de la situation d'apprentissage, le nombre de solutions potentielles décroît.

(2) La séparation d'une situation d'apprentissage en phases simplifie la gestion de la temporalité. En permettant de définir de manière claire un point de départ à chaque problème technique à résoudre, le modèle obtient une base de comparaison commune vis-à-vis des occurrences des perceptions et des actions produites par chaque apprenant.

(3) En réduisant la granularité temporelle de l'analyse de l'activité de l'apprenant, la phase permet potentiellement d'augmenter la réactivité du système aux actions de ce dernier, sous réserve que le temps pris pour effectuer le diagnostic soit suffisamment court.

La séparation d'une situation en phase présente donc plusieurs avantages, majoritairement car elle vient simplifier le processus d'analyse de la performance technique. Cependant, l'exemple présenté ci-dessus concernant la HPP montre bien que la notion de précurseur n'est pas pertinente pour permettre de borner l'activité technique produite à des zones bien définies : un précurseur correspond à l'apparition d'une dimension de criticité, mais cette dimension de criticité a, avant tout pour but de perturber l'activité technique de l'apprenant, et non d'en modifier la nature. Nous avons donc cherché à faire émerger une deuxième type d'élément sémantique, plus pertinent pour la séparation d'une situation d'apprentissage en phases : les déclencheurs.

8.3.2 La notion de déclencheur

Pour identifier les différentes phases d'une situation d'apprentissage, nous avons de nouveau procédé à l'aide d'entretiens avec des experts du domaine. Il en est résulté l'extraction d'éléments du monde jouant le rôle de « déclencheurs », c'est-à-dire, dont la perception par l'apprenant conditionne la réponse technique produite.

Déclencheur : Elément du monde dont la perception doit provoquer une réponse technique stéréotypée de la part de l'apprenant.

Pour reprendre nos exemples en filigrane, dans le cas de la conduite automobile, le premier déclencheur est la haie dans le cas de la situation d'apprentissage critique, et le piéton dans le cas de la situation d'apprentissage de référence (phase 1, ou phase d'approche). Le second déclencheur est le piéton dans les deux cas (phase 2 ou phase de danger). Dans le cadre de la HPP, le déclencheur le plus important et le plus facilement identifié par les experts du domaine correspond à l'atteinte d'un volume de 500mL de sang dans le sac de recueil de la parturiente. Il s'agit du « top » de départ permettant à la sage-femme de poser son diagnostic, et de réaliser les actions techniques représentées dans l'algorithme de gestion de HPP (voir partie 6.3.2). La séparation d'une situation d'apprentissage en phases à l'aide de la notion de déclencheur est présentée dans la Figure 8.3.

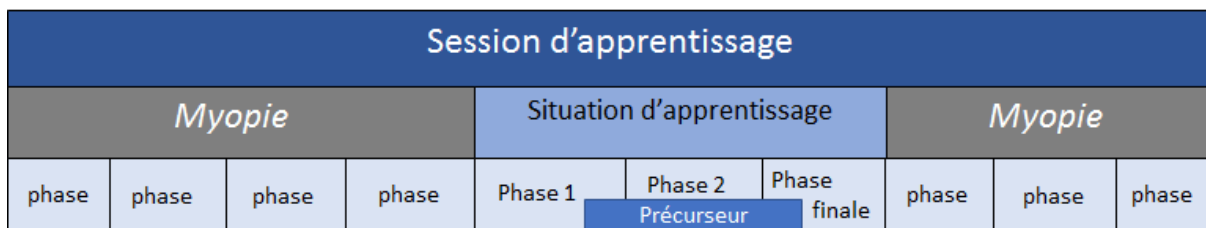


Figure 8.3: séparation d'une situation d'apprentissage en phases à l'aide de la notion de déclencheur

Nous avons vu que la première étape de constitution de notre architecture tient à l'identification de deux types d'éléments sémantiques en collaboration avec des experts du domaine : les précurseurs, permettant de caractériser les situations d'apprentissage, et les déclencheurs présents dans ces situations d'apprentissage, permettant la séparation en phases. La section suivante présente comment les informations sur les déclencheurs sont utilisées pour effectuer cette séparation.

8.3.2 Règles pour la séparation d'une situation en phases

Détermination du début d'une phase

Une phase commence dès l'instant où son déclencheur associé est perceptible par l'apprenant. Cela peut, par exemple en conduite, correspondre au moment où le déclencheur devient visible par l'apprenant. Cela peut également correspondre à un signal sonore, comme dans le cas de la HPP où les alarmes fournissent des informations pertinentes et jouant un rôle régulateur vis-à-vis de l'activité technique de la sage-femme.

Transition entre phases

Le passage d'une phase à l'autre lors d'une situation d'apprentissage est également dû aux déclencheurs. La transition entre phases intervient soit quand le déclencheur change d'état et ce nouvel état est perceptible par l'apprenant, soit quand un autre déclencheur, identifié par l'expert comme plus à même de conditionner la réponse technique de l'apprenant, apparaît. Dans ce cas-là, le

nouveau déclencheur a la priorité sur le premier et la règle de détermination de début de phase s'applique. Le processus de séparation en phases et de transition entre phases se poursuit tant que le précurseur lié à la situation d'apprentissage est actif. Par exemple, dans le cas de la HPP, la durée d'intervention du conjoint est définie par le module d'adaptation scénaristique. Tant que le conjoint est présent dans la pièce, on considère que la sage-femme expérimente une situation d'apprentissage, et le processus de séparation en phases se déroule. Dans le cas de la conduite automobile, la haie vient perturber l'activité de conduite jusqu'au freinage du conducteur ou à l'impact avec le piéton. Le processus de séparation en phases se déroule donc pour deux déclencheurs : la haie est perceptible, puis le piéton est perceptible.

Une limite de cette approche apparaît quand l'activité technique de l'apprenant est conditionnée par plusieurs « déclencheurs » différents. Dans ces cas-là, on identifiera un déclencheur « principal » pour lequel l'expert estime qu'il explique la plus grande part de la réponse technique réalisée par l'apprenant. Nous verrons par la suite que ces éléments « secondaires » peuvent tout de même être pris en compte dans l'analyse de la performance technique ; ils ne conditionnent simplement pas le processus de discrétisation d'une situation d'apprentissage en phases.

8.4 Extraire des indicateurs domaine-spécifiques

Le troisième et dernier objectif du module est d'extraire des indicateurs de l'activité technique de l'apprenant afin de permettre l'évaluation de sa performance technique au cours d'une phase. Il s'agit d'une forme de traitement préliminaire essentielle à l'analyse de la performance technique, car même une phase de quelques secondes peut entraîner la génération par la simulation de plusieurs centaines de traces perceptivo-gestuelles différentes. En complément de leur intérêt pour limiter le nombre d'informations à prendre en compte afin d'analyser la performance technique, certains indicateurs « d'état du monde » ont pour objectif de fournir une information contextuelle cruciale pour l'analyse, car permettant de situer l'activité de l'apprenant par rapport au degré de criticité auquel il fait face. Cette prise en compte du contexte est cruciale pour permettre l'interprétation de l'activité perceptivo-gestuelle produite par l'apprenant.

Comme l'extraction des situations d'apprentissage et la séparation en phases, la sélection d'indicateurs pertinents pour l'analyse de l'activité technique a été conduite sur la base d'entretiens avec des experts du domaine. Ces entretiens ont abouti à la caractérisation d'ensembles d'actions, de perceptions, ou d'informations quant à l'état de la simulation, fournissant une information pertinente vis-à-vis de la performance technique de l'apprenant faite en réponse à l'apparition d'un déclencheur. Un exemple de documents obtenus au cours de discussions dans le cadre de la gestion de la HPP sont présentés dans la Figure 8.4. Les indicateurs sont, dans le cas de la conduite, spécifiques au domaine et toujours les mêmes pour les situations d'apprentissage actuellement représentées. Dans le cas de la HPP, ils sont également spécifiques au domaine, mais peuvent varier selon les situations d'apprentissage.

Indicateurs de perceptions

Les indicateurs de perception fournissent une information sur l'activité perceptuelle de l'apprenant, pertinente vis-à-vis de l'analyse de la performance technique, et donc sur les perceptions effectuées en direction de plusieurs zones d'intérêt identifiées par les experts comme ayant un sens vis-à-vis de l'analyse de l'activité technique. Il existe également une zone d'intérêt « générique » correspondant au déclencheur, dont la perception est par définition pertinente vis-à-vis de l'analyse de la performance technique. D'autres zones d'intérêts peuvent être adjointes au cas par cas, en fonction de la nature de la situation d'apprentissage. Ainsi, si une situation possède un « déclencheur » secondaire dont la perception contribue à expliquer partiellement l'activité technique de l'apprenant, il est également inclus dans le listing des indicateurs de perception.

Pour illustrer ceci, reprenons l'exemple en filigrane du piéton traversant la chaussée mais dissimulé par une haie, et plus particulièrement la première phase, où le déclencheur (la haie) est visible. La perception par l'apprenant de la zone d'intérêt correspondant au déclencheur sera génératrice d'indicateurs de perceptions. En outre, considérons la même situation rendue plus difficile par l'ajout d'un véhicule suivant de près celui de l'apprenant. Ce véhicule conditionne également une partie de la réponse technique de l'apprenant. La séparation en phases s'effectue bien *via* le piéton, qui est le déclencheur « principal », mais la présence de cet autre élément au caractère médiateur de l'activité technique de l'apprenant doit également être prise en compte. Cette situation sera donc composée d'indicateurs perceptuels spécifiques, afin de tenir compte des perceptions de l'apprenant vis à vis du véhicule situé derrière lui.

Indicateurs d'actions

Les indicateurs d'action fournissent une information sur les actions réalisées par l'apprenant, pertinente vis-à-vis de l'analyse de la performance technique. Ils sont majoritairement domaine-spécifiques, bien que certains indicateurs puissent également être adjoints au cas par cas en fonction de la nature de la situation d'apprentissage. En conduite, ils fournissent des informations sur le contrôle du véhicule par l'apprenant, notamment sur ses freinages. Dans le domaine de la HPP, ils représentent la réalisation d'une action à l'intérieur du logiciel généralement incluse dans l'algorithme de prise en charge de la HPP (voir Figure 6.4) ou identifiée suite à des entretiens avec des experts afin de compléter les éléments implicitement importants, comme par exemple, le fait de s'enquérir régulièrement de l'état de la parturiente.

Indicateurs sur l'état du monde

Les indicateurs sur l'état du monde fournissent une information sur l'état de la simulation, c'est-à-dire, du contexte à l'intérieur duquel les actions de l'apprenant s'effectuent. Leur rôle est crucial vis à vis de la gestion du problème mal-défini de superposition de sous-problèmes présenté en partie 6.2, page 74.

Pour pouvoir analyser la pertinence de l'activité perceptivo-gestuelle produite par l'apprenant il est nécessaire de considérer le fait que cette activité est produite en réponse à un contexte précis.

Or, ce contexte varie de manière dynamique, y compris à l'intérieur d'une même situation d'apprentissage. Reprenons l'exemple du piéton dissimulé par la haie en conduite, séparé en deux phases « d'approche » (le déclencheur est la haie) et « de danger » (le déclencheur est le piéton). La séparation en phases permet de borner l'activité technique face à un certain état du monde et d'en simplifier l'analyse, mais il existe des relations d'interdépendance entre phases, (e.g. : un apprenant ayant fortement réduit sa vitesse durant la phase d'approche fera face à une criticité plus faible durant la phase de danger). Afin de pouvoir analyser la pertinence de l'activité perceptivo-gestuelle produite par l'apprenant durant cette phase de danger, il est nécessaire de tenir compte du degré de criticité auquel il faisait face.

Les indicateurs d'état du monde viennent fournir cette information contextuelle. En conduite, la mesure de « temps avant impact » (T2C) correspondant à la durée estimée en millisecondes séparant l'apprenant d'une collision avec le déclencheur, est utilisée. En HPP, le volume de sang présent dans le sac de recueil joue ce rôle.

8.4.2 Identification de la règle de production appropriée

Une fois l'indicateur et son type identifié, il convient de déterminer la règle permettant son extraction sur la base des traces. Pour ce faire, quatre différents types de règles ont été définies. Nous les décrivons ci-dessous et fournissons un exemple pour chacun des cas.

- **Nombre** : le nombre d'occurrences d'une action ou d'une perception à l'intérieur d'une phase. Par exemple, le nombre de fois où le déclencheur a été perçu durant une phase (indicateur de perception), ou le nombre de freinages réalisés dans une phase (indicateur d'action).
- **Occurrence** : la rapidité d'apparition d'une action ou d'une perception à l'intérieur d'une phase, ou l'état du monde en début et en fin de phase. Par exemple, la première perception effectuée en direction du déclencheur (indicateur de perception), la première occurrence de freinage observée dans une phase (indicateur d'action), ou le T2C observé en début de phase (indicateur d'état du monde).
- **Durée** : la persistance d'une action ou d'une perception effectuée à l'intérieur d'une phase. Par exemple, la durée moyenne des perceptions réalisées en direction du déclencheur durant une phase (indicateur de perception), ou la durée moyenne des freinages observés (indicateur d'action).
- **Intensité** : la force avec laquelle une action est réalisée (Cette dimension est surtout utilisée en conduite pour l'extraction d'indicateurs fournissant une information vis-à-vis des freinages et des accélérations). Par exemple, l'intensité moyenne des freinages réalisés au cours d'une phase (indicateur d'action).

Dans la partie suivante, nous présenterons les spécificités de chacun des domaines vis-à-vis de la conception de ce module.

8.5 Spécificités de chaque domaine

Lors de la présentation des différents concepts et de leur illustration par des exemples, nous avons vu qu'il pouvait émerger certaines spécificités liées au domaine vis à vis de la caractérisation d'une situation d'apprentissage ainsi que de sa séparation en phases. Dans cette partie, nous revenons sur ces différences entre domaines et leurs conséquences vis-à-vis de la conception de ce module.

8.5.1 Superposition entre déclencheur et précurseur

On a vu que le module d'extraction d'indicateurs permettait de mettre en lumière des zones pertinentes pour l'analyse des CNT à partir de deux éléments sémantiques : les précurseur, dont l'apparition est liée à une dimension de criticité « pour l'apprentissage », et les déclencheurs, dont la perception conditionne la réponse technique que l'apprenant doit apporter face à la criticité « intrinsèque » au domaine. On a également vu grâce aux exemples explicatifs, que ces deux notions pouvaient se superposer. Ainsi, en conduite, la haie dissimulant le piéton est un précurseur (car il ajoute un degré d'ambiguïté à une situation donnée) mais également un déclencheur (car un conducteur expérimenté doit produire une réponse technique en réponse à la vue d'un élément bloquant partiellement son champ de vision). Dans les deux domaines, il existe une limite floue entre la gestion d'une dimension de criticité pour l'apprentissage considérée totalement indépendante de la réponse technique à apporter, et la gestion de la criticité intrinsèque -et variable- au domaine. Nous avons cependant noté que cette limite est mieux définie dans le cadre de la HPP que dans l'activité de conduite.

Le domaine de la conduite est beaucoup plus dépendant du contexte immédiat : la réponse technique est fournie en réponse à un contexte perçu, elle est de l'ordre de quelques secondes et correspond à quelques gestes et perceptions. Dans le domaine de la HPP, elle est, par nature, davantage stéréotypée : une fois le diagnostic effectué, il existe un algorithme qui doit être déroulé de la meilleure manière possible ; la réponse technique est donc généralement plus « stable », ce qui simplifie la séparation entre déclencheurs et précurseurs. Le caractère très dynamique de l'activité de conduite rend plus difficile l'extraction d'éléments générateurs d'une augmentation de la criticité qui n'aient aucune influence sur la réponse technique à apporter par l'apprenant.

Un bon moyen de percevoir la différence fondamentale entre les deux domaines vis-à-vis de l'influence d'une dimension de criticité sur la réponse technique à apporter, est le cas extrême des situations de type « dilemme ». En conduite, l'apprenant faisant face à un dilemme aura deux réponses techniques radicalement différentes à apporter, en fonction de l'option prise. Dans le cas de la HPP, un dilemme pourra complexifier la réponse technique à apporter, mais ne changera pas absolument la nature de cette réponse technique.

Pour illustrer ceci, imaginons d'abord une situation de conduite inspirée du dilemme du tramway. Un conducteur au volant d'un véhicule avec des freins défectueux peut soit continuer dans une direction au risque de blesser un nombre important de personnes ou soit bifurquer avec la certitude d'en blesser une. Dans ce cas-là, précurseur et déclencheurs se superposent totalement : la

réponse technique apportée par l'apprenant est entièrement conditionnée par la présence du dilemme. Inversement, prenons un exemple de dilemme dans le cas de la HPP. La sage-femme est confrontée à un cas d'HPP grave, pour lequel elle doit réaliser son algorithme de manière rapide et efficace. La gestion d'un épisode de HPP se faisant avec l'assistance d'un médecin obstétricien et d'une équipe anesthésiste, sa première action est de demander l'arrivée de l'anesthésiste en salle de naissance, mais celui/celle-ci n'est pas disponible. Elle se retrouve confrontée à un dilemme : doit-elle attendre l'arrivée éventuelle de l'anesthésiste, au risque d'engager le pronostic vital de la patiente, ou réaliser les gestes techniques réservés à l'anesthésiste, qu'elle maîtrise moins, en complément de ses autres actions ? Dans le premier cas, l'option choisie ne modifie aucunement les gestes techniques qu'elle doit produire. Dans le second cas, l'option choisie *adjoint* plusieurs gestes techniques supplémentaires à son activité usuelle qu'elle doit malgré tout continuer à exercer. Une grande partie de l'activité technique dépend donc toujours d'un déclencheur indépendant du dilemme : la présence d'un gros volume de sang et un gros débit de pertes et l'activité technique de cette dernière peut toujours être partiellement évaluée sous le prisme de ce déclencheur ; le reste de cette activité trait par ailleurs plus d'un autre domaine technique.

Nous considérons les CNT comme des capacités permettant à un praticien de conserver un niveau de maîtrise technique face à la présence d'une dimension de criticité perturbant l'activité technique, mais n'en modifiant pas sa nature. Il s'agit d'une hypothèse forte, qui nous a amené à faire émerger deux éléments sémantiques différents : les déclencheurs qui conditionnent la réponse technique, et les précurseurs qui la perturbent par l'addition d'une dimension de criticité. Dans les cas où la dimension de criticité conditionne la réponse technique à apporter (comme c'est souvent le cas dans la conduite, un domaine où l'activité technique est conditionnée par le contexte immédiat), les deux éléments ne font alors plus qu'un.

8.5.2 Temporalité des phases

En conduite, la temporalité d'une phase est courte, de l'ordre de la seconde (entre 1 et 10 secondes environ). De fait, lors d'une session d'apprentissage, il existe un nombre très important de phases différentes. Le caractère dynamique de l'activité de conduite rend par ailleurs particulière chaque réponse technique appropriée à apporter lors d'une phase.

Dans la HPP, la temporalité d'une phase est beaucoup plus longue car l'activité technique à réaliser en réponse à l'apparition d'un déclencheur peut prendre plusieurs minutes et posséder un caractère continu (par exemple, la vérification du tonus utérin doit s'effectuer régulièrement au cours de la gestion d'un épisode de HPP). Le cadre de gestion d'un épisode de HPP par une sage-femme est cependant plus restreint que l'activité de conduite, les phases sont donc également moins nombreuses, et restent les mêmes pour toute situation d'apprentissage (c'est-à-dire tout cas de HPP depuis le début de prise en charge jusqu'à la fin).

Les deux cas posent un certain nombre de problèmes, notamment vis-à-vis de l'extraction d'indicateurs et l'analyse de la performance. D'une part, la présence d'un nombre important de phases et l'unicité de la réponse technique attendue pour chaque phase dans le domaine de la conduite

implique d'effectuer l'analyse de la performance technique dans un nombre important de contextes différents. D'autre part, la temporalité plus importante des phases dans le domaine de la HPP complexifie le processus d'analyse, car davantage d'éléments sont à prendre en compte ; en d'autres termes, le nombre d'indicateurs pertinents pour l'analyse de l'activité technique de l'apprenante augmente fortement.

8.5.3 Généricité des indicateurs vis-à-vis du domaine

En conduite, le processus d'extraction d'indicateurs réalisé en collaboration avec des experts a permis l'identification d'éléments génériques au domaine, *a priori* applicables à toute situation d'apprentissage. A nouveau, le caractère fortement dynamique de cette activité joue un rôle dans le processus d'extraction d'indicateurs. Par exemple, un freinage s'effectue *en réponse* à la perception d'un élément donné ; cet élément est le plus souvent le déclencheur. La notion de déclencheur est donc, dans ce domaine, particulièrement pertinente pour l'extraction d'indicateurs de l'activité technique de l'apprenant, notamment vis à vis de ses aspects perceptifs. Nous présentons ces éléments dans la partie expérimentations de ce mémoire.

En médecine, l'apparition d'un déclencheur conditionne une réponse technique, mais les actions et perceptions techniques associées peuvent être indépendantes de ce déclencheur. Ainsi, la perception du déclencheur « volume de sang > 500 mL » implique un nombre important de gestes techniques qui n'ont a priori aucun lien contextuel avec le déclencheur. Par exemple, la perception régulière des signaux physiologiques de la parturiente est un indicateur pertinent vis-à-vis de l'analyse de l'activité technique, qui ne possède aucune relation directe avec le déclencheur. En outre, la durée plus importante des phases augmente le nombre d'indicateurs à prendre en compte.

8.6 Synthèse

Dans ce chapitre, nous avons présenté le premier module mis au point dans le cadre de la conception de notre architecture hybride pour le diagnostic des CNT en situation critique. Ce module utilise des connaissances du domaine, acquises par suite de discussion avec des experts du domaine, pour (1) délimiter les « situations d'apprentissage » à l'intérieur desquelles l'apprenant doit mobiliser ses CNT pour maintenir la criticité de la situation dans des bornes acceptables (2) définir les phases de chaque situation d'apprentissage, c'est-à-dire, les zones à l'intérieur desquelles les actions et perceptions techniques de l'apprenant sont faites en réponse à un état du monde symbolisé par la présence d'un déclencheur, et (3) extraire des indicateurs de l'activité perceptivo-gestuelle technique de l'apprenant spécifiques au domaine.

En plus de ces objectifs, le module est conçu de manière à fournir les fondements de conception d'un diagnostic des CNT face à plusieurs problèmes mal-définis. Ainsi, l'identification des situations d'apprentissage permet de mettre en lumière des zones pertinentes pour l'analyse des variations de performance techniques, grâce à la notion de précurseur. La séparation en phases permet de limiter le processus d'analyse à des contextes bien définis pour lesquels les réponses techniques à apporter sont en nombre réduit. L'extraction d'indicateurs permet de réduire la

dimensionnalité forte présente dans les traces d'activité de l'apprenant, et également de fournir l'information contextuelle nécessaire à la prise en compte du contexte dans lequel actions et perceptions techniques s'effectuent, une réponse à la problématique de l'unicité des liens entre criticité et gestes techniques, et donc à la notion mal-définie de sous-problèmes se superposant.

Dans le chapitre suivant, nous présenterons le module d'analyse de la performance technique, qui utilise des techniques de *machine learning* pour effectuer cette analyse phase après phase, et permettre l'extraction d'une information générique vis-à-vis de l'activité de l'apprenant, et pertinente pour le diagnostic des CNT de ce dernier.

9. Module « fouille et apprentissage » pour l'analyse de la performance technique

9.1 Introduction.....	100
9.2 La notion de performance technique.....	100
9.2.1 Obtenir la performance technique de l'évaluation de l'expert.....	100
Notation des experts sur la base de vidéos.....	100
Notation des experts sur la base d'une transcription des indicateurs.....	101
9.2.2 Intérêts de la notion de performance technique.....	102
9.2.2 Performance perceptuelle et performance gestuelle.....	103
9.3 Le <i>Machine Learning</i> supervisé pour l'analyse de la performance technique.....	103
9.3.1 Intérêts du ML pour l'analyse de la performance technique.....	103
9.3.2 Réseau de neurones pour l'analyse de la performance technique.....	104
9.4 Synthèse	106

9.1 Introduction

L'objectif de ce module est de produire une analyse de la performance technique de l'apprenant phase après phase lors de situations d'apprentissage. Cette analyse est réalisée à l'aide des techniques du *machine learning* (ML), afin de prédire deux scores de performance technique (performance perceptuelle et performance gestuelle), sur la base d'une supervision réalisée par des experts du domaine, et implémentée grâce à un réseau de neurones (RN). Lorsqu'elle est réalisée dans une situation d'apprentissage critique, elle fournit des informations quant à la capacité de l'apprenant à maintenir la criticité dans des bornes raisonnables vis-à-vis de son expertise technique. Lorsqu'elle est réalisée dans une situation d'apprentissage de référence, elle contribue à l'estimation de valeurs moyennes de performance technique, spécifiques à chaque apprenant.

Ce chapitre est organisé comme suit. La première partie présente dans un premier temps la façon dont la performance technique est évaluée par les experts, puis précise le rôle crucial de cette notion vis-à-vis de notre approche. La seconde argumente l'utilisation du ML pour analyser la performance technique, puis présente l'architecture générale du module. Nous concluons en arguant du potentiel de cette information pour le diagnostic des CNT.

9.2 La notion de performance technique

9.2.1 Obtenir la performance technique de l'évaluation de l'expert

La nature analytique du domaine nous incite à recourir à l'expert pour obtenir des informations sur la qualité des gestes techniques produits par un apprenant dans différents contextes de situations plus ou moins critiques. Pour ce faire, nous avons établi une méthodologie de « notation » des performances, réalisable soit sur la base de vidéos montrant à la première personne l'activité de l'apprenant lors de son évolution au sein du simulateur, soit sur la base de transcriptions textuelles des indicateurs extraits lors de chaque phase d'une situation d'apprentissage. Nous présentons ce processus d'obtention des évaluations de l'expert dans un premier temps, avant de préciser son intérêt et la façon dont cette information est utilisée pour entraîner des algorithmes de ML à reproduire le processus.

Notation des experts sur la base de vidéos

L'approche a pour vocation d'être effectuée sur la base de vidéos présentées à l'expert, pour lesquelles les perceptions visuelles réalisées par l'apprenant sont symbolisées par un rond évoluant sur l'écran (voir Figure 9.1). Ces vidéos devraient idéalement être agrémentées d'une interface fournissant informations sur les actions réalisées par l'apprenant (freinages, accélérations, coups de volants, etc.) afin de fournir des conditions correctes pour l'évaluation de la performance technique.



Figure 9.1 : Vidéo issue d'une session d'apprentissage en conduite automobile.

Cette approche pour la supervision de l'apprentissage est cependant complexe à mettre en œuvre, du fait d'une part de la nécessité d'avoir à disposition une caméra capable d'enregistrer l'activité de l'apprenant et les positions de ses fixations visuelles, et d'autre part de la qualité parfois faible des vidéos produites. Pour ces raisons, nous avons mis au point un formalisme de description de l'activité de l'apprenant lors de chaque phase d'une situation d'apprentissage.

Notation des experts sur la base d'une transcription des indicateurs

Afin de fournir une méthode alternative pour la notation à l'aide d'experts de la performance perceptive et gestuelle de l'apprenant, nous avons procédé en deux étapes. Tout d'abord, nous avons fourni à l'expert une description de la situation d'apprentissage rencontrée, ainsi que de chacune de ses phases. L'expert avait ailleurs participé à la conception de ses scénarios, il les maîtrisait donc bien.

Nous avons ensuite fourni à l'expert une description du rôle et valeurs pouvant être prises pour chaque indicateur. Un tableau contenant les valeurs des indicateurs produits par les comportements de chaque apprenant lors de chacune des phases des situations d'apprentissage lui a ensuite été fourni. Nous lui avons ensuite demandé d'effectuer la notation, en plaçant chaque comportement sur un continuum allant de 0 à 5, 0 étant « la pire performance possible » et 5 une gestion optimale de la situation rencontrée. L'expert a donc produit deux scores de performances, l'un correspondant à la facette « perceptuelle » de la performance et l'autre à sa facette « d'action », en tenant compte des liens entre perceptions et actions. Par exemple, si une action est conditionnée par la perception d'un élément au préalable, il était demandé à l'expert d'en tenir compte dans sa notation de la performance d'action.

Notons que le fait d'effectuer la notation sur la base des valeurs pouvant être prises par chaque indicateur permettrait par la suite de décrire des comportements n'ayant pas été observés de manière écologique, par croisement des différentes valeurs, et ainsi fournir une réponse au problème du « démarrage à froid » pour l'analyse d'une performance technique construite sur la base d'un apprentissage supervisé. Il deviendrait ainsi possible de construire une base de cas pour la « phase d'apprentissage » nécessaire au fonctionnement de l'algorithme à partir de données simulées regroupées en clusters présentant des caractéristiques similaires, et sur les notations fournies par les experts pour chacun de ces clusters.

9.2.2 Intérêts de la notion de performance technique

Etant donné la méthodologie mise en œuvre pour obtenir cette mesure, nous définissons la performance technique comme suit :

Performance technique : La qualité et la pertinence des gestes et perceptions techniques réalisées par l'apprenant en réponse à une situation donnée, telle qu'évaluée par un expert du domaine.

Cette notion joue le rôle d'intermédiaire sémantique entre les indicateurs, qui fournissent une description singulière des actions, des perceptions, et de l'état du monde, et les CNT. Elle est obtenue via la supervision de l'apprentissage d'un algorithme de ML par des experts humains du domaine, selon la procédure décrite en 9.2.1. Ce niveau « comportemental » possède deux atouts, nécessaires pour servir de base à la production d'un diagnostic des CNT.

Premièrement, il permet de situer l'activité perceptivo-gestuelle de l'apprenant au sein du contexte à l'intérieur de laquelle elle est produite. On a présenté en partie 6 la nature analytique du domaine et l'importance de la prise en compte du contexte pour déterminer le caractère valide ou invalide de l'activité de l'apprenant. L'analyse de la performance technique se base sur les indicateurs extraits par le module éponyme. A cet effet, elle fusionne des données multimodales sur les actions, les perceptions, et l'état du monde.

Deuxièmement, en prenant place lors de situations d'apprentissage de référence, ce niveau comportemental (voir Figure 9.2) permet l'édification d'une ligne de base à laquelle comparer les performances techniques produites par l'apprenant lors de situations d'apprentissage critiques. L'analyse de la performance technique dans deux types de situations d'apprentissage est la résultante directe des choix conceptuels faits pour la conception du module d'extraction d'indicateurs. Elle a pour objectif de fournir des observations « génériques », pouvant être obtenues dans tout domaine technique comportant un degré de risque, et permettant le diagnostic *a posteriori* des CNT, y compris en l'absence de marqueurs non-techniques.



Figure 9.2: Rôle intermédiaire du module d'analyse de la performance technique, permettant de faire le pont entre les évènements résultants de l'activité produite par l'apprenant, et les CNT sous-tendant cette activité.

9.2.2 Performance perceptuelle et performance gestuelle

Nous avons fait le choix de séparer l'analyse de la performance technique en deux facettes : une facette spécifique aux aspects perceptuels, et l'autre spécifique aux aspects gestuels. Deux raisons motivent ce choix. (1) Cette séparation peut contribuer à mieux identifier les rétroactions appropriées à produire, en rattachant un comportement inapproprié de manière plus fine à des aspects perceptifs, ou au contraire liés à des gestes techniques. (2) Cette séparation permet d'améliorer la précision du diagnostic de CNT, notamment celles qui possèdent un caractère perceptuel fort, comme la conscience de la situation.

Cette séparation a des intérêts concrets vis-à-vis du diagnostic, mais elle ne cherche pas à nier les liens entre perceptions et actions. Afin de tenir compte de ces liens, l'analyse de la performance gestuelle et de la performance perceptuelle est donc réalisée sur la base des mêmes indicateurs, comme indiqué dans la partie 9.2.1 de ce chapitre. Par exemple, en conduite, un freinage effectué instantanément après une perception tardive n'a pas le même sens qu'un freinage effectué au même moment, mais après une perception précoce. Prenons un autre exemple dans le domaine de la HPP ; une succession de fixations fréquentes, et rapides, sur les signaux physiologiques de la patiente juste après l'injection tardive d'un médicament n'a pas la même valeur vis-à-vis de la performance perceptuelle que des perceptions plus sporadiques mais au même moment « absolu » par suite de l'injection plus précoce du médicament.

9.3 Le *Machine Learning* supervisé pour l'analyse de la performance technique

9.3.1 Intérêts du ML pour l'analyse de la performance technique

On a vu précédemment que l'unité à laquelle la performance technique était analysée est la phase. La nature analytique du domaine rend difficile de définir précisément à quoi correspond une « bonne performance technique », sans prendre en compte l'état de la criticité dans laquelle l'activité perceptivo-gestuelle de l'apprenant se déroule. Reprenons l'exemple du piéton dissimulé par la haie que l'apprenant doit « prédire » et éviter. Quels éléments permettent de définir ce qu'est une « bonne performance technique » dans ce cadre ?

- Le fait qu'il y ait eu impact, ou non, avec le piéton, correspond à une information peu précise. On peut estimer qu'il existe une grande différence entre un apprenant évitant d'extrême

justesse l'impact avec le piéton, et un autre apprenant s'arrêtant à bonne distance de ce dernier.

- « Le piéton s'est arrêté suffisamment tôt », mais comment définir « suffisamment tôt » ? En effet, outre le caractère incertain du terme « suffisamment », cette notion dépend fortement d'aspects contextuels, c'est-à-dire, de la criticité intrinsèque de la situation, un élément dont on a vu le caractère unique pour chaque phase étant donné les actions précédentes de l'apprenant. Ainsi, pour un apprenant évoluant particulièrement lentement, « suffisamment tôt » n'a pas le même sens que pour un apprenant évoluant à une vitesse élevée.

Pour permettre l'analyse de la performance technique par des méthodes symboliques, comme par exemple des règles de production ou une série de contraintes, il faudrait toujours tenir compte du contexte pour valider quelle règle est « valide » ou « invalide », ou quelles sont les bornes déterminant si une contrainte a, ou non, été violée. Or on a vu que chaque contexte était unique, ce qui est d'autant plus problématique pour des situations générées dynamiquement, c'est-à-dire en nombre très élevé.

Vis à vis de ce problème, une approche de type ML sur la base d'une supervision par un expert nous semble appropriée. En effet, ces approches rencontrent beaucoup de succès pour une problématique traitant à l'analyse d'une activité sur la base de données multimodales. Les approches construites sur la base d'un apprentissage supervisé sont généralement particulièrement efficaces dans ce contexte. Dans notre cas, l'analyse de la performance doit fusionner des informations provenant de trois sources différentes. L'état du monde, les actions, et les perceptions.

Par ailleurs, la possible création d'une base de cas « pour l'apprentissage », comme stipulé en 9.2.1, peut permettre de réaliser cette tâche de supervision en une fois pour un nombre élevé de situations d'apprentissage différents et d'éviter le problème du démarrage à froid. Finalement, l'un des handicaps des approches ML vient de leur aspect « boîte noire », qui rend, dans notre cas, difficile l'explication des valeurs de performance technique obtenues en sortie d'une analyse par rapport à des approches symboliques mieux à même de nous fournir avec précision les causes à l'origine d'une performance bonne ou mauvaise. Nous considérons ce handicap comme acceptable étant donné que notre objectif fondamental trait au diagnostic des aspects non-techniques du domaine, et non en la recherche d'une décomposition précise des manquements techniques de l'apprenant. Le ML nous permet de « gagner du temps » en contrepartie d'une plus faible interprétabilité, pour nous fournir une information dont la décomposition en éléments plus précis n'apporterait de toute façon, que peu d'informations sur les aspects non-techniques.

9.3.2 Réseau de neurones pour l'analyse de la performance technique

Nous verrons dans la partie expérimentations que différents algorithmes peuvent être utilisés pour effectuer l'analyse de la performance. En effet, étant donné l'important travail de pré-traitement effectué par le module d'extraction d'indicateurs, le nombre de paramètres en entrée est relativement faible. Nous nous sommes orientés vers un réseau de neurones dans nos premières implémentations de ce module, mais nous verrons dans la partie « expérimentations » (page 157) que d'autres algorithmes peuvent être adaptés au problème.

Un réseau de neurones (RN) est un agencement de neurones « formels », c'est-à-dire de représentations mathématiques très simplifiées d'un neurone biologique. Un neurone formel associe à plusieurs entrées une valeur de sortie dans la nature dépend d'une fonction d'activation ; en d'autres termes, un neurone peut être « activé » ou rester inactif en fonction de l'intensité des valeurs qui lui sont communiquées en entrée, et de la nature de sa fonction d'activation. Pour un réseau de neurones, des valeurs présentées en entrée du réseau sont propagées de neurone à neurone jusqu'à la sortie du réseau. Cette sortie peut correspondre à plusieurs nœuds mis en concurrence dans le cadre d'une tâche de classification, ou d'une valeur continue unique dans le cadre d'une tâche de régression. Puisque nous sommes dans un cadre d'apprentissage supervisé, la valeur obtenue en sortie est comparée à une valeur désirée, et le résultat de cette comparaison est rétro-propagé dans le réseau de neurones, modifiant ainsi les « poids » de chaque neurone afin de compenser l'erreur observée en sortie.

La Figure 9.3 présente l'architecture d'analyse de la performance technique, depuis la phase de pré-traitement réalisée par le module d'extraction d'indicateurs, jusqu'à l'obtention par apprentissage supervisé construit à l'aide d'un RN, des valeurs de performance technique perceptuelles et gestuelles. Deux réseaux de neurones sont utilisés en parallèle, chacun avec les mêmes entrées, mais des sorties désirées (i.e. : les notations expertes) différentes selon qu'il évalue les actions ou les perceptions.

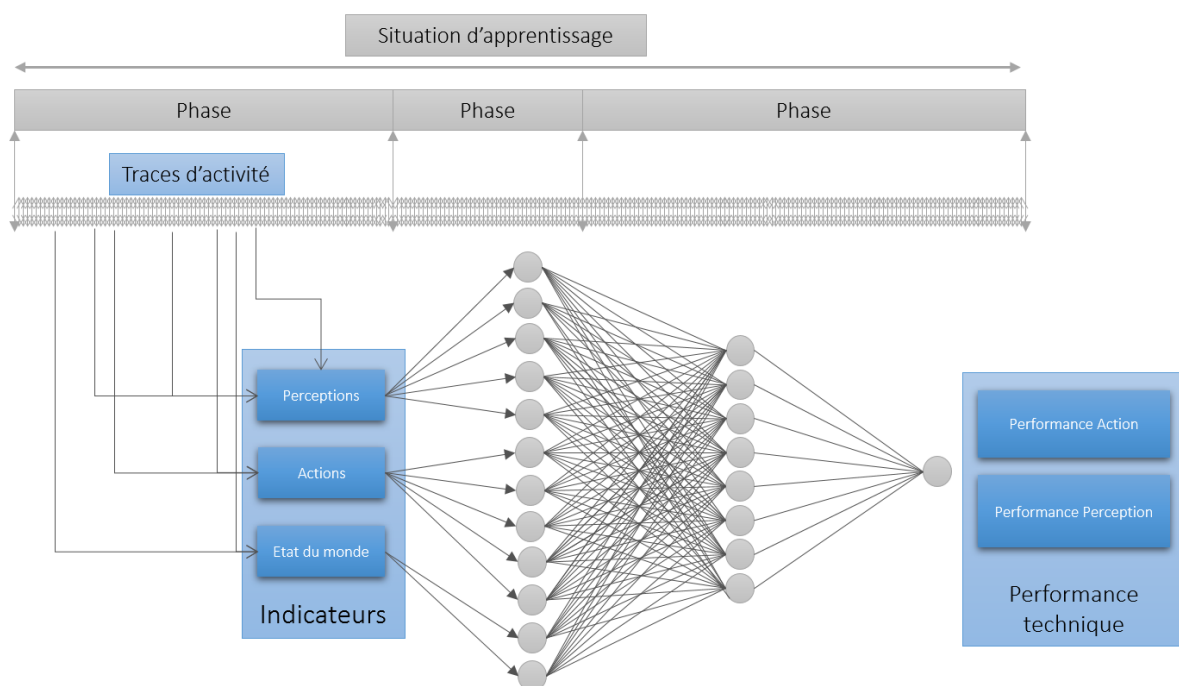


Figure 9.3 : Vue globale de l'architecture d'analyse de la performance technique. Le RN permet de franchir un « gap » sémantique séparant les indicateurs comportementaux de la notion de performance.

Le module d'extraction d'indicateurs permettant de fortement réduire les paramètres d'entrée du RN, les expérimentations qui seront présentées dans le chapitre 13 (page 152) ont été

conduites à l'aide d'un perceptron multicouches, c'est-à-dire un RN où chaque couche de neurones est entièrement connectée à la suivante, possédant 3 couches. La couche d'entrée est constituée de 12 neurones (i.e. : les indicateurs sélectionnés par les experts). La couche « cachée » est constituée de 8 neurones et pointe vers un neurone en sortie. Une fonction d'activation de type « ReLU » (*Rectified Linear Unit*) a été utilisée. En outre, la méthode du « dropout » [Srivastava *et al.*, 2014] a été utilisée : cette méthode consiste à supprimer temporairement et de manière aléatoire certains neurones du réseau, permettant ainsi d'éviter des effets de coadaptation entre neurones et de limiter les effets de sur-apprentissage. La session expérimentations présentera les résultats obtenus sur la base de ce RN, et comparera ses performances avec celles d'autres algorithmes d'apprentissage par régression.

9.4 Synthèse

Dans cette partie, nous avons présenté le module d'analyse de la performance technique, second « étage » de notre architecture hybride pour le diagnostic des CNT en situations critiques. Nous avons d'abord présenté les raisons qui nous ont poussé à introduire la notion de performance technique. Tout d'abord, cette notion permet de fournir une analyse comportementale et située de l'activité de l'apprenant. Ensuite, elle fournit une observation vis-à-vis de la capacité d'un individu à faire face à une situation critique, et à cet effet, détient une information pertinente pour évaluer ses CNT. Nous avons ensuite justifié l'utilisation de *Machine Learning* supervisé pour prédire un score de performance perceptuelle et gestuelle en contexte de situations d'apprentissage, critiques ou de références, détaillé l'architecture du module, et présenté le RN actuellement implémenté pour obtenir ces valeurs.

Dans la section suivante, nous présenterons la dernière couche de notre architecture hybride pour le diagnostic des CNT. Il s'agit d'un réseau bayésien mettant en relation les informations sur la performance technique observée de l'apprenant, les dimensions de criticité, et les éventuels marqueurs non-techniques à disposition, pour réaliser un diagnostic des CNT.

10. Réseau Bayésien pour le diagnostic des compétences non-techniques

10.1 Introduction.....	108
10.2 Les différents types de nœuds	109
10.1.1 Nœuds d'observation « Performance technique ».....	110
10.1.2 Nœuds latents « Performance Variation ».....	111
10.1.3 Nœuds latents comportementaux	113
10.1.4 Nœud d'observation « dimensions de criticité »	114
10.1.5 Nœuds d'observation « marqueurs non-techniques »	114
10.1.6 Nœuds latents « <i>subskills</i> »	115
10.1.7 Nœud « intensité de la criticité »	116
10.1.8 Nœuds « CNT ».....	118
10.1.9 Nœuds « Maîtrise CNT »	118
10.2 Dimension temporelle.....	119
10.3 Limites du réseau bayésien	120
10.4 Conclusion	122

10.1 Introduction

Le réseau bayésien (RB) constitue la couche épistémique de notre architecture (voir Figure 10.1). Il répond à plusieurs objectifs.

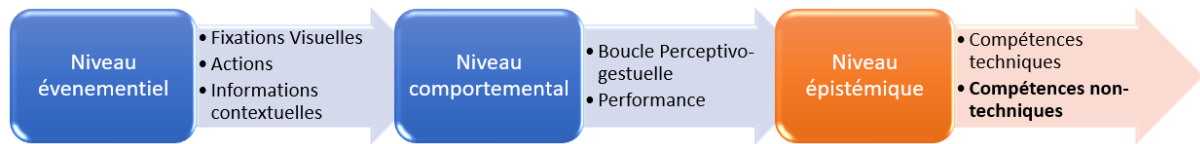


Figure 10.1 : positionnement du RB dans l'architecture hybride. Le RB traite des informations de haut niveau sémantique pour franchir le dernier gap séparant analyse comportementale du diagnostic des CNT.

Le principal objectif est d'expliquer l'activité perceptivo-gestuelle produite par l'apprenant en réponse à la criticité présente dans chaque phase d'une situation d'apprentissage, par l'influence d'une ou plusieurs CNT. Cette tâche de « diagnostic » à proprement parler est à la base de la modélisation de l'apprenant au cours de son évolution lors d'une situation d'apprentissage. Le RB met en relation différents types d'observations sur le comportement de l'apprenant durant chaque phase pour obtenir une estimation sur l'influence des CNT sur les CT de ce dernier. Il s'agit en outre d'un RB centré expert, conçu par suite de discussions avec des psychologues spécialistes des CNT. Sa conception répond de fait à un objectif d'interprétabilité, afin (1) de permettre le renseignement des paramètres à l'aide d'experts du domaine, (2) de fournir un fondement didactique pour la production de rétroactions, par exemple sous la forme de nouvelles situations d'apprentissage ou de debriefs post-situation, et (3) de constituer un outil de modélisation interactif, pour lesquelles les relations hiérarchiques entre variables peuvent être modifiées par les experts en fonction du domaine technique.

Le choix d'utiliser un réseau bayésien vient répondre au fort degré d'incertitude qu'il faut nécessairement prendre en compte pour pouvoir réaliser un diagnostic des CNT appliquées lors de la gestion de situations critiques. Premièrement, les connaissances sur les situations d'apprentissage critiques peuvent permettre à un expert de considérer certains processus cognitifs comme « probablement » responsables d'une action particulière, ou d'une performance technique plus ou moins bonne, mais on a vu que ces liens étaient spécifiques à chaque individu étant donné leur perception de la criticité d'une situation. Deuxièmement, l'analyse de l'activité de l'apprenant possède également un degré d'incertitude ; cette incertitude peut par exemple être issue d'une erreur de prédiction par le module d'analyse de la performance, ou encore due à l'observation d'une performance non-caractéristique de l'état réel des CNT de l'apprenant (par exemple, une situation critique peut avoir été désamorcée par chance, ou au contraire, un apprenant peut avoir échoué à maintenir ses CT durant un certain contexte par malchance). Finalement, il existe un gap sémantique séparant l'analyse comportementale de l'activité de l'apprenant, et les processus cognitifs « cachés » sous-jacents à cette activité. Le RB permet de fournir une explication visible de la façon dont ce gap sémantique est franchi. Etant donné la grande complexité du diagnostic des CNT, et ce même pour des

experts humains observant une activité produite lors de situations très contrôlées, il est crucial de rendre apparents les mécanismes permettant de franchir ce gap afin de valider l'approche.

Les informations obtenues phase après phase permettent de construire le modèle de l'apprenant sur la base d'une approche inspirée du traçage de connaissance. Il s'agit donc d'un RB dynamique. La dynamique du RB répond à deux objectifs. Premièrement, suivre l'évolution des CNT de l'apprenant au fur et à mesure de ses confrontations avec divers contextes plus ou moins critiques, et deuxièmement, accumuler les observations sur ce dernier afin d'améliorer la précision du diagnostic.

Nous présenterons le RB en détails dans ce chapitre. La première partie présente l'architecture générale du RB « statique », c'est-à-dire, de chaque instanciation du diagnostic des CNT dans une phase d'une situation critique. La deuxième partie présente en détails les différents types de nœuds présents dans le RB, en commençant par les nœuds de type « évidence » issus d'observations du comportement de l'apprenant au sein d'une situation d'apprentissage, puis en décrivant les nœuds « latents » qui modélisent le processus d'inférence permettant de faire le lien entre évidence et diagnostic. La troisième et dernière section présente la dimension temporelle du RB.

10.2 Les différents types de nœuds

Notre RB met en relation différents types d'informations pour le diagnostic des CNT, afin de franchir les gaps sémantiques séparant les différentes observations produites sur le comportement de l'apprenant, du niveau épistémique des compétences sous-tendant leur production. De fait, certains nœuds correspondent à des « observations » produites sur l'activité de l'apprenant, tandis que d'autres ont pour objectif d'expliquer ces observations par différents processus cognitifs (voir Figure 10.2). Dans cette partie, nous présenterons tous les types de nœuds constituant notre RB, en « suivant l'ordre des flèches », c'est-à-dire en suivant les relations de causalité reliant, étape par étape, performance technique observée et CNT.

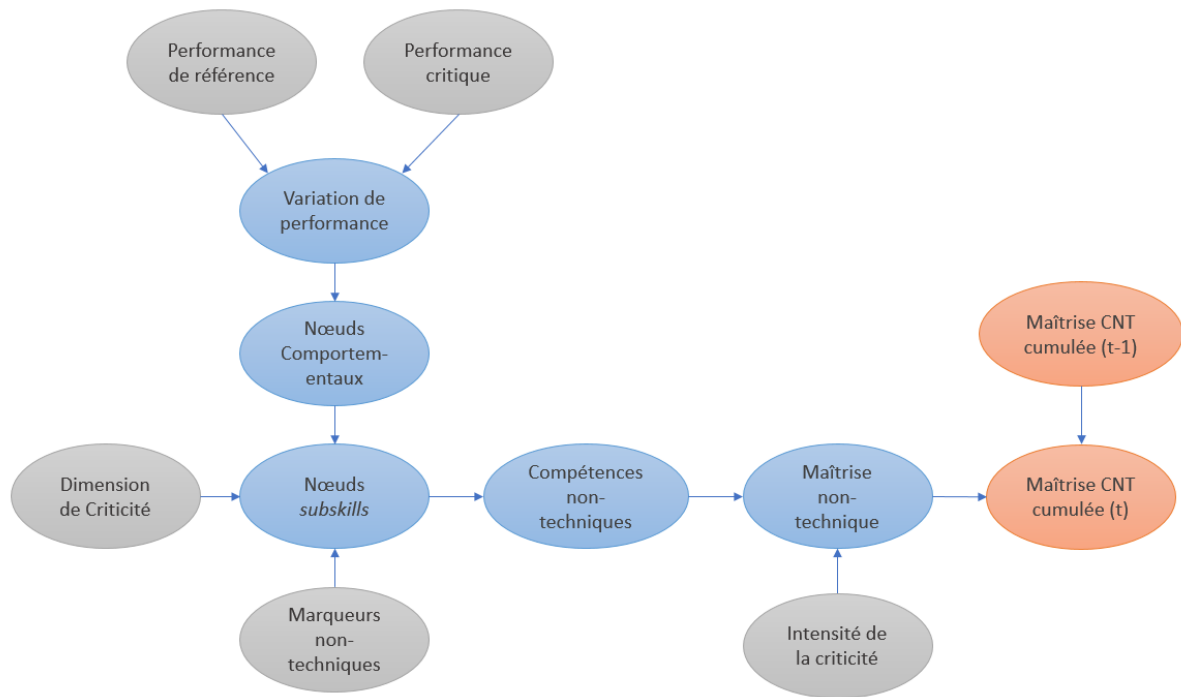


Figure 10.2: méta-vue du réseau bayésien représentant les différents types de nœuds. Les nœuds en gris sont issus d'observations, les nœuds en bleu sont des nœuds « latents » permettant la propagation de l'information jusqu'aux nœuds CNT, les nœuds en orange représentent la dimension temporelle du RB.

10.1.1 Nœuds d'observation « Performance technique ».

Les nœuds les plus en amont du RB sont les nœuds « performance », issus des analyses de la performance technique perceptuelle et gestuelle produites par le module d'analyse de performance. Ils sont au nombre de quatre : deux nœuds représentent les valeurs de référence obtenues pour chaque apprenant lors des situations d'apprentissage de référence, et deux autres nœuds représentent les scores obtenus lors de la situation critique d'apprentissage représentée par cette instance du RB.

Ces nœuds jouent le rôle de ponts entre l'approche numérique du module précédent et le réseau bayésien, qui est une représentation graphique des éléments de connaissance expliquant l'activité observée par les CNT. Nous rappelons que les scores de performance calculés par le module précédent représentent une valeur située sur un continuum allant d'une performance très mauvaise (« faible ») à une performance « niveau expert » (« forte »). Transférée dans l'univers probabiliste des réseaux bayésiens, on choisit de considérer cette information comme observation « de » l'incertitude de la qualité de la performance observée vis-à-vis de celle de l'expert. L'information présente sur ce nœud est donc une forme de *soft evidence*, c'est-à-dire qu'elle représente la *vraisemblance* qu'une information influence les distributions de probabilités de ses postérieurs. L'information issue du module d'analyse de performance est intégrée sous cette forme dans le RB, afin de représenter la performance analysée comme une observation incertaine quant à la proximité d'un événement

observé par rapport à la réalité. Dans notre cas, on choisit de représenter cette information sous cette forme (avec une performance comprise entre 0 et 1) :

$$p(\text{PerformanceObservéeFaible}|\text{PerformanceFaible}) = 1 - \text{norm}(\text{PerformancePredite})$$

Et

$$p(\text{PerformanceObservéeForte}|\text{PerformanceForte}) = \text{norm}(\text{PerformancePredite})$$

Prenons pour illustrer l'exemple d'un apprenant ayant produit une performance de bonne qualité durant une situation critique. Le score obtenu par régression par le module de performance est de 4.25. Cette information sera intégrée dans le réseau bayésien sous forme d'une *soft evidence*. Les valeurs obtenues (pour une performance initialement comprise entre 0 et 5) seront $[5-4.25/5, 4.25/5]$ et donc $[0.15, 0.85]$, ce qui correspond pour cet apprenant, et du point de vue du RB à : « si la performance observée est faible, il y a 15% de chances qu'elle soit réellement faible » et « si la performance observée est forte, il a 85% de chances qu'elle soit réellement forte ». Le transfert de l'évaluation produite par le module de performance sous la forme de probabilités dans un réseau bayésien se fait via un saut sémantique en considérant cette information non pas comme une incertitude vis-à-vis de la nature « faible » ou « forte » de la performance observée, mais comme le degré de vraisemblance qu'une performance observée soit en réalité faible, ou forte. Pour simplifier la propagation de l'information, on considère l'existence d'un nœud invisible supplémentaire représentant l'équiprobabilité concernant une performance « très bonne » ou « mauvaise » de l'apprenant. Vis-à-vis de notre apprenant, cela revient à dire qu'une observation complètement incertaine vis-à-vis de la performance de cet apprenant a 85% de chances d'être en fait une performance « forte » et 15% de chances d'être « faible », et qu'il existe une relation linéaire entre vraisemblance de l'information et incertitude bayésienne quant à la nature « faible » ou « forte » de la performance. Cette hypothèse forte est discutée avec plus de détails dans la partie « limites » de ce chapitre.

10.1.2 Nœuds latents « Performance Variation »

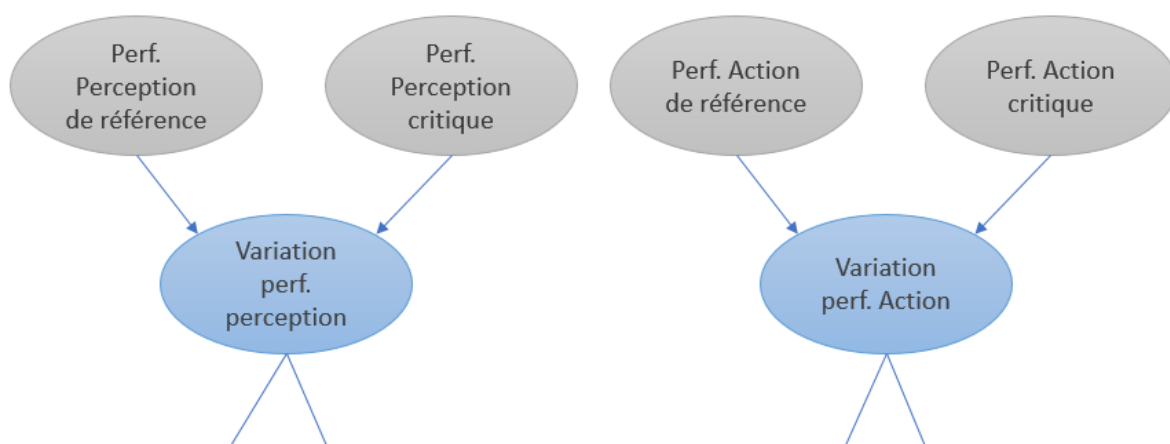


Figure 10.3: représentation des liens entre observations sur les performances, et nœuds latents « performance variation ». Les observations sont représentées en gris, et les nœuds latents en bleu.

Ces nœuds mettent en relation les observations sur les performances techniques en situation d'apprentissage critique, et les observations sur les performances techniques de référence de chaque apprenant. Ils sont au nombre de deux : un nœud pour la modélisation des variations de performance « perceptuelle » et un nœud pour la modélisation des variations de performance « gestuelle » (voir Figure 10.3). Ces nœuds permettent d'extraire l'information sur l'influence des CNT sur les CT lors de la prise en charge d'une situation critique. Face à une situation critique, les CNT ont soit eu un rôle négatif sur les CT ce qui se traduit par une diminution de la performance technique, soit eu un rôle positif sur les CT, ce qui se traduit par un maintien, voir une augmentation de la performance technique. Les tables de probabilités de ces deux nœuds possèdent donc deux valeurs : « diminuée » et « maintenue/augmentée » (Tableau 10.1). Le choix de regrouper « maintenue » et « augmentée » dans une même valeur s'explique, d'une part, par une volonté de limiter la taille des tables de probabilités conditionnelles du RB, et d'autre part, par le fait que le maintien ou l'augmentation de la performance technique face à une situation critique impliquent tous deux une bonne mise en application des CNT.

Nous présentons ici des exemples pour illustrer comment sont renseignées les tables de probabilités conditionnelles de ces nœuds. Considérons un apprenant produisant des performances de très bon niveau lors de situations de référence, ayant donc des performances de référence fortes. Si lors d'une situation critique donnée, cet apprenant produit une performance très mauvaise, alors il y aura de fortes chances qu'il ait rencontré des difficultés à faire face à une augmentation de criticité. Comparativement, un apprenant montrant habituellement des performances de référence plus faibles, sera moins pénalisé s'il produit la même performance que notre premier apprenant lors d'une situation critique : en effet, il y aura davantage d'incertitude sur la façon dont ses CT ont été perturbées lors de la situation critique étant donné qu'elles sont déjà considérées comme étant plus faibles à la base. Le Tableau 10.1 représente le tableau de probabilités conditionnelles de ce nœud latent. Par exemple, une performance en situation critique forte pour des performances de références faibles garantit le fait que la performance technique ait été maintenue ou augmentée, d'où la présence de valeurs de probabilités à 0.99/0.01, tandis qu'une performance forte en situation critique pour un apprenant ayant des performances de références fortes garantit moins certainement cette information, d'où la présence de probabilités moins saillantes (i.e. : 0.8 / 0.2).

perf. Action référence	faible		fort	
perf. Action critique	faible	fort	faible	fort
Maintenue/Augmentée	0.2	0.99	0.01	0.8
Diminuée	0.8	0.01	0.99	0.2

Tableau 10.1: Exemple de table de probabilités conditionnelles du nœud « Performance Variation Actions ».

10.1.3 Nœuds latents comportementaux

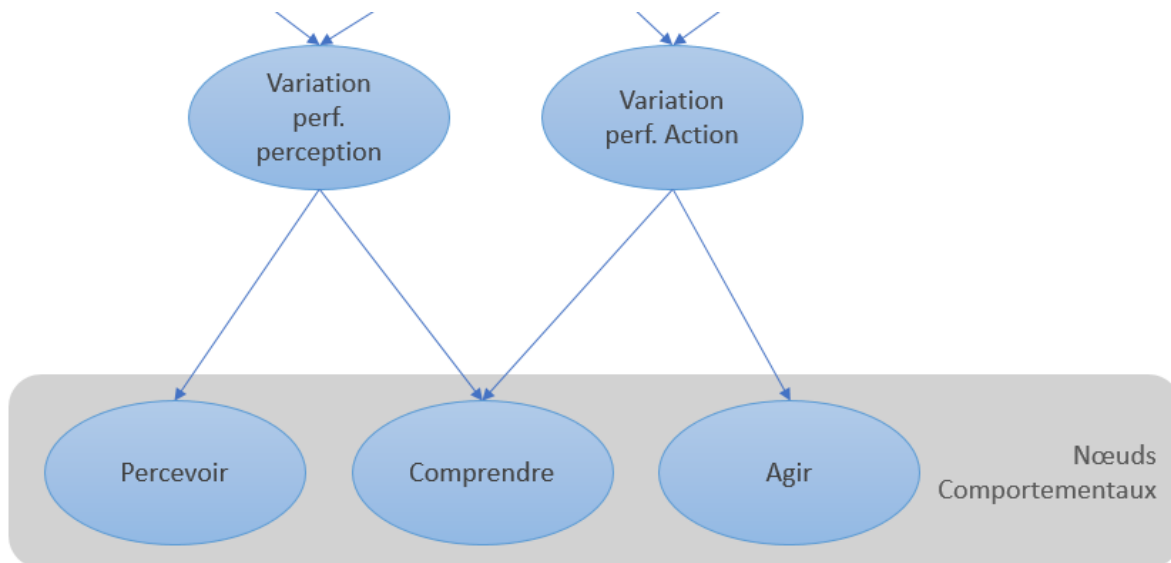


Figure 10.4: représentation des liens entre les variations de performance et les nœuds latents « agir », « comprendre » et « percevoir ».

Ces nœuds (voir Figure 10.4) viennent améliorer la clarté hiérarchique du RB en jouant le rôle d'intermédiaires entre les variations de performance, et le niveau épistémique modélisant les processus mentaux mobilisés par les apprenants pour faire face à la criticité. Ils sont au nombre de trois : « percevoir », « comprendre » et « agir », et peuvent prendre deux valeurs : « aptitude forte » et « aptitude faible ». En plus de contribuer au franchissement du gap sémantique entre niveaux comportementaux et épistémiques, ils rendent la structure du RB plus « lisible » et compréhensible par des experts du domaine, en posant des relations simples entre les variations de performance et la validité des actes et des perceptions produites par l'apprenant.

Premièrement, les nœuds « percevoir » et « agir » viennent représenter une relation d'équivalence entre les variations de performance technique et la qualité des actions et des perceptions produites par un apprenant lors de son expérience d'une situation d'apprentissage critique. Cette relation d'équivalence se traduit par un lien direct de parentalité entre « Performance Variation Perceptuelle » et « Percevoir », et entre « Performance Variation Gestuelle » et « Agir » (voir Tableau 10.2)

Variation perf. Action	MaintenueAug	Diminuee
Aptitude forte	0.999	0.001
Aptitude faible	0.001	0.999

Tableau 10.2 : la relation de quasi-équivalence entre le nœud « Agir » et les variations de performance gestuelle.

Deuxièmement, le nœud « comprendre » vient fusionner les informations provenant des variations de performances perceptuelles et gestuelles au sein d'un même élément. Nous avons nommé ce nœud « comprendre », car son rôle est de faire émerger la notion de processus mental

« caché » comme observable tant dans les perceptions que les actions d'un individu. Il possède pour parents les deux nœuds de variations de performance, et vient estimer la capacité de l'apprenant à bien comprendre la criticité à laquelle il fait face (voir Tableau 10.3). Ce nœud fusionne donc les informations provenant des deux variations de performance observées pour signifier que ce processus « caché » peut être expliqué autant par les variations de performances perceptuelles que les variations de performance gestuelles. Cette relation d'équivalence sur le rôle influenceur des perceptions et des actions sur la compréhension, est une hypothèse formulée en collaboration avec l'expert qui a contribué à l'alimentation des tables de probabilités conditionnelles.

Variation perf. Action	MaintenueAug		Diminuée	
Variation perf. Perception	MaintenueAug	Diminuée	MaintenueAug	Diminuée
Aptitude forte	0.999	0.5	0.5	0.001
Aptitude faible	0.001	0.5	0.5	0.999

Tableau 10.3: Représentation des tables de probabilités conditionnelles du nœud « comprendre ».

10.1.4 Nœud d'observation « dimensions de criticité »

Ce nœud représente la dimension de criticité présente dans la situation d'apprentissage critique. Il peut prendre 6 valeurs différentes, chacune des valeurs étant l'une des dimensions de criticité « pour l'apprentissage des CNT » présentées en partie 2 (Ambiguïté, Dilemme, Imprévisibilité, Nouveauté, Gravité, Charge socio-cognitive). Il s'agit d'un nœud d'observation qui est pour l'instant considéré comme une observation discrète (i.e. : probabilité fixée à 1 pour une dimension et à 0 pour toutes les autres). En d'autres termes, on considère que pour chaque phase d'une situation d'apprentissage donnée, une et une seule dimension de criticité est active. Il joue un rôle clef, car il filtre les *subskills* jugées pertinentes pour expliquer l'activité de l'apprenant au sein d'une situation critique présentant une dimension de criticité particulière. Ainsi, l'exemple du Tableau 10.5 illustre bien ce rôle de filtre : une dimension de criticité « imprévue » ne porte aucune information vis-à-vis du processus d'anticipation de l'information.

10.1.5 Nœuds d'observation « marqueurs non-techniques »

Le projet MacCoy Critical vise à générer dynamiquement des situations critiques caractérisées par la présence d'une dimension de criticité afin de faire progresser les CNT d'un apprenant. On a vu les difficultés que cela posait du point de vue de l'analyse, notamment pour l'extraction de marqueurs comportementaux de l'application d'une CNT, spécifiques à une situation donnée. Cependant, un certain nombre de situations d'apprentissage critiques présentes au sein de l'EVAH font l'objet de travaux visant à permettre l'extraction de ces marqueurs pour l'analyse des CNT par des experts humains, en collaboration avec des psychologues et ergonomes (voir [Barré *et al.*, 2017]). Les « marqueurs non-techniques » identifiés par ce processus de CTA sont des éléments de haut niveau, très précis pour le diagnostic des CNT dans les situations critiques où ils sont pertinents.

L'un des points forts des RB est la capacité à agréger des observations à différents niveaux du modèle, ainsi que la capacité à fonctionner malgré des informations manquantes. Ces deux propriétés

des RB sont particulièrement appropriées dans notre cas, car elles nous permettent d'inclure de façon naturelle ces marqueurs non-techniques en tant qu'observations de haut niveau vis-à-vis de la bonne ou mauvaise application des CNT par l'apprenant. Ces derniers sont donc rattachés aux nœuds « *subskills* », présentés ci-dessous, de la même manière que les éléments issus d'une CTA sont rattachés à ces mêmes *subskills* pour l'évaluation des CNT durant des simulations à grande échelle (voir partie 2.6 page 36). Le Tableau 10.4 présente un exemple de marqueur implémenté pour une situation de conduite caractérisée par la dimension de criticité « ambiguïté ».

Dimension de criticité	Ambiguïté					
	MaintenueAug			Diminuée		
Comprendre	Oui	Non	Non Pertinent	Oui	Non	Non Pertinent
PositionPiedPedaleFrein						
Aptitude forte	0.999	0.3	0.9	0.7	0.001	0.1
Aptitude faible	0.001	0.7	0.1	0.3	0.999	0.9

Tableau 10.4: Exemple de l'influence d'un marqueur non-technique sur la *subskill* « anticiper états futurs ».

Ici, le marqueur identifié correspond au positionnement du pied de l'automobiliste au-dessus de la pédale de frein, ce qui dénote la prise de conscience par l'utilisateur d'un danger potentiel et un comportement anticipatoire. Ce marqueur non-technique influence la *subskill* « anticiper états futurs » : si ce comportement a été observé (marqueur à « Oui »), les chances que l'apprenant ait démontré une aptitude forte à l'anticipation augmentent. Inversement, si ce comportement n'a pas été observé (marqueur à « Non »), il est plus probable qu'il n'ait pas anticipé le risque potentiel. Dans le cas d'une situation moins bien définie pour lequel ce marqueur n'est peut-être pas pertinent, il est renseigné à « non pertinent » et l'information sur le comportement anticipatoire provient donc exclusivement du nœud « comprendre ».

10.1.6 Nœuds latents « *subskills* »

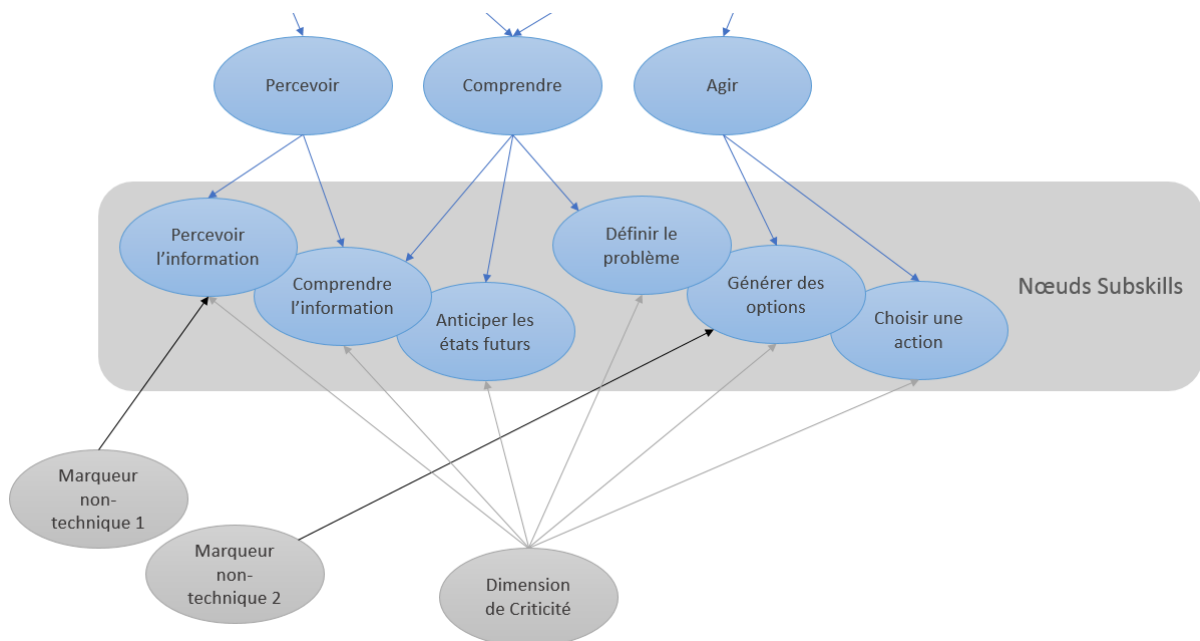


Figure 10.5 : représentation des liens entre les nœuds comportementaux et les nœuds subskills.

Ces nœuds font le lien entre les nœuds comportementaux et les CNT (Figure 10.5). Ils correspondent aux sous-processus cognitifs de CNT tels que définis par Flin *et al.* [Flin *et al.*, 2008] et présentés en parties 2.2 et 2.3 de ce mémoire. La conscience de la situation est ainsi décomposée en trois sous-processus : percevoir l'information, comprendre l'information, et anticiper les états futurs. La prise de décision est également divisée en trois sous-processus : définir le problème, générer des options, et choisir une action. Ces sous-processus représentent chaque CNT par une série d'éléments de plus bas niveau sémantique, pour lesquels il est plus facile de rattacher un comportement spécifique. Ils jouent pour cette raison un rôle crucial dans ce RB, en agrégeant les informations issues des nœuds comportementaux, d'observations quant à la dimension de criticité de la situation critique rencontrée, et d'observations sur la bonne ou mauvaise application de marqueurs non-techniques identifiés par les experts par l'entremise d'une CTA, lors de situations critiques « bien définies ». Ces informations multiples contribuent à faire émerger le, ou les processus cognitifs les mieux à même d'expliquer l'activité de l'apprenant lors d'une situation critique ; cette information est ensuite propagée vers les CNT. Le Tableau 10.5 présente l'exemple du nœud « anticiper les états futurs », dans le cas d'une situation pour laquelle il n'existe pas de marqueurs non-techniques. Leur sémantique est la même que les nœuds comportementaux, ils peuvent donc prendre deux valeurs « aptitude forte » ou « aptitude faible ».

Comprendre	MaintenueAug		Diminuée	
Dimension de criticité	Ambiguïté	Imprévisibilité	Ambiguïté	Imprévisibilité
Aptitude forte	0.9	0.5	0.1	0.5
Aptitude faible	0.1	0.5	0.9	0.5

Tableau 10.5 : représentation des tables de probabilités conditionnelles pour le nœud subskill « anticiper les états futurs ».

Les dimensions de criticité présentées ci-dessus filtrent la quantité d'information transitant par ce nœud, pour le domaine de la conduite automobile. On voit par exemple dans le Tableau 10.5, que dans le cas d'une situation « ambiguë », l'expert a jugé la capacité à anticiper comme cruciale pour le maintien d'un bon niveau technique. Par contre, l'expert a jugé peu important ce même processus face à une situation « imprévisible », car une situation de ce type est par nature impossible à anticiper.

10.1.7 Nœud « intensité de la criticité »

Ce nœud intègre dans le RB une estimation de l'intensité de la criticité présente dans une phase pour chacune des CNT mobilisées dans cette phase. Cette information est utilisée pour modérer le diagnostic des CNT obtenu en fonction de la difficulté estimée de la situation. Il s'agit d'une observation supplémentaire guidant la transition entre les nœuds « diagnostic » et les nœuds « maîtrise ».

L'intégration d'un nœud contenant une estimation de l'intensité de la criticité présente dans un scénario est cruciale afin de pouvoir fournir un jalon pour déterminer si une performance élevée

est due à une progression ou à l'expérience d'un scénario trop facile pour l'apprenant, et inversement de déterminer si une performance très faible peut être expliquée par une déficience majeure des CNT ou au contraire à un scénario beaucoup trop difficile pour lui. L'intensité de la criticité vient donc mettre en relation le diagnostic et le contexte dans lequel il a été effectué et joue par la même un rôle clef dans la mise à jour du modèle de l'apprenant. Ces nœuds peuvent prendre deux valeurs : « intensité faible » ou « intensité forte ».

Pourquoi avoir choisi d'intégrer une information relative à la difficulté d'une situation post-diagnostic des CNT et pas à d'autres emplacements du RB ? Il aurait en effet été possible d'intégrer en lieu et place une notion de « difficulté absolue », située pré-diagnostic, mais cette information ne nous aurait alors pas semblé correctement rendre compte de la nature des situations d'apprentissage proposées, dont la criticité a été conçue avec l'objectif primordial d'être lié à des aspects non-techniques.

Comment ces valeurs sont-elles obtenues ? Deux solutions sont possibles. Une première possibilité est d'acquérir cette information sur la base d'entretiens avec des experts du domaine. L'information possèdera alors un caractère subjectif et un degré d'inexactitude, d'une part, du fait de la nature relative de cette notion aux particularités de chaque apprenant, et d'autre part, du fait de son intégration post-diagnostic des CNT qui bien que plus juste sémantiquement, implique que l'expert soit capable de séparer l'intensité de la criticité « non-technique » de la difficulté absolue de la situation. Une autre solution consiste à acquérir cette information sur la base d'un moyennage des valeurs de diagnostic de chaque CNT (nœuds latents « CNT ») obtenus pour une population d'apprenants suffisamment vaste, et pour la situation d'apprentissage dont il est question. Une faiblesse de cette approche est bien sûr son absence pour les premiers apprenants et son manque de précision potentiel tant qu'un nombre suffisant d'apprenants n'ont pas expérimenté cette situation.

Comment cette information est-elle intégrée au RB ? Tout comme les nœuds de performance technique, cette observation est intégrée sous la forme d'une *soft evidence*. La valeur d'intensité de la criticité, telle qu'estimée par moyennage des différents scores de diagnostics, ou par l'entremise de la notation d'un expert sur une échelle allant de « très faible » à « très forte » est dans un premier temps normalisée entre 0 et 1. Les valeurs sont ensuite intégrées aux deux nœuds d'une manière similaire à l'intégration des informations sur la performance technique. De fait, leur sens exact au sein du RB est le suivant :

$$[p(\text{IntensitéCriticitéObservéeForte}|\text{IntensitéCriticitéForte}), \\ p(\text{IntensitéCriticitéObservéeFaible}|\text{IntensitéCriticitéFaible})]$$

Et prennent pour valeur :

$$p(\text{IntensitéCriticitéObservéeForte}|\text{IntensitéCriticitéForte}) = 1 - \text{norm}(\text{IntensitéCriticitéEstimée})$$

Et

$$p(\text{IntensitéCriticitéObservéeFaible}|\text{IntensitéCriticitéFaible}) = \text{norm}(\text{IntensitéCriticitéEstimée})$$

Le rôle de ce nœud, les choix faits pour permettre son intégration, et les conséquences de l'imprécision de cette mesure, sont discutés avec détails dans la partie « expérimentations » se focalisant sur le RB (partie 15.3.4, page 180).

10.1.8 Nœuds « CNT »

Ces nœuds proposent une estimation de l'influence qu'ont eu les CNT sur l'activité technique de l'apprenant, en regroupant les informations issues des différents nœuds *subskills* (voir Figure 10.6). Ils peuvent prendre deux valeurs : « influence positive » et « Influence négative ».

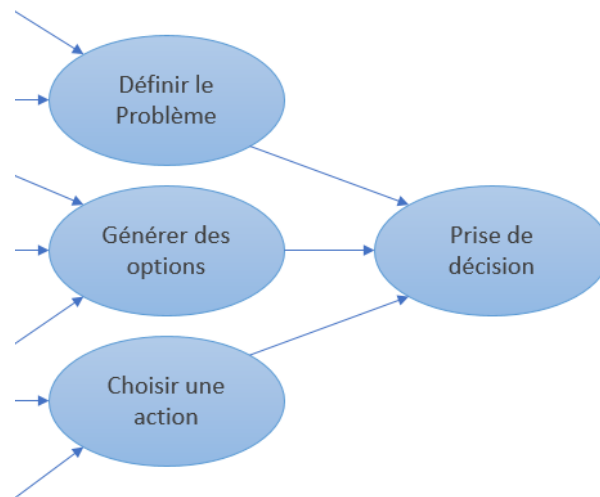


Figure 10.6 : Représentation des liens entre les subskills de la prise de décision et le nœud CNT éponyme. Les mêmes liens existent entre les subskills de la conscience de la situation et le nœud CNT correspondant.

En outre, nous avons considéré que chaque *subskill* avait une influence équivalente sur la CNT pour laquelle elle est un sous-processus, ce qui s'est traduit par la représentation des probabilités conditionnelles d'influence positive ou négative des CNT sur la gestion de la criticité par l'apprenant, comme représentée dans le Tableau 10.6.

Prise de décision						
Définir le problème	Aptitude Forte				...	Aptitude Faible
Générer des options	Aptitude Forte		Aptitude Faible		...	Aptitude Faible
Choisir une action	Aptitude Forte	Aptitude Faible	Aptitude Forte	Aptitude Faible	...	Aptitude Faible
Influence Positive	0,99	0,7	0,7	0,3		0,01
Influence Négative	0,01	0,3	0,3	0,7		0,99

Tableau 10.6 : Représentation des tables de probabilités conditionnelles pour le nœud « prise de décision ».

10.1.9 Nœuds « Maîtrise CNT »

Ces nœuds permettent de tenir compte de l'intensité de la criticité pour le diagnostic des CNT. Ils viennent modérer le diagnostic réalisé au niveau des nœuds CNT, étant donné l'observation d'intensité de la criticité (voir Figure 10.7). Ils constituent le résultat « final » de chaque étape du diagnostic. Leur rôle est crucial dans la construction du modèle de l'apprenant : en contextualisant l'influence des CNT par rapport à l'intensité de la criticité, ils contribuent à estimer la progression de

ce dernier dans la durée. Le rôle de ces nœuds « maîtrise », et l'apport de l'information de l'intensité de la criticité pour estimer l'évolution des CNT d'un apprenant dans la durée sont discutés en détails dans la partie 14 (page 178), section expérimentations de ce mémoire.

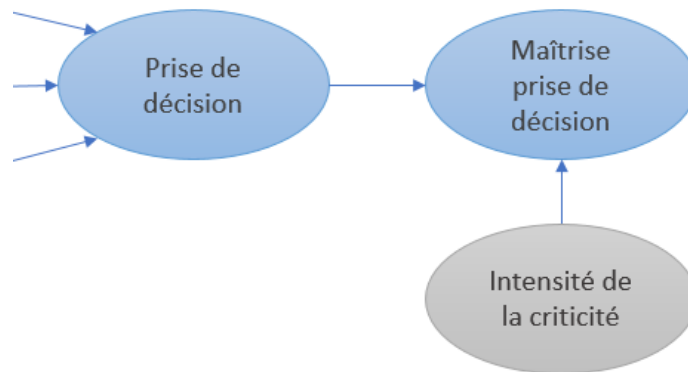


Figure 10.7 : Représentation des liens entre la CNT « prise de décision » et sa version « maîtrise », qui modère la valeur obtenue en tenant compte de l'intensité de la criticité de la situation à laquelle l'apprenant était confronté.

10.2 Dimension temporelle

Chaque nœud « maîtrise CNT » est relié à un nœud « maîtrise cumulée ». Les nœuds « maîtrise cumulée » représentent la dimension temporelle du RB. Ils sont reliés les uns aux autres par une hypothèse markovienne d'ordre 1, comme représenté dans la Figure 10.8. Ces nœuds constituent le modèle de l'apprenant à proprement parler, en ce sens qu'ils permettent de tracer l'évolution des CNT de l'apprenant sur la durée, au fur et à mesure de ses confrontations avec un nombre croissant de situations d'apprentissage critiques. Ces nœuds oscillent entre deux valeurs possibles « maîtrise faible » et « maîtrise forte ».

Chaque nouvelle information obtenue à (t) à propos de l'influence des CNT sur l'activité de l'apprenant met à jour ces nœuds, en tenant compte de leurs valeurs à $(t-1)$. Les tables de probabilités conditionnelles de ces nœuds sont remplies de manière à effectuer un compromis entre l'influence du passé sur le présent, et le degré d'information contenu dans chaque nouvelle itération du diagnostic.

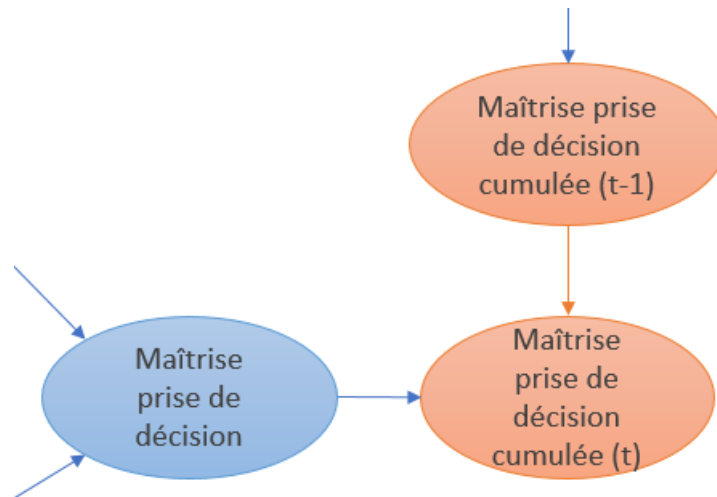


Figure 10.8 : Représentation de la dimension temporelle du RB pour le nœud « prise de décision ».

Une grande part de la complexité de ce processus revient à déterminer l'influence que doit avoir chaque nouvelle observation sur le modèle de l'apprenant. Dans le cas où le présent possède une influence forte (ce qui se traduit par le nœud « maîtrise CNT » influençant plus fortement le nœud « maîtrise_cumulée_CNT(t) » que « maîtrise_cumulée_CNT(t-1) »), le modèle de l'apprenant évolue de manière importante à chaque nouvelle itération temporelle. Il est donc potentiellement plus réactif à la progression observée à (t), mais en contrepartie, plus sensible aux erreurs de diagnostic. Inversement, dans le cas où le passé a plus d'importance que le présent, le modèle de l'apprenant se montrera plus robuste face à l'erreur, mais moins réactif pour tenir compte de l'évolution « réelle » de l'apprenant. Dans notre cas (Tableau 10.7), nous avons choisi de légèrement favoriser le passé face au présent pour l'évolution du modèle de l'apprenant.

Maîtrise prise de décision	Influence positive		Influence négative	
Maîtrise cumulée prise de décision	MaitriseForte	MaitriseFaible	MaitriseForte	MaitriseFaible
MaitriseForte	0.999	0.45	0.55	0.001
MaitriseFaible	0.001	0.55	0.45	0.999

Tableau 10.7 : table de probabilité conditionnelle pour le nœud « maîtrise cumulée prise de décision »

10.3 Limites du réseau bayésien

Les travaux effectués au niveau du RB possèdent plusieurs limites que nous présentons dans cette partie.

Premièrement, il est difficile de valider sa précision pour toute situation générée dynamiquement, et pour laquelle aucun marqueur comportemental produit sur la base d'une CTA n'a pu être identifié. En effet, le caractère mal-défini du domaine rend particulièrement complexe une telle analyse ; cette tâche se situe hors du domaine de compétences des experts d'un domaine, et nécessiterait une comparaison avec les résultats d'une analyse de tâches cognitives produite par des experts collaborant avec des spécialistes des CNT pour faire émerger des marqueurs non-techniques

susceptibles de fournir une information de haut niveau sur l'influence positive ou négative d'une CNT. En outre, analyser la précision du diagnostic nous paraît peu pertinente dans notre cadre, car l'un des intérêts de l'utilisation d'un RB est justement d'assister l'expert dans son diagnostic, en fournissant une plateforme de visualisation des liens entre CT, marqueurs non-techniques, et CNT, paramétrable en fonction des hypothèses posées sur le rôle des CNT dans un domaine. Sa précision serait donc directement relative aux capacités de l'expert à diagnostiquer les CNT dans un domaine ; son erreur également relative aux conceptions de l'expert.

Deuxièmement, plusieurs hypothèses réductrices sont faites lors de la modélisation des nœuds de type *soft evidence*. En effet, on considère qu'une valeur numérique d'évaluation de performance comprise entre 0 et 5 peut être transcrite par normalisation sous la forme d'une probabilité comprise entre 0 et 1 ; cela revient à dire qu'il y a une relation linéaire entre niveau de performance et probabilité de performance vis-à-vis de l'expert, une hypothèse forte que nous n'avons pas pu vérifier. Cela se traduit par la sommation à 1 des probabilités de type *soft evidence* des nœuds de performance. Il serait intéressant d'analyser plus en détails les liens entre la notion de performance telle qu'obtenue par une approche d'apprentissage supervisée, et la probabilité de performance experte du point de vue bayésien. Cela revient à s'interroger sur la signification de la performance experte en situation critique et donc aux moyens de compenser un éventuel manque de précision de la valeur prédite par le module d'analyse de performance. Le problème se pose également pour la notion de difficulté où une valeur graduelle est à l'heure actuelle modélisée sous la forme de probabilités sommant à 1.

Finalement, une dernière limite est associée à la structure choisie du RB. Certaines assumptions d'indépendance entre variables sont faites qui méritent d'être discutées. Par exemple, on considère l'indépendance conditionnelle entre les nœuds *subskills* étant donné les nœuds comportementaux. Il s'agit d'une simplification discutable d'un point de vue théorique. En effet, on a vu dans la partie 2 de ce mémoire que ces *subskills* possédaient des liens entre eux. Par exemple « percevoir l'information » peut être considérée comme une condition *sine-qua-none* à « interpréter et comprendre l'information ». En faisant cette hypothèse simplificatrice, le RB estime que l'une ou l'autre de ces *subskills* en particulier, joue un rôle prépondérant dans la gestion d'une dimension de criticité. Par exemple, dans le cadre d'une situation présentant une dimension de criticité de type ambiguë, on considère que la difficulté centrale se situe dans l'interprétation et la compréhension d'une information plutôt que dans la perception de cette information, ou l'anticipation. Notons cependant que puisque les nœuds comportementaux ne sont pas des observations « dures » mais sont eux-mêmes inférés, les nœuds *subskills*, s'influencent quand même les uns les autres. Prenons pour exemple le cas d'une situation ambiguë pour laquelle on possède des marqueurs non-techniques rattachés au processus de « compréhension », identifié par les experts comme majeur pour désamorcer ce type de criticité. Un apprenant avec une variation de performance technique forte aura tendance à voir son nœud « compréhension » tendre fortement vers « Aptitude Faible », tandis que les autres nœuds seront plus proches de l'équiprobabilité. Si maintenant, un marqueur NT de la compréhension a été observé comme bien appliqué par l'apprenant, la probabilité que son *subskill* « compréhension » ait dénoté une aptitude forte augmente, et par la même occasion, le RB en

déduit que la forte variation de performance technique observée est plutôt due à un déficit de perception ou d'anticipation.

10.4 Conclusion

Nous avons mis en place un réseau bayésien pour permettre le diagnostic des CNT d'un apprenant lors de chaque phase d'une situation d'apprentissage critique. Ce RB est par ailleurs dynamique, ce qui permet d'une part, de suivre l'évolution des compétences de l'apprenant sur la durée, et d'autre part, d'améliorer l'estimation des compétences par l'accumulation d'observations sur le comportement d'un apprenant.

Ce RB agrège plusieurs connaissances sur les situations d'apprentissage rencontrées. La notion de dimension de criticité, en particulier, permet de mettre en lumière la prédominance de certains processus cognitifs (les *subskills*) dans l'interprétation de l'activité de l'apprenant du point de vue des CNT. Les marqueurs non-techniques, indicateurs de haut niveau de l'application de CNT, bien qu'optionnels, jouent un rôle prépondérant dans l'interprétation de cette activité.

Plusieurs limites ont été relevées, ayant trait (1) aux difficultés de valider la précision du RB pour les situations « peu définies », pour lesquelles on ne possède pas de marqueurs non-techniques, ce qui nous a poussé à focaliser nos expérimentations sur la « robustesse » du RB face à l'erreur en entrée plutôt que sur une mesure de précision (voir partie 13.3, page 160), (2) aux difficultés à caractériser les liens entre des valeurs issues d'une analyse de performance et la notion de proximité probabiliste entre cette performance et celle de l'expert et (3) à certaines hypothèses d'indépendance entre variables, faites afin d'améliorer l'efficacité du RB.

Malgré ces limites, le RB peut tracer l'évolution des CNT de l'apprenant sur la durée. Ce suivi de l'évolution de l'apprenant au cours de son exploration de différents types de criticité joue bien le rôle escompté de guide didactique pour l'adaptation scénaristique. Nous verrons dans le chapitre suivant comment les informations accumulées graphiquement sur l'apprenant permettent de guider le processus de prise de décision pour la génération de nouveaux scénarios.

CONTRIBUTIONS POUR LE MODULE PEDAGOGIQUE

11. Module pédagogique pour le choix de nouveaux scénarios

11.1	Présentation générale des objectifs de l'approche.....	125
11.2	Hypothèses sur les situations d'apprentissage	126
11.2.1	Connaissances à disposition sur les situations d'apprentissage	126
11.2.2	Répétition des situations d'apprentissage	127
11.3	Filtrage des scénarios pertinents sur la base de l'intensité estimée	128
11.3.1	Objectifs et justification	128
11.3.2	Filtrage par union	128
11.3.3	Filtrage par harmonisation	129
11.3.4	Filtrage par intersection	130
11.3.5	Conclusion	131
11.4	Personnalisation du choix des scénarios : approche par bandit manchots	132
11.4.1	Objectifs et Justification	132
11.4.2	Définition du problème du bandit manchot	132
	Description du problème du bandit manchot.....	132
11.4.3	Application à la sélection d'actions pédagogiques	133
	Choix d'une fonction de récompense	133
11.5	Synthèse	135

Dans ce chapitre, nous présentons l'approche choisie pour la génération de nouvelles situations d'apprentissage. Nous sommes partis du principe que l'efficacité de notre EVAH pour l'apprentissage des CNT dépendait majoritairement de ses capacités à construire un voyage à travers la criticité adapté aux caractéristiques uniques de chaque apprenant et à leur évolution dans la durée. Une partie centrale de l'approche consiste donc en la production de décisions permettant de sélectionner les situations d'apprentissage les plus à même de répondre aux besoins uniques de chaque apprenant en termes d'expériences permettant la progression des CNT.

Cette partie détaille les choix conceptuels pour la construction d'un tel module. Ce module combine, d'une part, un module de filtrage des situations pertinentes, construit à partir du modèle de l'état des compétences de l'apprenant, et d'autre part, le choix d'une situation d'apprentissage parmi celles filtrées *via* une approche par renforcement, conçue pour tenir compte de l'incertitude présente dans le diagnostic de l'apprenant et le modèle qui en découle.

La partie est séparée ainsi. La première section présente l'approche de manière générale. La deuxième section présente les hypothèses sur les situations d'apprentissage à partir desquelles le module pédagogique est construit. La troisième section détaille le module de filtrage des scénarios pertinents et les différentes options de filtrage à disposition. La quatrième et dernière section présente le fonctionnement de l'algorithme *bandit manchot* utilisé pour sélectionner une situation parmi celles filtrées, construit sur la base d'une fonction de récompense utilisant des informations issues du modèle de l'apprenant pour estimer le gain d'apprentissage fourni par chaque situation, tout en tenant compte des éventuels risques causés par le caractère incertain du diagnostic de l'apprenant. Nous concluons par une synthèse présentant une vue globale de l'architecture du module.

11.1 Présentation générale des objectifs de l'approche

L'approche d'apprentissage « par la pratique » des CNT, lorsque transférée dans un EVAH, pose deux verrous fondamentaux auxquels il faut répondre. Premièrement, il faut que l'intensité de la criticité proposée soit adaptée au niveau de l'apprenant. En effet, si cette intensité est trop faible, la situation ne sera pas assez critique pour l'apprenant et il sera donc à même de la résoudre sur la simple base de ses compétences techniques. Inversement, si l'intensité est trop élevée, l'apprenant échouera même en ayant mobilisé correctement ses compétences non-techniques, et donc sans pouvoir comprendre leur rôle. Il s'agit d'un problème difficile, car les connaissances sur les situations d'apprentissage sont limitées, et que chaque apprenant peut potentiellement réagir de manière très différente à une dimension de criticité, et ce même s'ils ont le même « niveau non-technique » initial. Deuxièmement, il faut que les particularités de chaque apprenant soient prises en compte. En effet, le seul modèle de l'apprenant ne permet pas de prédire si une situation d'apprentissage sera efficace pour ce dernier ou non. Il existe trop d'artefacts non modélisés influençant la notion de « succès » ou « d'échec ». Par exemple, la personnalité de l'apprenant peut jouer un rôle, sans pour autant qu'elle soit renseignée dans le modèle de l'apprenant : un apprenant prudent pourrait ainsi avoir des facilités à gérer des dimensions de criticité de type « ambiguïté » ou « imprévisibilité », mais s'avérer moins bon qu'un apprenant plus « téméraire » ayant par ailleurs le même niveau non-technique, lors de

situations de type « dilemme » ou « sévérité ». Troisièmement, il faut compte de l'incertitude, voire du des erreurs potentielles présentes dans le diagnostic qui peuvent avoir des conséquences néfastes sur le choix d'une situation d'apprentissage adaptée à l'apprenant : un module pédagogique doit donc comporter un certain nombre de garde-fous pour compenser ces erreurs éventuelles. Finalement, le choix d'une technique plutôt qu'une autre pour la prise de décision pédagogique possède des contraintes de conception qui lui sont propres et qu'il faut considérer.

Notre module pédagogique cherche à répondre à ces différents verrous. Il combine (1) un module de filtrage, qui compare les connaissances à disposition sur l'apprenant et sur les situations d'apprentissage pour présélectionner celles présentant une intensité de la criticité compatible avec l'état des compétences non-techniques de l'apprenant, et (2) un algorithme d'apprentissage par renforcement de type bandit-manchot (MAB pour *multi-armed bandit*) explorant ou exploitant une situation parmi celles mises à disposition par le module de filtrage, à même de tenir compte d'éléments non-modélisés dans le modèle de l'apprenant dans la construction d'un parcours pédagogique adapté à chaque apprenant, tout en intégrant plusieurs mécanismes de résilience face à l'incertitude du diagnostic. En particulier, la capacité du MAB à tenir compte d'aspects extérieurs au modèle de l'apprenant fournit une réponse au problème mal défini du couplage entre l'apprenant et la criticité, en le traduisant en un problème d'exploration et d'exploitation : le MAB doit dans un premier temps acquérir des connaissances sur l'efficacité des situations d'apprentissage étant donné la nature unique de chaque apprenant, pour ensuite exploiter les situations produisant les meilleurs résultats vis-à-vis de l'acquisition de CNT de ce dernier. Ce processus est par ailleurs dynamique, car l'évolution des CNT de l'apprenant conditionne également l'efficacité des situations d'apprentissage.

Vis-à-vis de nos hypothèses initiales, le module pédagogique mis en place symbolise un processus enactif de transformation mutuelle entre l'EVAH et l'apprenant : le STI modifie ses choix scénaristiques à mesure qu'il acquiert des connaissances sur les situations et leur efficacité relative à l'apprenant (via l'apprentissage par renforcement), et l'apprenant se transforme en acquérant des connaissances sur les CNT. Par ailleurs, la présence d'un modèle de l'apprenant contribue à renforcer l'efficacité de ce processus, en contrôlant préalablement l'espace d'exploration du MAB.

11.2 Hypothèses sur les situations d'apprentissage

Dans cette section, nous détaillerons les connaissances sur les situations d'apprentissage que l'on considérera à disposition du module pédagogique. Nous expliquerons ensuite les raisons qui nous poussent à considérer une situation d'apprentissage comme utilisable plusieurs fois dans le cadre de notre domaine d'étude.

11.2.1 Connaissances à disposition sur les situations d'apprentissage

On considère une situation d'apprentissage comme caractérisée par deux éléments : sa dimension de criticité, et l'intensité de sa criticité vis-à-vis de chaque CNT (i.e. : intensité de la criticité pour la conscience de la situation, intensité de la criticité pour la prise de décision). Il s'agit des observations sur les situations incluses dans le réseau bayésien (RB) et guidant le diagnostic des CNT.

Le module de filtrage fonctionne en comparant l'état estimé des CNT de l'apprenant à (t) (valeurs des nœuds « maîtrise cumulée » du RB à (t)) aux valeurs d'intensité de la criticité de cette même CNT pour chaque situation. Ces valeurs sont comprises entre 0 et 1 et sont incluses dans le RB sous la forme de *soft evidence*, tel que décrit dans la partie 10.2.8 (page 116). Une hypothèse d'équivalence des échelles de mesures est faite entre l'intensité de la criticité et le niveau de l'apprenant. Un intervalle est ensuite sélectionné pour déterminer l'éloignement « maximal » de l'intensité de la criticité par rapport au niveau estimé de l'apprenant.

Par exemple, si un apprenant est caractérisé à (t) par un niveau de maîtrise cumulée de conscience de la situation de cette sorte :

$$[p(\text{MaitriseCumuleeConscienceSituation}_{\text{Forte}} = 0.6), \\ p(\text{MaitriseCumuleeConscienceSituation}_{\text{faible}} = 0.4)]$$

Un filtrage par union, présenté dans la section suivante, pourrait sélectionner les situations ayant pour caractéristiques :

$$p(\text{IntensiteCriticiteeObserveeForte} | \text{IntensiteCriticiteeForte}) \in [0.6 - k; 0.6 + k]$$

Où k est une valeur déterminant à quel point l'intensité de la criticité peut être éloignée de l'état de l'apprenant avant d'être considérée comme inadaptée. Ce même processus est appliqué sur une ou plusieurs des CNT, en fonction du type de filtrage.

11.2.2 Répétition des situations d'apprentissage

Il existe un intérêt à « exploiter » un nombre répété de fois des situations présentant le même ordre de difficulté et la même dimension de criticité, en les proposant plusieurs fois à l'apprenant. Du point de vue de l'apprenant, cette répétition lui donne plusieurs occasions de mobiliser ses CNT de manière appropriée face à une situation présentant ces caractéristiques. Du point de vue de l'EVAH, cette répétition fournit des informations plus robustes pour quantifier la progression de l'apprenant.

Ce processus de répétition doit cependant tenir compte des effets d'apprentissage extérieurs à l'amélioration des CNT. En effet, générer deux fois exactement la même situation peut avoir des conséquences négatives, à nouveau tant pour l'EVAH que pour l'apprenant. Pour l'apprenant, l'effet de répétition pourrait diminuer le caractère immersif de l'expérience au sein du simulateur. Pour l'EVAH, cette répétition pourrait entraîner des effets de bord vis-à-vis de l'apprentissage (i.e. : puisque l'apprenant a déjà fait face à ce contexte précis, il sait à quoi s'attendre ce qui réduit la criticité de la situation et fausse donc le diagnostic).

Un moyen de contrôler ces effets négatifs, tant pour l'apprenant que pour l'EVAH, est de pouvoir générer des situations d'apprentissage présentant des caractéristiques similaires tant du point de vue de l'intensité de la criticité que de la dimension de criticité, dans des contextes différents. Cette capacité « d'orchestration scénaristique » de l'EVAH permettant de formaliser le processus de génération de situations critiques pour les faire apparaître dans des contextes variés a fait l'objet de

travaux de recherche parallèles à cette thèse [Benabbou, 2018], majoritairement dans le cadre des situations présentant un dilemme ou un caractère ambigu. Dans cette partie et dans les expérimentations qui suivront, nous considérerons que ces travaux ont été appliqués et sont opérationnels pour toute dimension de criticité. Nous ferons en outre l'hypothèse que l'apparition d'une même situation d'apprentissage dans des contextes différents ne modifie pas l'intensité de sa criticité. Par exemple, l'apparition d'un piéton dissimulé par un obstacle restera considérée comme une situation présentant la dimension de criticité « imprévisibilité », qu'il s'agisse d'un joggeur ou d'un enfant, et quel que soit l'élément du monde le dissimulant. Du fait de cette hypothèse, nous considérerons comme acceptable de proposer une même situation d'apprentissage plusieurs fois à un apprenant, le changement de contexte permettant de contrôler les effets d'apprentissage dus à sa répétition.

11.3 Filtrage des scénarios pertinents sur la base de l'intensité estimée

11.3.1 Objectifs et justification

Une première étape cruciale consiste à générer des situations possédant un degré de criticité adapté aux CNT de l'apprenant. Le modèle de l'apprenant nous fournit une estimation continue du niveau de compétences d'un apprenant, suite à une succession d'observations de ses capacités à affronter des situations plus ou moins critiques. Etant de nature dynamique, il peut, en plus d'effectuer un diagnostic, estimer les performances que devrait produire à (t+1) un apprenant lorsque confronté à une situation plus ou moins critique, étant donné ses compétences estimées à (t). Cette capacité de prédiction nous permet de mettre à contribution le modèle de l'apprenant afin de filtrer les situations d'apprentissage ayant une intensité de la criticité « acceptable » étant donné les compétences de l'apprenant.

En plus d'être une première étape garantissant la pertinence d'une situation d'apprentissage par rapport au niveau non-technique estimé d'un apprenant, ce filtrage permet de limiter la sélection d'actions pédagogiques (PAS) à un nombre restreint de situations plausibles, et donc de simplifier le dilemme d'exploration/exploitation, ce qui est capital pour permettre au MAB de converger dans des délais raisonnables. Par ailleurs, il est possible d'adapter le type de filtrage en fonction des intentions didactiques privilégiées par le STI. Les sections suivantes de cette partie présentent les différents types de filtrage qu'il est possible d'implémenter.

11.3.2 Filtrage par union

Ce type de filtrage sélectionne les scénarios jugés pertinents en termes de difficulté vis-à-vis de chaque CNT, indépendamment de leur pertinence pour une autre CNT ; cela consiste donc à faire l'union entre chaque compétence représentée dans le modèle de l'apprenant. En utilisant cette approche, on garantit l'existence de scénarios « valides », que l'apprenant ait un niveau homogène pour chaque CNT, ou au contraire qu'il présente de grosses disparités entre ses CNT. En contrepartie,

cette approche tend à favoriser les « points forts » de chaque apprenant au risque d'en négliger les points faibles. Ainsi, un apprenant acquérant plus facilement la conscience de la situation que la prise de décision aura tendance à rencontrer plus de situations mobilisant cette première compétence, étant donné le gain pour l'apprentissage. Cette approche est représentée graphiquement dans la Figure 11.1.

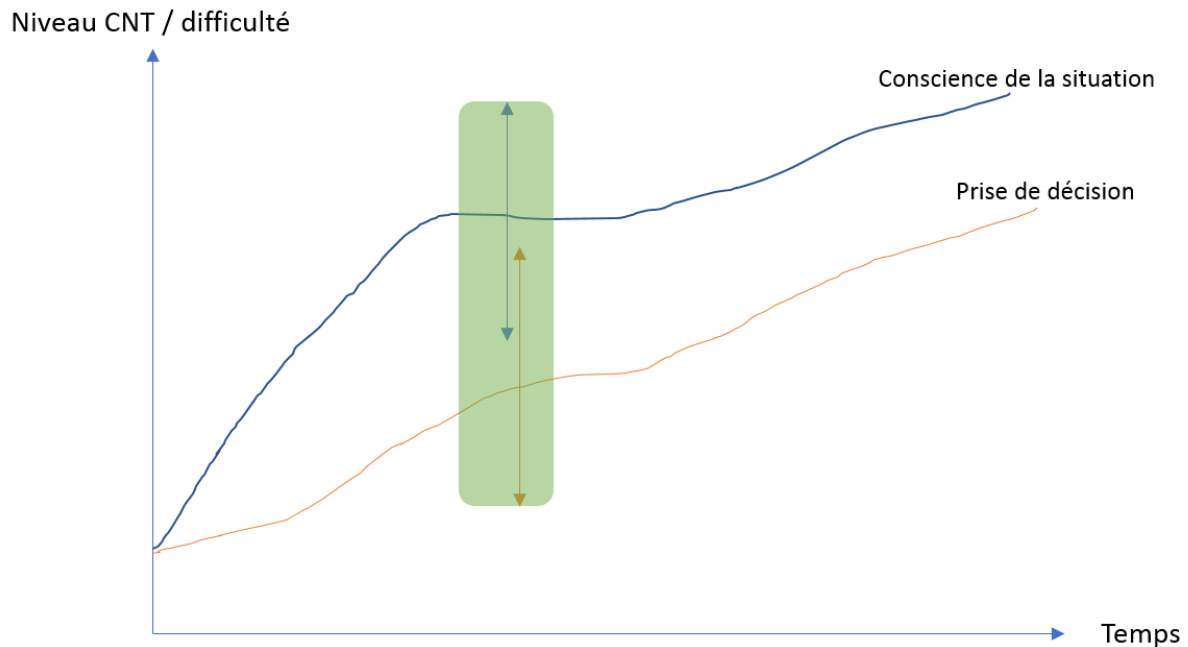


Figure 11.1: représentation du filtrage par union. Les scénarios « sélectionnables » sont ceux qui sont d'une difficulté adaptée pour l'une ou l'autre des CNT, sans prise en compte des potentielles disparités entre ces dernières.

11.3.3 Filtrage par harmonisation

Ce type de filtrage sélectionne uniquement les situations pertinentes du point de vue de la CNT la plus faible. Il cherche donc à harmoniser les CNT de l'apprenant comme base à la progression de l'ensemble. Cette approche permet de rendre compte des liens forts rejoignant conscience de la situation et prise de décision en considérant que l'une de ces CNT ne peut pas progresser sans tenir compte de l'autre. Elle est illustrée par la Figure 11.2. En contrepartie, un apprenant rencontrant des disparités fortes entre chacune de ses CNT se verra proposer des situations ciblant quasi exclusivement ses points faibles, ce qui peut s'avérer démotivant pour l'apprentissage.

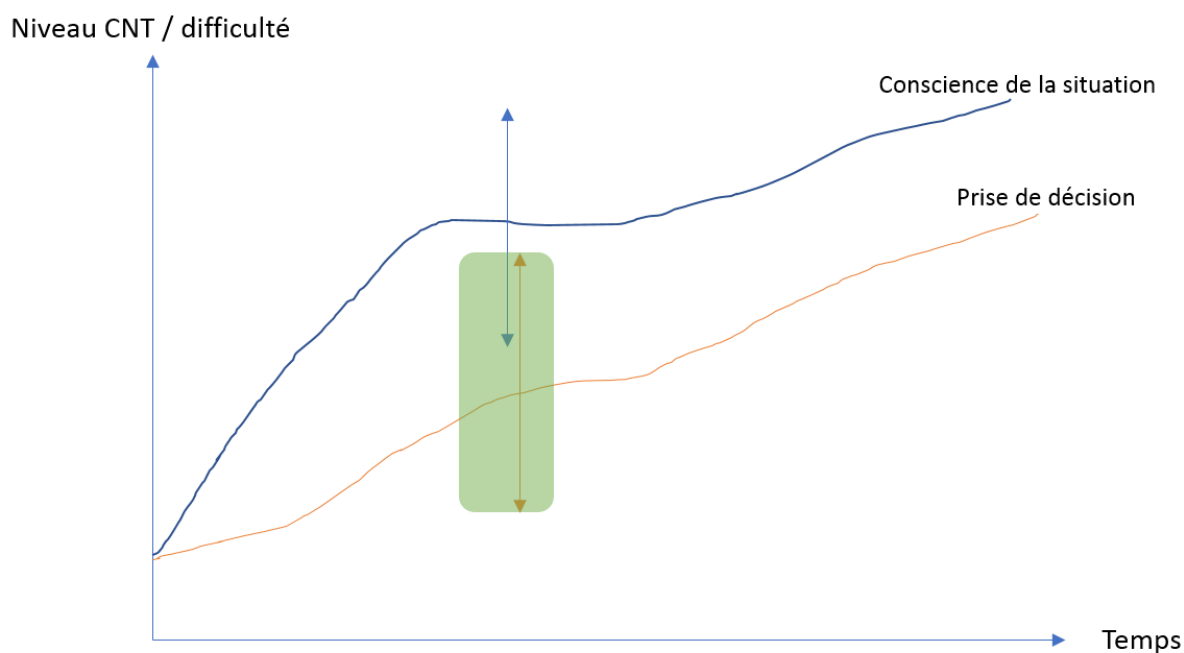


Figure 11.2 : objectif d'harmonisation des CNT par renforcement de la CNT la plus faible. Les scénarios sélectionnés sont ceux pertinents en termes de difficulté par rapport à la compétence jugée la plus déficitaire chez un apprenant.

11.3.4 Filtrage par intersection

Ce type de filtrage ne sélectionne que les scénarios qui sont d'une difficulté jugée « adaptée » pour toutes les CNT de l'apprenant, comme représenté sur la Figure 11.3. Il s'agit donc de rechercher la zone d'intersection entre les deux compétences. Cette approche garantit que les scénarios sélectionnés sont pertinents en termes d'intensité pour toutes les CNT, mais peut s'avérer vulnérable pour des apprenants ayant de grosses disparités au niveau de leur maîtrise des CNT : dans ce cas-là, il est possible qu'aucun scénario ne se situe dans cet intervalle, ce qui force alors l'utilisation d'un autre type de filtrage. Il s'agit de fait du filtrage le plus restrictif en termes de nombres de scénarios sélectionnés. Le faible nombre de scénarios sélectionnés peut simplifier le processus d'exploration du MAB, mais également en limiter l'efficacité, car le risque d'omission des scénarios pertinents pour l'apprentissage est plus grand.

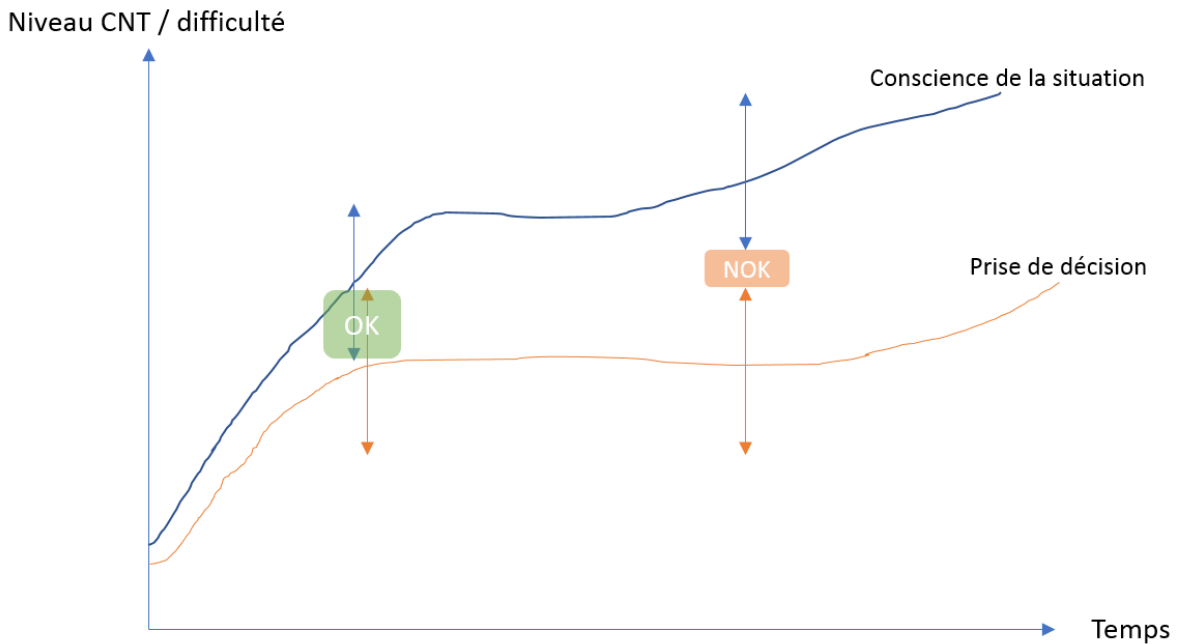


Figure 11.3: représentation de la zone de filtrage des situations pertinentes sur la base d'un objectif d'harmonisation des CNT.

Dans la Figure 11.3, La zone en vert « OK » représente un cas où l'objectif d'intersection est réalisable, car les CNT de l'apprenant sont à un niveau homogène. La zone « NOK » en orange représente la limite de cette approche lorsque les CNT montrent trop de disparités les unes par rapport aux autres.

11.3.5 Conclusion

Cette section décrit la première étape du processus de PAS, qui consiste à filtrer les situations d'une difficulté acceptable étant donné l'estimation des CNT produite par le modèle de l'apprenant. Le RB dynamique permet de restreindre le nombre de situations d'apprentissage jugées « pertinentes » en comparant leur difficulté estimée aux CNT de l'apprenant. Plusieurs types de filtrage sont possibles, dont la pertinence dépend des hypothèses faites sur les relations entre CNT. Outre le type de filtrage choisi, d'autres éléments spécifiques au domaine d'étude conditionnent cette première étape.

Premièrement, le nombre de situations disponibles à tout moment, indépendamment de leur difficulté relative au niveau de l'apprenant, joue un rôle clef. Si le nombre de scénarios à disposition est important alors la zone doit être plus restrictive sous peine de rendre la tâche de sélection scénaristique quasiment impossible (trop de scénarios à explorer pour le MAB), ce qui peut augmenter la pertinence d'un filtrage par intersection. Inversement si le nombre de scénarios est faible la zone doit être plus vaste, ce qui peut nécessiter l'adoption d'une approche par union ou par harmonisation.

Deuxièmement, le type de filtrage peut aussi dépendre d'objectifs d'ordre didactiques sur la stratégie d'apprentissage à adopter pour chaque apprenant. Par exemple, un apprenant présentant de très fortes disparités entre CNT pourrait particulièrement bénéficier d'un filtrage par

harmonisation, tandis qu'un apprenant plutôt homogène pourrait progresser plus vite *via* un filtrage par union. La possibilité d'alterner les filtrages en fonction d'objectifs didactiques potentiellement différents pour chaque apprenant constitue l'une des perspectives de ce travail de thèse.

Troisièmement, le choix d'un filtrage doit être mis en relation avec la fonction de récompense choisie pour le MAB. Ce choix conceptuel en particulier est crucial car il détermine la perception qu'a le système de la pertinence d'un scénario pour un apprenant donné. La section suivante présente le rôle du MAB en détails.

11.4 Personnalisation du choix des scénarios : approche par bandit manchots

11.4.1 Objectifs et Justification

Le choix d'une approche de type MAB nous semble être une réponse appropriée au faible degré de caractérisation d'une situation d'apprentissage, à l'incertitude sur la précision du modèle de l'apprenant, et à l'unicité de la relation entre criticité d'une situation et profil de l'apprenant. Clement *et al.* [Clement *et al.*, 2013, Clement *et al.*, 2014], à notre connaissance auteurs des premiers articles sur l'utilisation d'algorithmes MAB pour la sélection d'actions pédagogiques (PAS), soulignent ainsi la capacité du MAB à produire un raisonnement de manière plus indépendante du modèle de l'apprenant comparé à d'autres approches comme, par exemple, les approches basées sur la théorie de la décision. En plus de cette relative indépendance au modèle de l'apprenant (qui permet de prendre en compte toute spécificité « cachée » mais pertinente vis-à-vis de l'acquisition de CNT, dans la PAS), une approche par MAB met un accent central sur la personnalisation de l'apprentissage, en considérant le choix d'une situation comme un dilemme d'exploration / exploitation dont la nature est spécifique à chaque apprenant. Cette approche est donc la plus à même de tenir compte de l'unicité du couplage entre la criticité d'une situation et l'apprenant y faisant face.

11.4.2 Définition du problème du bandit manchot

Description du problème du bandit manchot

Le problème du bandit manchot tire son nom d'une analogie avec la situation d'un joueur de casino faisant face à plusieurs machines à sous (les bandits manchots), et cherchant à maximiser son gain. Chaque machine possède une certaine probabilité (a priori différente des autres) de délivrer un certain nombre de jetons et le problème consiste donc à trouver le plus rapidement possible la machine fournissant en moyenne la meilleure récompense (c'est-à-dire le plus grand nombre de jetons en moyenne). Il s'agit d'un problème d'exploration et d'exploitation, car l'objectif est de faire un compromis entre le temps passé à découvrir les caractéristiques de chaque bandit manchot (exploration), et le temps passé à maximiser ses gains étant donné sa connaissance actuelle des récompenses obtenues par l'activation des différents bras (exploitation).

Le joueur fait face à un certain nombre de leviers, obtient une récompense plus ou moins bonne lorsqu'il tire sur l'un d'entre eux, qu'il note dans son carnet. Afin de maximiser son gain cumulé tirage après tirage, il peut choisir d'adopter une stratégie particulière, par exemple en choisissant d'explorer les machines un pourcentage de temps fixe et d'exploiter la meilleure le reste du temps (*epsilon-greedy*), ou en choisissant d'explorer fortement au début puis de moins en moins par la suite (*epsilon-decreasing*), etc.

11.4.3. Application à la sélection d'actions pédagogiques

On nomme K le nombre de bandits manchots sélectionnables à tout moment, c'est à dire le nombre de situations jugées pertinentes par le filtrage réalisé sur la base du modèle de l'apprenant. On nomme r_i la récompense obtenue en choisissant la situation i (pour $i = 1 \dots K$) (i.e. : le gain d'apprentissage observé lorsque la situation i est sélectionnée). L'objectif étant de « tirer » les situations les plus efficaces pour l'apprentissage de CNT, r_i doit fournir une estimation quantitative de la progression de l'apprenant lorsque confronté à i , et se construit donc à partir d'informations issues du modèle de l'apprenant. Si μ_i est l'espérance (i.e. : la récompense attendue si l'on choisit i), le problème du bandit manchot appliqué à la PAS revient à déterminer quel scénario $i \in \{1 \dots K\}$ possède la meilleure espérance de récompense μ^* tirage après tirage.

La principale difficulté, générique à l'utilisation d'un MAB pour la PAS [Clement *et al.*, 2014], vient de la nature dynamique du couplage entre apprenant et situation d'apprentissage. L'objectif est de sélectionner les situations les plus efficaces pour l'acquisition de CNT, mais cette efficacité doit être considérée relativement à l'évolution des CNT de l'apprenant. Ainsi, plus une situation est « jouée », plus son efficacité décroît car l'apprenant progresse. A terme, à mesure que le modèle de l'apprenant indique une progression en compétence, une situation peut sortir de la zone de filtrage et sortir ainsi du tirage. r_i est donc non-stationnaire, ce qui complexifie le processus d'exploration/exploitation. A cette première difficulté s'ajoute le degré d'incertitude associé au calcul de r_i qui est issu d'un diagnostic probabiliste (e.g. : un apprenant peut avoir produit de bonnes performances par chance, ou inversement avoir échoué face à un scénario à sa portée par malchance).

Choix d'une fonction de récompense

Nous avons cherché à construire une fonction de récompense r_i capable de quantifier le gain d'apprentissage réalisé par un apprenant lorsqu'il est confronté à la situation i . Elle est construite sur la base des hypothèses suivantes formulées à partir des verrous présentés précédemment.

(1) Les conséquences d'une situation critique pour l'apprentissage des CNT sont observées *a posteriori* et non durant la situation en cours. Cette hypothèse implique la nécessité de calculer r_i non pas une fois i terminée mais par suite de l'analyse de l'activité de l'apprenant produite lors de la situation d'apprentissage suivante.

(2) La notion d'intensité de la criticité contient un degré d'incertitude. Même s'il était possible de caractériser une intensité de la criticité « absolue », objectivement juste pour chaque type de situation d'apprentissage, il faudrait tenir compte des particularités de l'apprenant non représentées

dans le modèle de l'apprenant (e.g. : sensibilité particulière à cette dimension de criticité, état mental en début de situation, personnalité, etc.) pour connaître la criticité relative de la situation par rapport à l'apprenant. Cette hypothèse nous a amené à rechercher des façons de quantifier la progression de l'apprenant dans un contexte de criticité contrôlée, dont les raisons sont détaillées plus précisément en discussion du chapitre 14.2.4 (page 178). Pour ce faire, le calcul de r_i s'effectue en deux étapes. La première étape répond à l'objectif d'exploration ou d'exploitation du MAB. La situation i est générée, l'apprenant produit une activité en réponse à la criticité, ce qui entraîne un diagnostic et la mise à jour du modèle de l'apprenant. La seconde étape répond à un besoin de vérification. La même classe de situation d'apprentissage est générée à nouveau, ce qui permet de garantir une difficulté équivalente, et donc d'augmenter la probabilité que la nouvelle itération du diagnostic indique bel et bien une progression ou une stagnation des CNT de l'apprenant. Suivant l'hypothèse présentée dans le paragraphe précédent, r_i est alors calculée une fois la phase de vérification terminée. Elle prend cette forme :

$$r_i = u * \sum_{CNT} p(\text{Maitrise}(CNT_{t+1} | \text{Intensite}_i)) - p(\text{Maitrise}(CNT_t | \text{Intensite}_i))$$

Où $p(\text{Maitrise})$ correspond à la probabilité de maîtrise d'une CNT sachant l'intensité de la criticité estimée lors de i , telle qu'estimée par le réseau bayésien et détaillé en partie 10.2.7, et u une constante normalisant r_i entre 0 et 1. Le processus de prise de décision correspond donc à une alternance de situation générées selon trois objectifs.

- Explorer, c'est-à-dire, rechercher des situations d'apprentissage non testées, afin d'obtenir une estimation de leur efficacité pour l'apprentissage.
- Renforcer, c'est-à-dire, exploiter une situation déjà générée et ayant une récompense élevée.
- Vérifier, c'est-à-dire, générer à nouveau une situation d'apprentissage dont l'efficacité pour l'acquisition de CNT a déjà été observée.

Ces trois objectifs sont réalisés de manière alternative par le MAB, à mesure que les spécificités des relations entre l'apprenant et les situations d'apprentissage sont explorées. Les paramètres influant la décision du module pédagogique évoluent en parallèle à la progression de l'apprenant, répondant à un besoin constant d'adaptation scénaristique pour rechercher la meilleure expérience empirique permettant l'apprentissage de CNT.

11.5 Synthèse

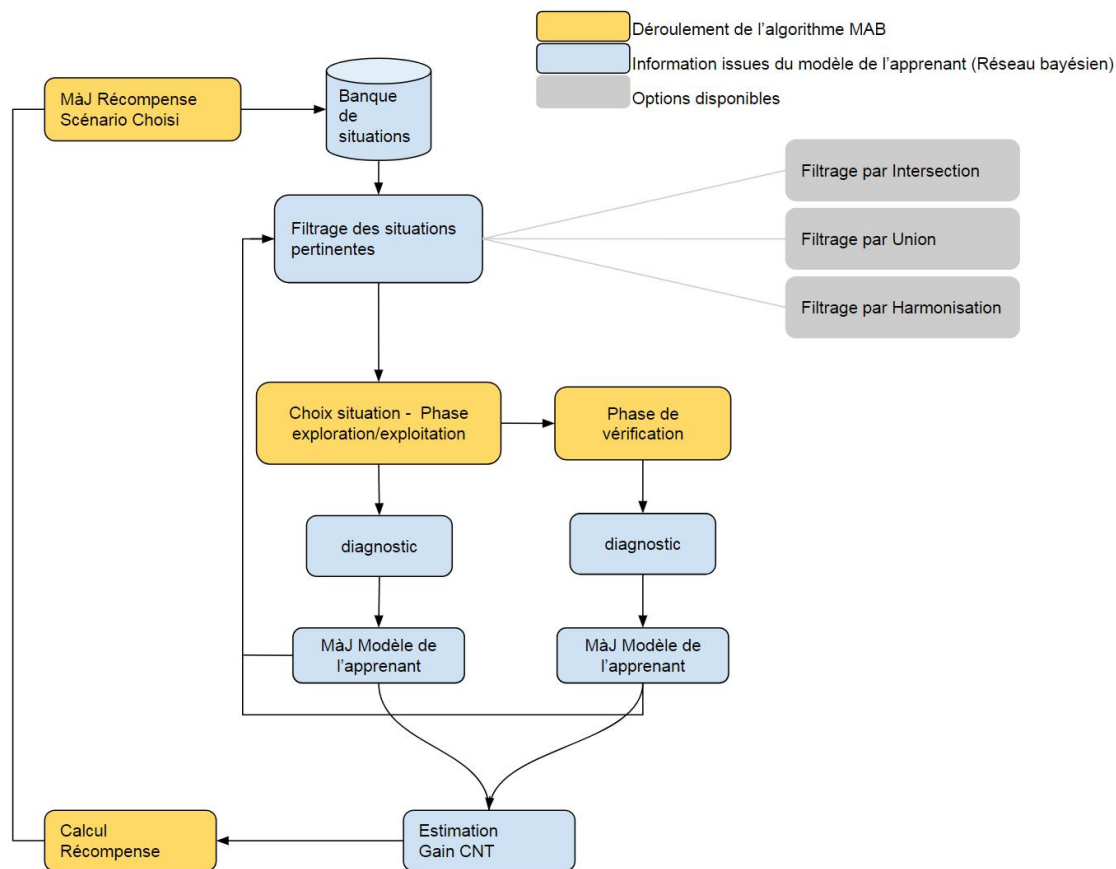


Figure 11.4: Représentation schématique du module pédagogique. Le filtrage effectué sur la banque de situations permet de limiter le périmètre d'exploration du MAB. Un scénario est sélectionné sur sa base dans un objectif d'exploitation si sa récompense est élevée, ou d'exploration si elle est faible ou inconnue. Le diagnostic des CNT permet la mise à jour du modèle de l'apprenant, et le différentiel entre l'état des CNT de l'apprenant avant et après la phase de vérification permet d'estimer le gain d'apprentissage. Cette estimation est attribuée comme récompense au scénario sélectionné ce qui met à jour l'espérance de récompense de ce scénario. Le processus se répète ensuite.

Dans cette partie, nous avons présenté les détails de la construction du module pédagogique pour le choix de nouvelles situations d'apprentissage. Ce module, dont le fonctionnement est schématisé par la Figure 11.4, met l'accent sur la personnalisation du processus d'apprentissage. Il est construit sur la base des informations présentes dans le modèle de l'apprenant afin d'une part de filtrer les situations jugées acceptables en termes de difficulté, et d'autre part d'obtenir une estimation du gain d'apprentissage réalisé par ce dernier face à cette situation.

Dans les deux cas, les informations utilisées pour la PAS sont spécifiques à chaque apprenant, de fait, chaque parcours face à la criticité d'une session d'apprentissage est potentiellement unique. L'utilisation d'un MAB garantit aussi une dépendance moindre au modèle de l'apprenant, ce qui permet au module de potentiellement tenir compte d'éléments non représentés dans ce dernier, mais ayant un intérêt pédagogique, pour la génération de nouvelles situations d'apprentissage. Par

exemple, un apprenant fatigué (une information absente du modèle de l'apprenant) pourrait se voir générer des situations d'une difficulté moindre.

Finalement, le module pédagogique permet de compléter la boucle d'interaction entre l'apprenant et le STI. Si du point de vue de l'apprenant, chaque contexte et criticité est unique, du point de vue du STI, chaque apprenant est unique et « mal-défini » vis-à-vis de son profil d'apprentissage. Le module pédagogique conçu ici permet de tenir compte de cette inconnue pour générer les plus à mêmes de favoriser l'apprentissage des CNT.

TROISIEME PARTIE - EXPERIMENTATIONS

12. Introduction

Dans cette partie, nous présenterons le périmètre de nos expérimentations, vis-à-vis (1) des distinctions entre les deux domaines d'application et de leurs conséquences vis-à-vis des différents aspects de notre architecture, (2) des données mises à notre disposition, ou que nous avons construit, pour conduire ces expérimentations et (3) de la façon dont ces expérimentations peuvent permettre l'évaluation d'un système combinant analyse de la performance, diagnostic épistémique, et décision pédagogique à partir de données perceptivo-gestuelles à forte complexité.

Tout d'abord, il est nécessaire de tenir compte des spécificités de chaque domaine d'application. La conduite automobile est un domaine très dynamique, non professionnel, pour laquelle une situation critique ne dure généralement que quelques secondes. La gestion de la HPP par des sages-femmes est au contraire une activité professionnelle, impliquant le déroulement d'un algorithme pouvant être perturbé par des événements extérieurs, pour laquelle une situation critique dure généralement plusieurs dizaines de minutes. Du point de vue expérimental, les principales distinctions entre les deux domaines viennent (1) de la quantité de données à traiter étant donné la taille des phases et des situations d'apprentissage (i.e. : le caractère beaucoup plus étendu dans la durée de la gestion de la HPP rend ce processus plus complexe) et (2) de la disponibilité de l'expert, qui joue un rôle clef, d'une part, pour l'extraction d'indicateurs, et d'autre part, pour la supervision initiale de l'analyse de la performance technique. Pour ces deux aspects, nous avons pu obtenir ces connaissances de l'expert en conduite, mais la phase d'élicitation des connaissances requise pour amorcer le fonctionnement de notre architecture hybride en HPP n'a pas pu être finalisé. En particulier, deux aspects sont manquants en date : une description des perceptions « techniques » pertinentes dans le cadre de la gestion d'une HPP, et une supervision de la performances produite par divers apprenants lors de situations de référence ou critiques. Ces distinctions nous ont amené à limiter les expérimentations au sein de la gestion de HPP à la séparation d'une situation d'apprentissage en phases et à l'extraction d'indicateurs trayant aux actions de l'apprenant et à l'état du monde uniquement. Dans le cadre de la conduite, la présence plus importante de l'expert nous a permis de conduire des expérimentations sur la base d'expérimentations utilisateurs en simulation, pour la totalité de l'architecture hybride de diagnostic des CNT.

Outre les spécificités des deux domaines, relatives notamment à la temporalité des situations d'apprentissage et à la disponibilité de l'expert, une partie de l'architecture a été testée sur la base de données écologiques. Pour la gestion de la HPP, 12 situations d'apprentissage ont été mises à disposition, chaque apprenant expérimentant trois d'entre elles. Ces données ont permis d'appliquer l'extraction d'indicateurs et la séparation en phases. Pour la conduite automobile, des données ont été recueillies pour deux situations d'apprentissage, présentant, pour l'une, une dimension de criticité « ambiguë » et pour l'autre, une dimension de criticité « imprévisibilité », chacune expérimentée par 25 apprenants. Elles ont permis de conduire des expérimentations sur l'extraction d'indicateurs et la séparation en phases, l'analyse des deux facettes perceptuelles et gestuelles de la performance

technique, et la robustesse du réseau bayésien. Le faible nombre de situations d'apprentissage expérimentées par un même apprenant combiné à l'obligation de traiter manuellement les traces perceptuelles, ainsi que le fonctionnement du système lors d'expérimentations au sein du simulateur de conduite ne comportant pas d'intégration de notre module pédagogique, nous a amené à construire un jeu de données synthétiques pour poursuivre nos expérimentations, d'une part, sur les capacités du réseau bayésien (RB) à suivre l'évolution des compétences de l'apprenant au fil de sa confrontation avec un nombre croissant de situations critiques, et d'autre part, sur la pertinence des décisions prises par le module pédagogique pour favoriser la progression en compétence de l'apprenant. Ce jeu de données synthétiques a eu pour vocation de modéliser l'activité de conduite automobile, pour pouvoir être inclus dans la continuité des expérimentations conduites sur les données « réelles ».

Finalement, une question centrale a été de déterminer quelles démarches expérimentales étaient les plus à mêmes d'évaluer la pertinence des contributions apportées par notre architecture. Ces réflexions nous ont amené à mettre en lumière un certain nombre d'éléments qu'il nous a semblé nécessaire d'explorer.

(1) Nous nous sommes intéressés à une analyse quantitative de la précision de la performance technique. Ce choix a été fait pour plusieurs raisons. D'une part, la façon même dont l'analyse de la performance technique (i.e. : sur la base d'apprentissage machine supervisé) est conduite implique la faisabilité de cette analyse. D'autre part, étant donné l'absence de marqueurs non-techniques, la performance technique en situation critique et en situation de référence joue le rôle le plus important pour diagnostiquer les CNT de l'apprenant. La robustesse de ce diagnostic (i.e. : sa capacité à produire les mêmes diagnostics étant donné les mêmes comportements observés au sein d'une situation d'apprentissage) dépend donc directement de cette mesure. Cette analyse a été conduite à partir de l'analyse, par l'expert, des données issues des expérimentations « réelles », produites par des apprenants évoluant dans une session d'apprentissage se déroulant au sein du simulateur pleine échelle de conduite automobile. Elle présente une limite notoire : nous n'avons pas testé l'hypothèse mentionnée dans la partie 9.2.1 (page 101), présentant la possibilité de superviser l'apprentissage sur la base de données synthétiques pour permettre l'analyse de données utilisateur *a posteriori* et éviter le problème du démarrage à froid.

(2) Au niveau du diagnostic « statique » du RB (c'est-à-dire produit pour chaque phase de chaque situation d'apprentissage), nous avons focalisé nos analyses (1) sur la robustesse et du diagnostic des CNT réalisé pour chaque phase de chaque situation d'apprentissage et (2) la couverture des diagnostics produits par le RB. (1), nous avons conduit une analyse quantitative de la robustesse du RB, car bien que la précision de l'analyse de la performance technique ait été généralement bonne, il nous a semblé intéressant de juger de la similarité des diagnostics des CNT étant donné un certain degré d'erreur en entrée. (2), nous avons analysé les variations de diagnostics produits par ce RB en fonction des observations fournies en entrée, afin d'en estimer la capacité à couvrir le spectre entier des diagnostics « plausibles », et de mieux mettre en évidence le rôle de ces observations.

(3) Nous avons ensuite conduit des expérimentations sur la base d'un jeu de données synthétiques, pour évaluer les capacités du RB à suivre l'évolution de l'état des compétences d'un apprenant dans la durée. Cette analyse nous a semblé importante, d'une part, pour estimer les conséquences d'une erreur de diagnostic sur la représentation de l'état des compétences de l'apprenant, d'autre part, pour identifier les cas à l'intérieur desquels le traçage de l'état des compétences de l'apprenant pouvait s'avérer peu satisfaisant, et d'en conclure des enseignements utiles pour la construction du module pédagogique. Nous avons réalisé une analyse qualitative de certains cas spécifiques, mettant en lumière deux aspects fondamentaux qui ont fait l'objet de discussions détaillées. Le premier aspect traite du rôle des situations d'apprentissages générées dans le suivi de l'évolution des compétences de l'apprenant. Le second aspect traite des conséquences de l'incertitude sur la valeur exacte de l'intensité de la criticité d'une situation, sur la modélisation des compétences de l'apprenant.

(4) Nos expérimentations finales ont eu pour but de mettre en lumière le rôle des différents aspects du module pédagogique pour la génération de situations d'apprentissage à mêmes de contribuer à la progression des CNT d'un apprenant. Pour ce faire, nous avons procédé à des expérimentations conduites sur un jeu d'apprenants synthétiques, chaque apprenant présentant des caractéristiques uniques et préférentielles vis-à-vis de son expérience de la criticité. Nous avons ensuite comparé les capacités de différents algorithmes, construits dans l'objectif d'évaluer les apports des différents aspects de notre module pédagogique, à faire progresser les CNT de ces apprenants. Le Tableau 12.1 récapitule les différentes expérimentations conduites en fonction du module concerné, du type de type de données utilisé, et indique les chapitres où elles se situent.

	domaine	Type de données	Objectif des expérimentations	Chapitre
module extraction indicateurs	HPP	Données réelles	Séparation en phases et indicateurs d'actions	13.1
	Conduite automobile	Données réelles	Séparation en phases et indicateurs	13.1
module analyse performance	HPP			
	Conduite automobile	Données réelles	Précision de l'analyse de la performance	13.2
diagnostic des CNT (réseau bayésien - aspects "statiques")	HPP			
	Conduite automobile	Données réelles	Robustesse et couverture des diagnostics du RB	13.3
Présentation du jeu de données synthétiques	Conduite automobile	Données synthétiques	Présenter la construction du jeu de données synthétiques	14.1
modélisation de l'apprenant (réseau bayésien - aspects "dynamiques")	HPP			
	Conduite automobile	Données synthétiques	Capacité du RB à suivre l'évolution des compétences de l'apprenant	14.2
module pédagogique	HPP			
	Conduite automobile	Données synthétiques	Justesse des choix pédagogiques	14.3

Tableau 12.1 : Périmètre des expérimentations conduites sur chacun des modules de l'architecture.

13. Validation sur la base d'expérimentations

utilisateurs en simulation

13.1	Extraction d'indicateurs et caractérisation des situations d'apprentissage	144
13.1.1	Périmètre des expérimentations.....	144
13.1.2	Méthodologie pour la séparation en phases et l'extraction des indicateurs dans la conduite automobile	144
	Identification des situations d'apprentissage, des précurseurs et des déclencheurs	145
	Données d'entrée : fichier « perceptions » et fichier « monde et actions ».....	146
	Fusion des fichiers « perceptions » et « monde / actions ».....	147
	Séparation en phases	147
	Données en sortie : le fichier d'indicateurs.....	147
13.1.3	Méthodologie pour la séparation en phases et l'extraction des indicateurs dans la HPP148	
	Extraction des situations d'apprentissage, des précurseurs et des déclencheurs.....	148
	Données d'entrée.....	149
	Fusion des fichiers « perceptions » et « monde & actions ».....	150
	Séparation en phases	150
	Données en sortie : le fichier d'indicateurs.....	150
13.2	Précision de l'analyse de la performance technique.....	152
13.2.1	Objectifs du module, et cadre des expérimentations	152
13.2.2	Génération des sorties désirées (notations des experts).....	152
13.2.3	Pré-traitement des données	152
	Normalisation	153
	Réduction du nombre de features en entrée.....	153
	Ajout de données fictives	154
13.2.4	Première expérimentation : le réseau de neurones	154
	Procédure d'apprentissage	155
	Résultats	155
	Discussion : cas où l'erreur en phase de validation est plus importante.....	156
13.2.5	Deuxième expérimentation : Performances des autres algorithmes	157
	Arbres de décision	157

Arbres de décision avec adaboost.....	157
Random forest.....	157
Support Vector Machine (SVR).....	158
Résultats	158
Discussion	158
Supériorité du RN / SVR pour la performance d'action	158
Supériorité du <i>random forest</i> pour la performance perceptuelle	159
13.2.6 Synthèse	159
13.3 Robustesse du diagnostic des CNT par le réseau bayésien.....	160
13.3.1 Rappel du fonctionnement du module	160
13.3.2 Cadre et objectifs des expérimentations	161
13.3.2 Expérimentations	161
Observations fournies en entrée.....	161
Robustesse	161
Cas général	161
Cas d'une erreur importante en entrée	162
Couverture des diagnostics	163
13.3.3 Discussion	164
Influence de la dimension de criticité sur le diagnostic	164
Absence de marqueurs non-techniques et rôle des dimensions de criticité	165
13.4 Conclusion	165

13.1 Extraction d'indicateurs et caractérisation des situations d'apprentissage

13.1.1 Périmètre des expérimentations

Cette section détaille les différentes étapes ayant permis la réalisation des trois tâches du module d'extraction d'indicateurs :

- Extraction des situations d'apprentissage
- Extraction des phases des situations d'apprentissage
- Extraction des indicateurs pour chacune des phases.

Pour la conduite automobile, le processus a été appliqué à deux situations critiques expérimentées par 25 apprenants, évoluant sur le simulateur « pleine échelle » de l'IFSSTAR détaillé au chapitre 6.1.1 (page 69). Pour la HPP, le processus a été réalisé pour 12 situations en tout : 6 situations présentant une dimension de criticité particulière, et 6 situations « de référence », pour 20 apprenants, chaque apprenant faisant l'expérience de 3 situations distinctes. Ces expérimentations ont été conduites à l'aide du logiciel PerinatSims décrit dans la partie 6.1.2 du mémoire (page 72). Bien que les concepts liés à ce module soient communs aux deux domaines, le processus d'extraction d'indicateurs doit s'adapter aux spécificités de chaque environnement virtuel. La section 13.1.2 détaille le processus pour l'activité de conduite automobile. La section 13.1.3 détaille le processus pour la HPP.

13.1.2 Méthodologie pour la séparation en phases et l'extraction des indicateurs dans la conduite automobile

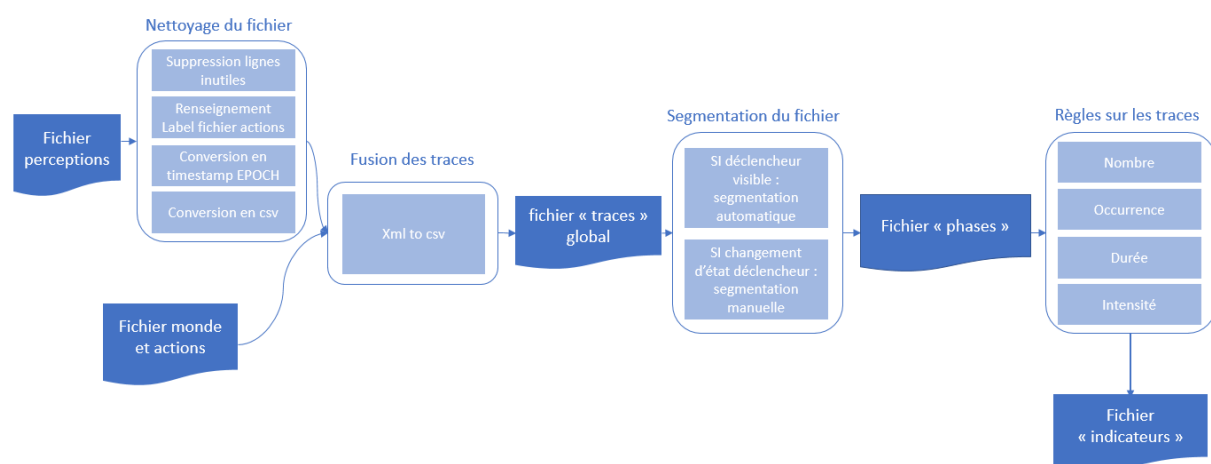


Figure 13.1 : Schéma du processus d'extraction d'indicateurs à partir des fichiers de perception et du monde/actions.

Les étapes du processus d'extraction d'indicateurs illustrées par la Figure 13.1, nous les présenterons une par une.

Identification des situations d'apprentissage, des précurseurs et des déclencheurs

La première situation critique, que nous appellerons IND1 et représentée par la Figure 13.2, peut être décrite ainsi : le conducteur évolue sur une ligne droite, aux abords d'un passage piétons dont la vue sur la partie droite est bouchée par la présence d'un camion garé sur le côté. Un jogger traverse la route en courant et vient couper la trajectoire du véhicule de l'apprenant.

L'objectif de cette situation est de tester les capacités d'anticipation de l'apprenant face à l'incertitude quant à la traversée d'un piéton. Les experts ont donc défini cette situation par la dimension de criticité « ambiguïté ». Son précurseur correspond à l'association du camion dissimulant la chaussée et du passage piéton. Deux déclencheurs viennent conditionner les gestes et perceptions techniques de l'apprenant : d'abord le camion, puis le jogger. La situation possède donc deux phases.

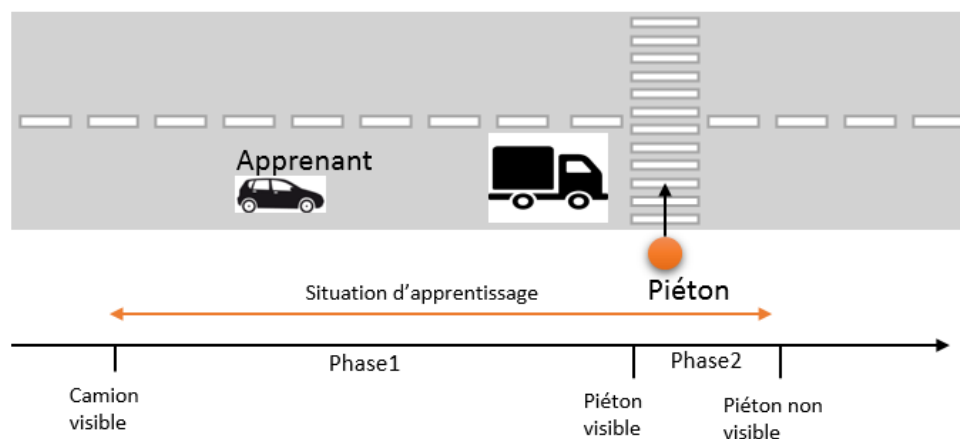


Figure 13.2 : Schéma représentant la situation IND1.

La seconde situation critique, que nous appellerons DIR1, est représentée par la Figure 13.3. On peut la décrire ainsi : sur une ligne droite à double sens, des voitures sont garées des deux côtés de la chaussée. Soudainement, un piéton auparavant complètement dissimulé par les véhicules stationnés à droite, s'engage sur la route et se retrouve sur la trajectoire de l'apprenant.

L'objectif de cette situation est de tester les capacités de réaction de l'apprenant face à un élément imprévisible. Elle est donc caractérisée par la dimension de criticité « imprévisibilité ». Précurseur et déclencheur sont un même élément : le piéton traversant sans signe avant-coureur permettant l'anticipation. Puisqu'il n'y a qu'un seul déclencheur, DIR1 ne possède qu'une seule phase, qui débute à l'instant où le piéton entame sa traversée et vient couper la route du véhicule de l'apprenant.

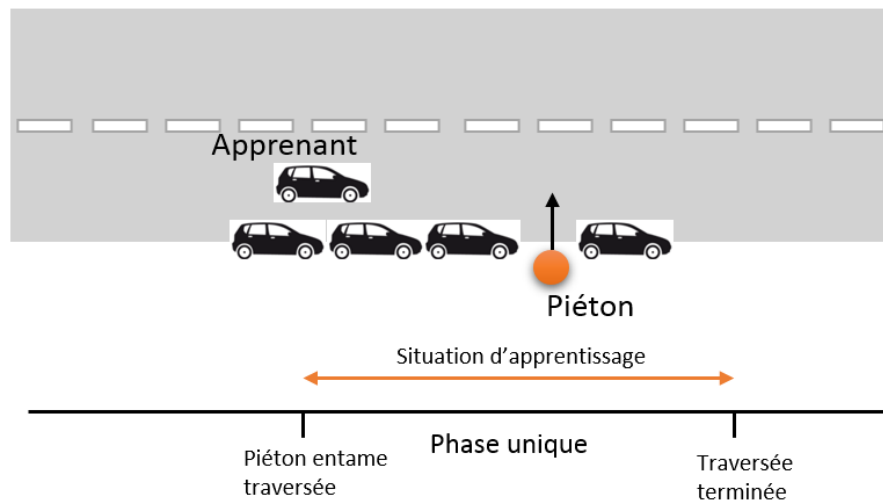


Figure 13.3 : Schéma représentant la situation DIR1.

Données d'entrée : fichier « perceptions » et fichier « monde et actions »

Les données fournies en entrée correspondent aux traces d'activité produites par l'apprenant lors d'une session d'apprentissage d'environ 15 minutes au sein du simulateur décrit partie 6.1 (page 69). Durant cette session, des traces d'activité exploitables ont été obtenues pour chacun des 25 apprenants les ayant expérimentés pour les deux situations présentées ci-dessus. Nous n'avons pas pu recueillir de traces exploitables sur des situations d'apprentissage « de référence ». Le reste du temps, l'apprenant conduit le véhicule dans un environnement urbain, guidé par une flèche lui indiquant pour chaque intersection à chaque intersection quelle direction suivre. L'activité produite par l'apprenant est stockée à l'intérieur de deux fichiers différents.

Un premier fichier décrit l'évolution de l'état du monde et les actions réalisées par l'apprenant par périodes de 100ms, avec comme référence temporelle un *timestamp* absolu en années/mois/jours/heure/minutes. Les informations sur l'état du monde incluent tout élément relatif à l'état de la simulation, comme par exemple, la vitesse du véhicule, la position d'un précurseur ou d'un déclencheur relativement à la position du véhicule, l'état d'un feu de signalisation, etc. Les informations sur les actions de l'apprenant incluent des informations sur les pressions produites sur les pédales de frein, d'accélération et l'embrayage, ou encore la position du volant.

Un second fichier fournit une description des perceptions réalisées par l'apprenant sur certains objets du monde pertinents (piétons, panneaux de signalisation, etc.) lors de la simulation. Le codage de ces données perceptuelles a été réalisé manuellement par nos partenaires de l'IFSSTAR, car le dispositif technique utilisé dans le simulateur ne permettait pas de réaliser automatiquement la correspondance entre les perceptions dans l'environnement de simulation et les objets du monde. Le caractère très couteux en temps de cette mise en correspondance explique le fait que seulement deux situations critiques d'apprentissage aient pu être extraites dans le domaine de la conduite automobile. En outre, une disparité des références temporelles utilisées dans le fichier « perception » par rapport au fichier « monde & actions » (un *timecode* différent du *timestamp* absolu) a nécessité le

développement d'un outil de mise en correspondance pour la fusion des deux fichiers afin obtenir un fichier « traces » uniforme.

Fusion des fichiers « perceptions » et « monde / actions »

La première tâche correspond à la fusion de ces deux fichiers afin d'obtenir un fichier « global », contenant toutes les informations chronologiques correspondant à l'activité produite par l'apprenant durant la simulation. Comme présenté dans la Figure 13.1, cette tâche de fusion nécessite un nettoyage au préalable du fichier de « perceptions ». Ce nettoyage s'effectue en plusieurs étapes : (1) suppression des lignes présentes en doublons dans le fichier de perceptions, (2) ajout d'une colonne permettant de garantir la correspondance entre les fichiers de perceptions et d'actions/état du monde d'un même apprenant, (3) uniformisation des *timestamps*, (4) sauvegarde du nouveau fichier « perceptions » sous la forme d'un CSV. Une fois ces étapes réalisées, les deux fichiers sont fusionnés en un seul fichier « traces » qui contient toutes les informations produites par l'activité de l'apprenant au sein du simulateur, triées de manière chronologique.

Séparation en phases

Les déclencheurs identifiés permettent de séparer les situations d'apprentissage en plusieurs phases. Ainsi, l'apparition d'un déclencheur dans le champ visuel de l'apprenant constitue le début d'une phase (partie 8 page 90). Dans le cadre de la conduite, le processus de séparation d'une situation d'apprentissage en phases a été partiellement automatisé, comme indiqué dans la Figure 13.1. Le moment où un déclencheur devient « visible » produit la génération d'une trace d'activité, et permet en effet de déterminer de manière automatique le début d'une phase. Cependant, les changements d'états d'un élément du monde ne produisent aucune trace dans les fichiers état du monde / action. Dans cette situation, la transition d'une phase à une autre est déterminée de manière empirique, au cas par cas.

Pour IND1, la première phase commence à l'instant où le camion devient visible. La seconde phase correspond au moment où le joggeur devient visible, c'est-à-dire à l'instant où sa perception par le conducteur n'est plus cachée par le camion. Puisqu'il s'agit d'un nouveau déclencheur devenant visible et non d'un déclencheur déjà présent changeant d'état, l'information est présente dans le fichier « perceptions », ce qui a permis d'effectuer la séparation en phases sans intervention manuelle.

Pour DIR1, le fait que le piéton soit dissimulé par des véhicules n'est pas indiqué explicitement par le simulateur, ce qui signifie que le début de cette phase unique correspond à un changement d'état du déclencheur de « statique » à « en mouvement ». Cette modification d'état n'étant pas renseignée dans les traces du fichier « état du monde », nous avons déterminé expérimentalement qu'elle se produisait quand le temps avant impact (T2C) entre le conducteur et le piéton passait sous la barre des 2 secondes.

Données en sortie : le fichier d'indicateurs

En sortie, nous obtenons un fichier pour chaque phase de chaque situation d'apprentissage. Chaque ligne du fichier regroupe les indicateurs extraits durant cette phase pour un apprenant donné.

Chaque colonne correspond à un indicateur différent. Puisque 17 indicateurs ont été identifiés comme pertinents pour l'analyse de la performance technique dans le domaine de la conduite automobile, on a donc un fichier de 25 lignes (une ligne par apprenant) et 17 colonnes pour chaque phase. Les indicateurs sélectionnés sont présentés dans le Tableau 13.1.

		Type de règle			
		Nombre	Occurrence	Durée	Intensité
Type d'indicateur	Perceptions		Première perception déclencheur durant une phase	Durée totale perceptions déclencheur Durée de la perception la plus longue Durée moyenne d'une perception	
	Actions	Nombre de freinages produits durant une phase	Première occurrence d'un freinage durant une phase	Durée totale passée à freiner Durée totale passée à accélérer	Intensité moyenne des freinages Intensité moyenne des accélérations Pression maximale sur le frein Pression maximale sur l'accélérateur Vitesse maximale atteinte Vitesse moyenne durant la phase
	Etat du monde		T2C en début de phase	Durée totale de la phase	Plus faible T2C atteint

Tableau 13.1 Tableau de sortie du module d'extraction d'indicateurs, représentant les indicateurs extraits pour l'analyse de l'activité de conduite pour chaque phase.

13.1.3 Méthodologie pour la séparation en phases et l'extraction des indicateurs dans la HPP

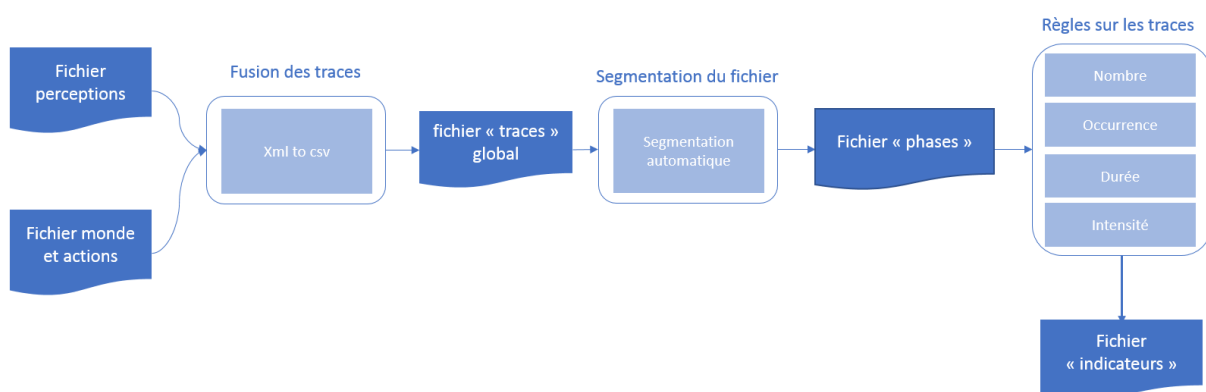


Figure 13.4 : Schéma du processus d'extraction d'indicateurs à partir des fichiers de traces dans le cas de la HPP.

Les étapes d'extraction d'indicateurs sont détaillées dans Figure 13.4. Les données ayant été obtenues tardivement au cours du projet, les indicateurs liés aux perceptions n'ont pas pu être identifiés par les experts.

Extraction des situations d'apprentissage, des précurseurs et des déclencheurs

Puisqu'elles ne sont pas générées dynamiquement, les situations d'apprentissage sont clairement définies : elles correspondent aux 6 cas « de référence » et aux 6 cas « critiques » déterminée en amont par le plan d'expérience.

Les 6 situations « de référence » présentent des cas de HPP plus ou moins critiques, c'est-à-dire, avec un débit de pertes sanguines plus ou moins fort et une persistance plus ou moins longue de la HPP, imposant une pression plus ou moins forte sur la sage-femme lors de sa réalisation du protocole

de prise en charge. Les 6 situations critiques ajoutent aux situations de référence des évènements entraînant l'ajout d'une dimension augmentant la criticité générale de la situation. Les 6 évènements générés sont les suivants : (1) désaturation (dimension de criticité gravité) : l'oxygénation sanguine diminue fortement, nécessitant la réalisation d'actions supplémentaires en plus de la gestion du protocole, (2) hypothermie (dimension de criticité rareté) : la température de la parturiente baisse fortement, la sage-femme doit tenir compte de cet état en la recouvrant d'une couverture chauffante, (3) allergie (dimension de criticité gravité) : la parturiente, qui a accouché à domicile et dont, fait une allergie en réponse à un médicament ; la sage-femme doit réagir en lui administrant des antibiotiques, (4) anesthésiste absent (dimension de criticité dilemme) : la sage-femme se retrouve face au dilemme de devoir réaliser certaines actions sortant de son périmètre habituel ou d'attendre l'arrivée de l'anesthésiste sans agir, (5) équipe occupée (dimension de criticité dilemme) : cette fois, toute l'équipe est occupée ce qui complexifie la situation présentée en (4), (6) père qui frappe à la porte (dimension de criticité charge socio-cognitive) : la sage-femme doit dérouler son protocole sans se laisser distraire par le père de plus en plus insistant.

Nos discussions avec des experts du domaine nous ont amené à identifier deux déclencheurs de l'activité technique de la sage-femme. Le premier déclencheur correspond au volume de sang présent dans le sac de recueil dépassant les 500mL. Le second déclencheur est une information temporelle : si la durée de la prise en charge a dépassé 30mn sans résultats concluants (fin de l'hémorragie), la HPP est considérée « persistante » et la sage-femme doit modifier son algorithme afin de préparer le transfert de la parturiente au bloc opératoire (voir Figure 13.5). Chaque épisode de HPP, de référence ou critique, possède donc deux ou trois phases : (1) phase de prise en charge pré-diagnostic, (2) phase de prise en charge initiale (l'activité principale de la sage-femme) une fois que les 500mL ont été dépassés, et éventuellement (3) phase de prise en charge d'une HPP persistante dans le cas où la HPP continue malgré les actions de la sage-femme et du reste de l'équipe. Certaines situations sont par ailleurs « résolues » (pertes sanguines stoppées) avant l'irruption de la phase 3 et ne possèdent dans ce cas que deux phases.

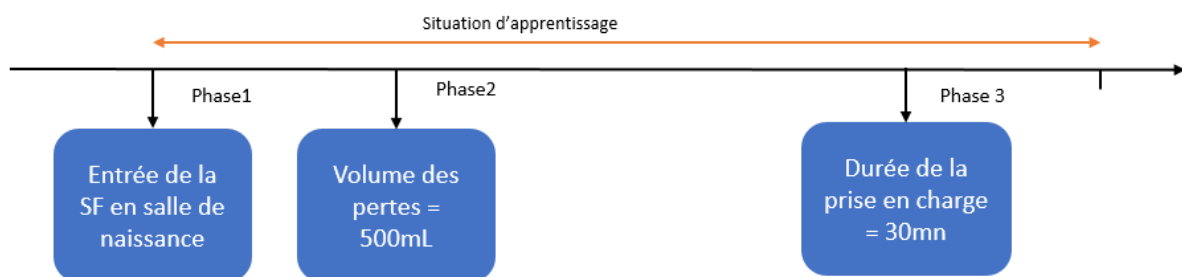


Figure 13.5 : Schéma représentant la séparation d'une situation d'apprentissage en phases dans le domaine de la HPP.

Données d'entrée

Les apprenants participent à une session d'apprentissage dans laquelle ils sont confrontés à trois situations d'apprentissage générées selon un plan d'expérience défini au préalable (comme dans la conduite, le module d'adaptation scénaristique n'est pas utilisé). En tout, dans une session

d'apprentissage, trois situations parmi 6 situations d'apprentissage critiques, et 6 situations d'apprentissage de référence, peuvent être utilisées.

Comme pour le simulateur de conduite automobile, deux fichiers d'entrée sont disponibles. Le premier décrit les perceptions produites par les apprenants au sein d'une situation d'apprentissage, le second décrit l'état du monde, ainsi que les actions réalisées par les apprenants.

Fusion des fichiers « perceptions » et « monde & actions »

Contrairement au simulateur de conduite, les deux fichiers produits par l'activité de l'apprenant possèdent la même échelle temporelle. La fusion des deux fichiers consiste donc simplement à agréger les informations en provenance des deux fichiers dans un même fichier « traces ».

Séparation en phases

Là encore, le processus de séparation en phases est plus simple à réaliser que dans l'activité de conduite, puisqu'il existe des traces d'état du monde fournissant l'information requise. Le processus de séparation en phases consiste donc à segmenter le fichier « traces » lorsque la trace liée au « déclencheur » apparaît.

Données en sortie : le fichier d'indicateurs

En l'attente de la définition d'indicateurs liés aux perceptions avec des experts du domaine, les indicateurs pertinents identifiés pour l'analyse de l'activité d'une sage-femme pour la prise en charge d'une HPP ont été limités aux actions et à l'état du monde. Le Tableau 13.2 présente les indicateurs actuellement extraits des fichiers de traces pour la première phase de gestion d'un épisode de HPP.

phase2		Type de règle		
		Nombre	Occurrence	Durée
Type d'indicateur	Actions	Poser question douleur Prendre température Consulter Scope Vérifier tonus utérin Rassurer patiente Vérifier sac collecteur	Prévenir l'équipe Consulter feuille de suivi Prendre température Vérifier anesthésie Effectuer délivrance artificielle Détacher placenta Examiner placenta Effectuer révision utérine Effectuer bilan biologique Vérifier taux hémoglobine Poser question allergie Administrer cristalloïde / ephedrine / oxytocine Appel anesthésiste Administrer Oxygène Récupérer hémocécue	Effectuer massage utérin
	Etat du monde		Taux Hémoglobine < 8g/dL Volume des pertes en milieu de phase Volume des pertes en fin de phase	

Tableau 13.2 : Listing des indicateurs utilisés pour l'analyse de la performance technique en phase pré-diagnostic de HPP.

13.2 Précision de l'analyse de la performance technique

13.2.1 Objectifs du module, et cadre des expérimentations

Ce module a pour objectif d'évaluer la performance technique « perceptuelle » et « gestuelle » réalisée par un apprenant lors de chaque phase d'une situation d'apprentissage. Il utilise pour ce faire des techniques de *machine learning* (ML), et plus spécifiquement d'apprentissage supervisé par régression par l'entremise d'un réseau de neurones (RN), afin d'obtenir en sortie une note approximant le degré de performance technique produit par l'apprenant tel qu'il serait évalué par un expert du domaine, sur la base des indicateurs extraits par le module éponyme, dont le processus d'extraction est détaillé dans le chapitre précédent. Etant donné l'absence de supervision de l'expert dans le cadre des données obtenues pour la HPP (voir partie précédente), les expérimentations réalisées sur ce module ont pris place dans le domaine de la conduite, pour les deux phases de la situation IND1 et la phase unique de la situation DIR1. Elles ont eu pour objectif de répondre à deux objectifs principaux.

Le premier objectif a été d'obtenir une estimation de la précision de l'analyse de la performance technique, à la fois perceptuelle et gestuelle, une fois la « phase d'apprentissage », c'est-à-dire la phase de supervision par l'expert, terminée. Pour ce faire, nous avons analysé les performances du RN pour chacune des phases sur lesquelles nous avons des données à disposition.

Dans un second temps, nous avons comparé les performances obtenues par le RN à celles d'autres algorithmes d'apprentissage par régression : en effet, la présence d'un module d'extraction d'indicateur a l'avantage de permettre une limitation du nombre de paramètres en entrée du module (de milliers de traces à une dizaine d'indicateurs). Etant donné le nombre réduit de paramètres et le faible volume de données à disposition, d'autres algorithmes, tels que les arbres de décision, *random forest*, ou encore les support vecteur machine (SVM) sont potentiellement plus efficaces qu'un RN. La deuxième expérimentation détaille les performances obtenues pour chacun de ces algorithmes.

13.2.2 Génération des sorties désirées (notations des experts)

L'attribution des valeurs de sorties désirées s'est déroulée en trois étapes. (1) Une description textuelle des scénarios et de leurs différentes phases est fournie à l'expert. Ce dernier connaissait bien les situations rencontrées, car il a participé à sa conception, mais pas la séparation en phases. (2) Est ensuite fournie à l'expert une description de chaque indicateur sélectionné pour l'analyse de la performance technique, ainsi que les valeurs qui peuvent être prises par l'indicateur. (3) L'expert attribue alors une note, comprise entre 0 et 5, pour évaluer les performances techniques « perceptuelle » et « gestuelle » produites par l'apprenant lors de chacune des phases, sur la base des valeurs numériques des indicateurs.

13.2.3 Pré-traitement des données

Etant donné le faible nombre de données (25 apprenants ont produit des données exploitables – voir partie précédente), et afin de permettre à des algorithmes de ML de fonctionner

convenablement, nous avons réalisé un certain nombre de pré-traitements sur les indicateurs utilisés en entrée. Ces étapes de pré-traitement sont présentées dans la Figure 13.6.



Figure 13.6 : Les différentes étapes du pré-traitement des données.

Normalisation

Une première étape a constitué à normaliser les indicateurs obtenus par le module précédent en une série de valeurs comprises entre 0 et 1. Les différences d'ordre de grandeur entre valeurs peuvent en effet pénaliser certains algorithmes. Plusieurs types de normalisations ont été réalisées en fonction de la nature de l'indicateur :

Indicateurs d'occurrence et de durée : ces indicateurs (e.g. : l'occurrence de la première perception, la durée maximale d'un freinage, etc.) ont été normalisés en fonction de la durée de la phase :

$$\text{Indicateur normalisé} = \frac{\text{Indicateur}}{\text{Durée totale de la phase}}$$

Indicateurs d'intensité : Les indicateurs d'intensité liées par exemple à la pression sur la pédale de frein étaient déjà présents sous la forme d'un pourcentage (valeur d'intensité comprise entre 0 et 100). Une division par 100 a donc été appliquée sur ces indicateurs.

Informations sur la position du véhicule et sur la vitesse : les indicateurs fournissant une information sur la position du véhicule de l'apprenant (i.e. : le T2C) et sur sa vitesse, ont été normalisés suite à l'observation empirique de la totalité du jeu de données. Par exemple, pour le scénario DIR1, nous avons constaté que la vitesse maximale observée en début de phase sur la totalité de nos apprenants était de 65 km/h. Nous avons arbitrairement choisi une vitesse légèrement plus élevée (75km/h) comme valeur de vitesse « maximale » pour effectuer la normalisation. De la même manière pour les T2C, la plus haute valeur observée était de 3.5 secondes ; nous avons choisi de normaliser cette valeur en prenant 5 comme valeur maximale.

Réduction du nombre de features en entrée

Pour améliorer les performances de ce module et étant donné la faible taille du jeu de données, nous avons effectué un tri dans les indicateurs pour sélectionner uniquement ceux les plus utiles pour la prédiction de scores de performance. Par exemple, les informations sur les accélérations ayant été peu utilisées par les experts dans des situations où le freinage est l'attitude appropriée, nous avons donc choisi de les retirer du listing des entrées. En outre, certaines informations présentes de manière redondante ont également été supprimées. Par exemple, l'intensité moyenne des freinages nous a semblé apporter un gain d'information limité par rapport à la complexité introduite par une

nouvelle variable, étant donné l'existence d'autres indicateurs telles que l'intensité maximale des freinages, leur nombre, et l'occurrence du premier freinage.

De manière générale, ce processus de suppression d'indicateurs a été conduit de manière empirique, avec pour objectif d'obtenir en sortie de meilleures performances prédictives. La taille des données d'entrée a ainsi été réduite de 18 valeurs à 12 valeurs. Le Tableau 13.2 présente le listing des indicateurs conservés pour l'analyse de la performance.

		Type de règle			
		Nombre	Occurrence	Durée	Intensité
Type d'indicateur	Perceptions		Première perception déclencheur durant une phase	Durée totale perceptions déclencheur Durée maximale d'une perception	
	Actions	Nombre de freinages produits durant une phase	Première occurrence d'un freinage durant une phase	Durée totale passée à freiner	Intensité moyenne des freinages Pression maximale sur le frein Vitesse maximale atteinte Vitesse moyenne
	Etat du monde		T2C en début de phase		Plus faible T2C atteint

Tableau 13.2 : Listing des indicateurs conservés pour l'analyse de la performance technique.

Ajout de données fictives

Afin d'augmenter la taille du jeu de données pour l'apprentissage, nous avons introduit des apprenants « fictifs » en plus des apprenants réels. Pour ce faire, nous avons appliqué une variation comprise entre 0 et 10% des valeurs de chaque indicateur d'occurrence, de durée, d'intensité, de position du véhicule, et de vitesse et T2C, chaque indicateur recevant une variation différente. Ces « faux apprenants » conservaient par ailleurs en sortie désirée la même valeur que celle obtenue pour l'apprenant réel sur la base duquel ils ont été construits. Pour chaque apprenant réel, 9 apprenants simulés ont été générés, ce qui nous a permis de travailler sur un jeu de 250 entrées différentes au lieu des 25 initiales.

13.2.4 Première expérimentation : le réseau de neurones

Le RN utilisé est un MLP, c'est-à-dire un RN où chaque couche de neurones est entièrement connectée à la suivante. Une représentation visuelle en est donnée dans la Figure 13.7. Il possède 3 couches. La couche d'entrée possède 12 neurones (i.e. : les indicateurs). La couche « cachée » est constituée de 8 neurones et pointe vers un neurone unique en sortie ; cette valeur a été choisie car elle produisait les meilleures performances. Des fonctions d'activation de type « ReLU » (*Rectified Linear Unit*) ont été utilisées pour la couche d'entrée et la couche cachée. Puisque l'on cherche à obtenir des valeurs numériques correspondant aux valeurs fournies par l'expert, la couche de sortie fournit simplement les valeurs obtenues sans transformation. En outre, la méthode du « dropout » [Srivastava *et al.*, 2014] a été utilisée : cette méthode consiste à supprimer temporairement et de manière aléatoire certains neurones du réseau, permettant ainsi d'éviter des effets de coadaptation entre neurones et de limiter les effets de sur-apprentissage. Deux RN similaires ont été utilisés, le premier prenant en sortie désirée les performances « perceptuelles » fournies par les experts, le second les performances « gestuelles » fournies par les experts. Le RN a été implémenté à l'aide de la librairie python *Keras* [Chollet, 2015].

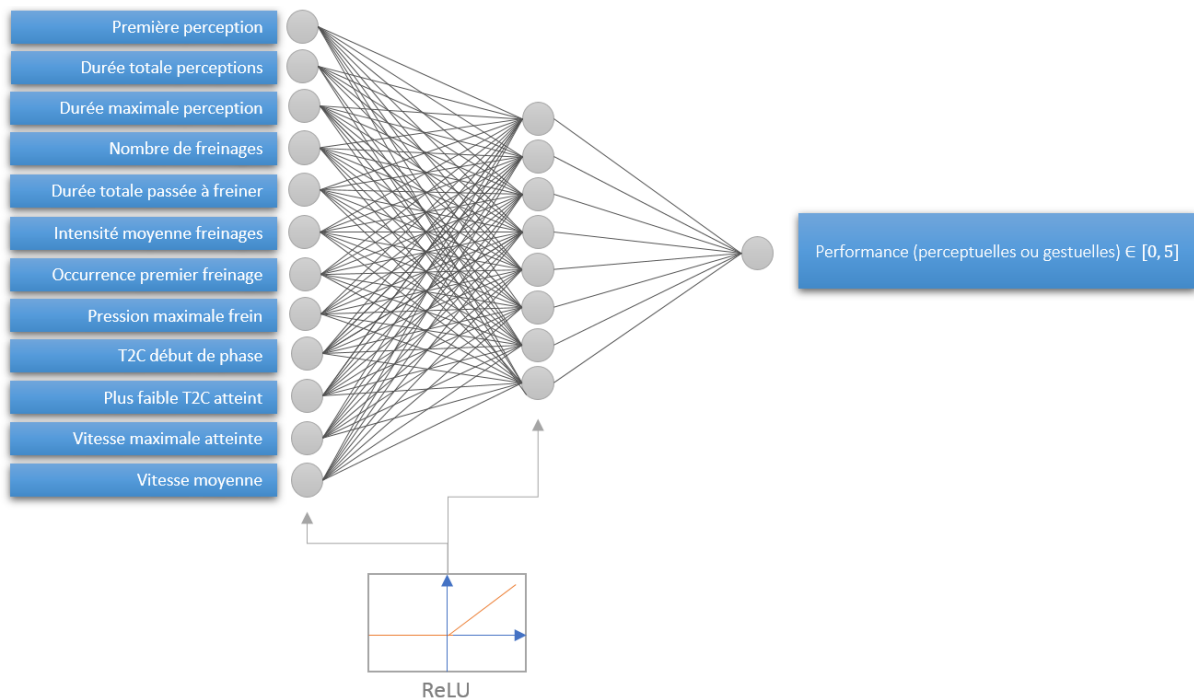


Figure 13.7 : Vue du RN utilisé pour obtenir les scores de performance perceptuelles ou gestuelles

Procédure d'apprentissage

Pour les deux RN, nous avons utilisé un processus de validation croisée sur la base d'un « *leave 1 learner out* », où pour chaque itération de la validation croisée, un apprenant était soustrait de la base d'apprentissage (c'est-à-dire, l'apprenant « réel » et les 9 apprenants « fictifs » générés à partir de ce dernier ; ainsi aucune entrée « fictive » n'a été présentée en apprentissage lorsque l'apprenant réel était celui gardé en dehors de l'apprentissage pour la validation). L'apprentissage a été réalisé par descente de gradient stochastique pour 40 itérations de la base d'apprentissage, cette valeur ayant été choisie car l'erreur observée se stabilisait à partir de 40 itérations. Afin de contrôler la variabilité des résultats obtenus, ce processus a été répété 5 fois pour chaque algorithme testé.

Résultats

Les résultats obtenus pour chacune des trois phases sont présentés dans le Tableau 13.3. Plusieurs éléments sont à noter. Premièrement, les valeurs d'erreur quadratique moyenne (EQM) obtenues durant les phase d'apprentissage sont inférieures aux erreurs obtenues durant les phase de validation, à l'exception des perceptions pour IND1P2 où les deux valeurs sont très proches. Cependant, les valeurs restent toujours dans un ordre de grandeur comparable, ce qui indique un bon « *fit* » des données. Nous verrons plus loin pourquoi dans certains cas (e.g. : perceptions pour IND1P1), l'erreur durant la phase de validation est sensiblement plus éloignée de l'erreur durant la phase d'apprentissage.

Deuxièmement, nous notons que les EQM en phase de validation sont faibles, étant donné l'intervalle des valeurs possibles en sortie (de 0 à 5). Cela montre que la précision de l'analyse de la

performance est généralement bonne pour tous les scénarios rencontrés, tant pour l'analyse des perceptions que des actions.

	IND1P1		IND1P2		DIR1	
	Apprentissage	Validation	Apprentissage	Validation	Apprentissage	Validation
ACTIONS	0,17	0,18	0,13	0,31	0,13	0,23
PERCEPTIONS	0,22	0,46	0,25	0,25	0,13	0,27

Tableau 13.3 : Valeurs d'EQM obtenues pour chaque phase lors de l'analyse de la performance technique.

Discussion : cas où l'erreur en phase de validation est plus importante

Nous avons noté que l'erreur en phase de validation était dans certains cas plus éloignée de l'erreur en phase d'apprentissage, notamment pour l'analyse de la performance perceptuelle dans le cas de la première phase de la situation IND1 (IND1P1 – Perceptions), et dans une moindre mesure, pour l'analyse de la performance gestuelle pour la deuxième phase de la situation IND1 (IND1P2 – Actions). Dans les deux cas, le RN attribue des scores très différents des experts pour un faible nombre d'apprenants, ce qui augmente fortement l'EQM. Ces erreurs sont dues à des relations atypiques entre comportement perceptuel et gestuel, qui peuvent s'expliquer par les limites de la chaîne d'acquisition des indicateurs perceptuels.

Par exemple, pour le cas de la performance perceptuelle dans IND1P1, un apprenant ayant généré une forte erreur de prédiction avait reçu une note de 1/5 par l'expert, mais obtenu par le RN des valeurs oscillant selon les *runs* entre 2,2/5 et 2,6/5. Cette note peut s'expliquer par une seule perception très tardive de l'obstacle, d'une durée très courte. En ces aspects, l'apprenant a montré un comportement « perceptif » très proche des autres apprenants ayant reçu des notes similaires de la part de l'expert. En contrepartie, le comportement « gestuel » de l'apprenant est factuellement meilleur que celui des autres apprenants ayant obtenus de mauvais scores de performance perceptuelle. En particulier, nous avons noté que cet apprenant a freiné avec insistance, et plusieurs fois, avant d'avoir « vu » le camion, ce qui nous montre qu'il a en fait conscience de l'obstacle, sans doute *via* une perception non détectée par le dispositif d'*eye-tracking*. L'expert a ici pénalisé les perceptions très tardives, mais le RN attribue à cet apprenant un score intermédiaire, du fait de la présence d'indicateurs « gestuels » plus caractéristiques d'apprenants ayant obtenus des scores plus élevés. En effet, la plupart des apprenants ayant obtenu un score de performance « perceptuelle » plus élevé ont ensuite réagi de manière appropriée, ce qui a entraîné la production d'indicateurs « d'actions » comparables à celui de notre apprenant. La présence de ces indicateurs pénalise le RN ce qui explique l'erreur forte observée ici. La majorité des erreurs fortes observées sont ainsi dues à la présence de faux négatifs sur les indicateurs de perception, la « non-perception » étant, en effet, toujours accompagnée d'un degré d'incertitude.

13.2.5 Deuxième expérimentation : Performances des autres algorithmes

Plusieurs algorithmes ont été testés sur ce même jeu de données, afin d'obtenir une estimation plus fine de la qualité des expertises et de la pertinence de l'approche. Tous ces algorithmes ont été implémentés à l'aide de la librairie python *Scikit-learn* [Pedegrosa *et al.*, 2011]. Ces algorithmes ont été paramétrés de manière empirique, avec pour objectif de maximiser leurs performances, c'est à dire de minimiser l'erreur quadratique moyenne observée lors de la phase de validation.

Arbres de décision

Un arbre de décisions effectue une succession hiérarchisées de tests décisionnels de type SI/ALORS sur les valeurs qui lui sont présentées en entrée (i.e. : les indicateurs). A chaque étape, l'algorithme recherche le test décisionnel le mieux à même de prédire la valeur de sortie (i.e. : la notation de l'expert) d'un ensemble de données. Il s'agit d'un algorithme récursif qui fait appel à lui-même tant qu'il existe des tests susceptibles de mieux prédire les valeurs de sortie, ou tant qu'un nombre fixe de tests n'a pas été réalisé. Plusieurs types de métriques sont disponibles pour effectuer les tests permettant la construction de l'arbre. Dans notre cas, l'algorithme CART (Classification and Regression Trees) est utilisé ; cet algorithme construit les choix binaires de l'arbre en cherchant à sélectionner la valeur d'entrée fournissant le plus d'informations sur la valeur de sortie à chaque étape. Un avantage majeur de cet algorithme est sa facilité d'interprétation : un arbre de décision est en effet une « boîte transparente » qu'il est possible d'interpréter.

Arbres de décision avec adaboost

Adaboost [Freund et Schapire, 2007] est un méta-algorithme, pouvant être utilisé sur la base de différents types d'approches de ML pour améliorer leurs performances. Dans notre cas, l'algorithme est utilisé en conjonction avec un arbre de décision. Son fonctionnement se déroule ainsi : (1) un arbre de décision est généré et fonctionne par régression pour prédire des valeurs de sortie, tel qu'indiqué dans la partie précédente. (2) D'autres arbres sont générés sur une version modifiée du jeu de données initial, pour laquelle des poids supplémentaires sont donnés sur les entrées générant l'erreur la plus importante : ainsi, le nouvel arbre aura tendance à se focaliser davantage sur les cas les plus « difficiles ». Le processus se poursuit pour un nombre fixé à l'avance d'arbres. (3) La moyenne pondérée des valeurs obtenues pour chaque entrée, et pour chacun des arbres est calculée ; le résultat de ce calcul correspond à la valeur finale prédite pour l'entrée en question.

Random forest

Cet algorithme [Breiman, 2001], est également un méta-algorithme qui sépare un jeu de données en plusieurs jeux de données de même taille triés aléatoirement avec remise, et applique sur chacun d'entre eux un arbre de décision. Les résultats sont stockés pour chacun des arbres et la valeur prédite en moyenne l'emporte.

Support Vector Machine (SVR)

Ce type d'algorithme, proposé par [Cortes et Vapnik, 1995], vise à faire émerger un hyperplan capable de séparer au mieux un jeu de données en deux catégories, c'est-à-dire, l'hyperplan pour lequel la marge entre les points les plus proches de chacune des catégories (les « vecteurs supports ») est la plus importante. Dans le cas d'une tâche de régression, cela revient à rechercher la fonction minimisant l'erreur de ces vecteurs supports par rapport à leurs valeurs « désirées ».

Résultats

Le Tableau 13.4 présente les différentes valeurs d'erreur quadratique moyennes (EQM) obtenues pour chacun des algorithmes testés, sur les trois phases pour lesquels l'analyse de la performance a pu être effectuée. On remarque tout d'abord que ces valeurs sont relativement faibles pour tous les algorithmes, étant donné que les scores prédits vont de 0 à 5 en moyenne. Les scores sont par ailleurs relativement similaires, le RN produisant de manière générale les meilleures performances et l'arbre de décision non-boosté les résultats les plus faibles. Le SVR l'emporte sur les actions d'une faible marge par rapport au RN. Pour les perceptions, *random forest* produit les meilleures performances.

	RN	Arbre Décisions	Random Forest	A.D + Adaboost	SVR
MOYENNE	0,2854	0,4162	0,2946	0,3498	0,3165
ACTIONS	0,2434	0,4834	0,3575	0,3629	0,2308
PERCEPTIONS	0,3274	0,3491	0,2318	0,3368	0,4023

Tableau 13.4 : les valeurs d'EQM obtenues par chacun des algorithmes pour l'analyse de la performance technique.

Discussion

Cette expérimentation met en évidence deux éléments : le RN et le SVR produisent des meilleures performances lors de l'analyse de la performance d'action, et *Random Forest* produit de meilleures performances lors de l'analyse de la performance de perception.

Supériorité du RN / SVR pour la performance d'action

Lors de la phase de notation des comportements par l'expert, il est apparu qu'un nombre plus important d'indicateurs étaient utilisés par ces derniers pour l'analyse de la performance gestuelle. De plus, l'expert prenait également en compte des relations entre variables (e.g. : rapidité du freinage relativement à la perception d'un danger par l'apprenant) pour effectuer sa notation. Etant donné ce nombre relativement important de variables « utiles » et les relations non-linéaires présentes entre elles, il semble logique que des algorithmes plus complexes, tels que les RN ou les SVR, produisent les meilleures performances. De manière générale, les SVR sont connus pour obtenir de très bonnes performances face à des jeux de données de taille réduite, comme c'est notre cas. Par ailleurs, il est probable que les performances du SVR puissent être encore supérieures avec davantage d'optimisation des paramètres. Dans notre cas, nous avons utilisé une fonction de kernel linéaire, or il

est reconnu que des fonctions de kernel non linéaires telles qu'une fonction à base radiale (RBF), peuvent produire de meilleures performances.

Supériorité du *random forest* pour la performance perceptuelle

Nous expliquons la supériorité de l'algorithme de type *random forest* pour la performance perceptuelle par le nombre réduit d'indicateurs effectivement utilisés par les experts pour évaluer cette performance en comparaison aux actions. De manière générale, l'intégration d'une notion de performance duale, séparant perceptions et actions, se justifie par l'intérêt fort qu'il existe à différencier cette information au niveau de la production de rétroactions immédiates et mieux ciblées. Cependant, cette séparation complexifie la tâche demandée à l'expert, la rendant moins intuitive. Il est donc plus difficile pour l'expert de quantifier réellement la « performance perceptuelle » dans les deux situations testées, autrement que par la capacité qu'a montré l'apprenant à repérer rapidement un danger. Cette tâche est nouvelle pour l'expert étant donné l'absence de dispositifs d'*eye-tracking* durant les formations à la conduite automobile. De fait, il a eu tendance à se rabattre sur un ou deux indicateurs primordiaux, comme l'occurrence de la première perception et la durée moyenne des perceptions. Face au nombre important de *features* devenues de fait inutiles pour cette notation, nous ferons l'hypothèse que les algorithmes de type SVR et RN sont davantage pénalisés, tandis que des algorithmes basés sur des séparations binaires sont plus efficaces pour extraire les informations issues des rares *features* pertinentes.

13.2.6 Synthèse

Cette section nous a permis d'évaluer la précision de l'analyse de la performance technique. Elle a montré que le degré de précision obtenu par le RN était bon malgré la faible taille du jeu de données, hormis dans certains cas que nous avons attribué à la présence de faux positifs au niveau des indicateurs de perception. La deuxième expérimentation a montré que des performances similaires, voire supérieures, pouvaient être atteintes *via* l'utilisation d'autres algorithmes d'apprentissage par régression.

13.3 Robustesse du diagnostic des CNT par le réseau bayésien

13.3.1 Rappel du fonctionnement du module

Le RB a pour principal objectif de franchir le gap sémantique séparant l'analyse comportementale de l'activité de l'apprenant (incarnée par les valeurs de performance obtenues en sortie du module d'analyse de la performance technique) du niveau épistémique, dont l'objectif est d'expliquer ces éléments comportementaux par la bonne ou mauvaise influence d'une ou plusieurs CNT. Sa structure (Figure 13.8) est composée de nœuds latents de niveaux sémantiques croissants, faisant le lien entre les variations de performance technique et les CNT, et permettant l'agrégation d'observations de différents types (e.g. : connaissances sur la nature des situations critiques d'apprentissage, marqueurs comportementaux « non-techniques ») pour guider ce processus d'analyse.

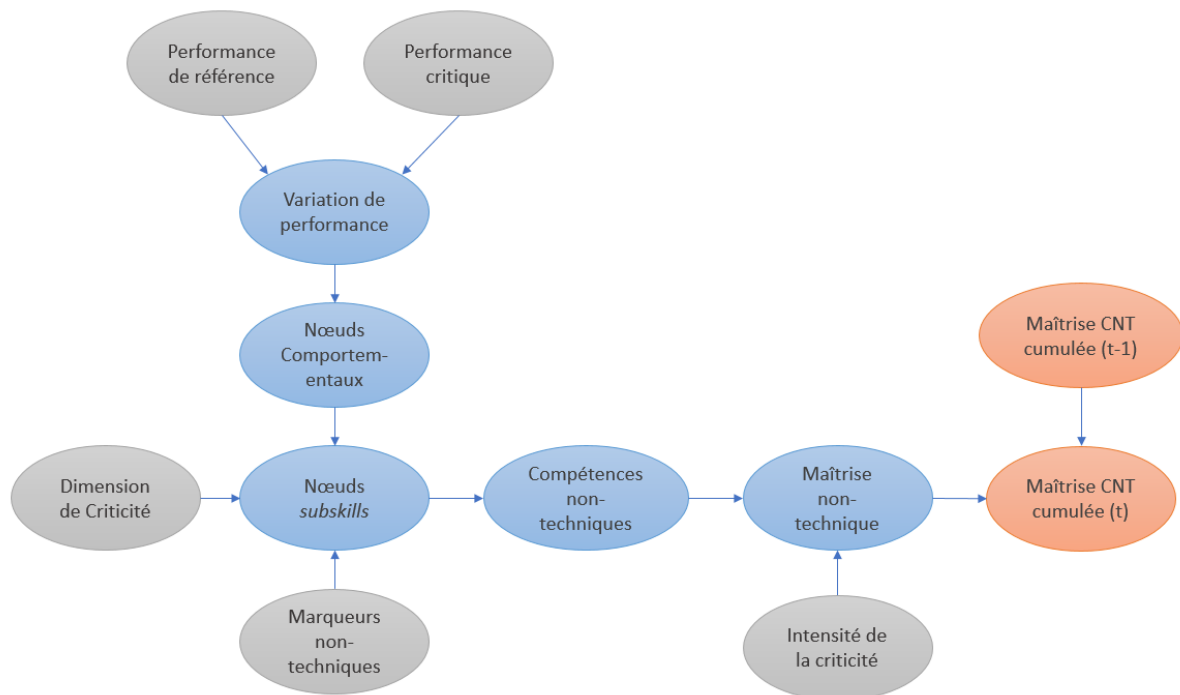


Figure 13.8 : Rappel de la structure du réseau bayésien pour le diagnostic des CNT et la modélisation de l'apprenant.

Le diagnostic est d'abord réalisé de manière « statique » pour chaque phase d'une situation d'apprentissage critique. Les résultats de chaque diagnostic sont ensuite intégrés à une structure dynamique afin de tracer l'évolution des CNT de l'apprenant au fil de ses confrontations à un nombre croissant de situations. Etant donné le faible nombre de situations rencontrées par chaque apprenant (2 situations et 3 phases), seul les aspects « statiques » sont étudiés dans cette partie. Les aspects dynamiques font l'objet d'expérimentations sur la base de données synthétiques, présentées dans le chapitre suivant.

13.3.2 Cadre et objectifs des expérimentations

Nos expérimentations ont été réalisées sur la base des données obtenues en conduite automobile et des valeurs issues de l'analyse de la performance technique réalisées par le module éponyme. Elles ont pour objectif, en premier lieu, de montrer la robustesse du RB, c'est-à-dire sa capacité à compenser l'erreur présente dans les mesures de performance technique, pour produire des diagnostics raisonnablement proches de ceux qui auraient été produits si l'expert avait directement réalisé l'analyse de la performance technique. Cette mesure correspond donc la « précision relative à la notation de l'expert » du diagnostic. En deuxième lieu, nous nous sommes intéressés à la couverture des diagnostics produits par le RB, c'est-à-dire à sa capacité à produire des diagnostics couvrant la totalité du spectre des probabilités sur la base des observations qui lui sont fournies en entrée. La discussion se focalise sur le rôle des observations dans la production d'un diagnostic.

13.3.2 Expérimentations

Observations fournies en entrée

Les valeurs obtenues en sortie du module d'analyse de la performance technique sont présentées en entrée du RB à l'intérieur des nœuds « performance technique », en tant que *soft evidence*, selon le processus décrit en 10.2.1 (voir page 110), pour chaque itération « statique » du diagnostic. Les valeurs de performance de référence n'ayant pas pu être obtenues, nous avons considéré que les apprenants possédaient tous le meilleur niveau technique possible en situation non-critique. Les deux nœuds « performance de référence » sont donc renseignés à « forte » : les apprenants ayant déjà obtenu leur permis de conduire, nous les considérerons donc comme *a priori* techniquement compétents. Etant donné la façon dont le RB a été conçu, cette hypothèse a pour conséquence de rendre les diagnostics plus sévères pour les performances faibles (car ces dernières sont davantage expliquées par une défaillance non-technique que technique) et pour les performances fortes (le RB estimant que la bonne performance observée par un apprenant peut en partie être expliquée par son niveau élevé de CT). Finalement, les nœuds d'observations « dimensions de criticité » sont renseignés à « ambiguïté » pour les deux phases de la situation IND1, et à « imprévisibilité » pour la situation DIR1. Ces informations sont issues de la construction des scénarios par les psychologues partenaires du projet MacCoy Critical.

Robustesse

Cas général

Nous analyserons d'abord la capacité du RB à compenser le degré d'erreur présent sur les variables fournies en entrée. Pour ce faire, nous avons comparé les valeurs de probabilités des nœuds « CNT » en fonction d'entrées issues du module d'analyse de la performance, ou des notations des experts (et considérés comme justes). La Figure 13.9 présente les résultats de cette comparaison.

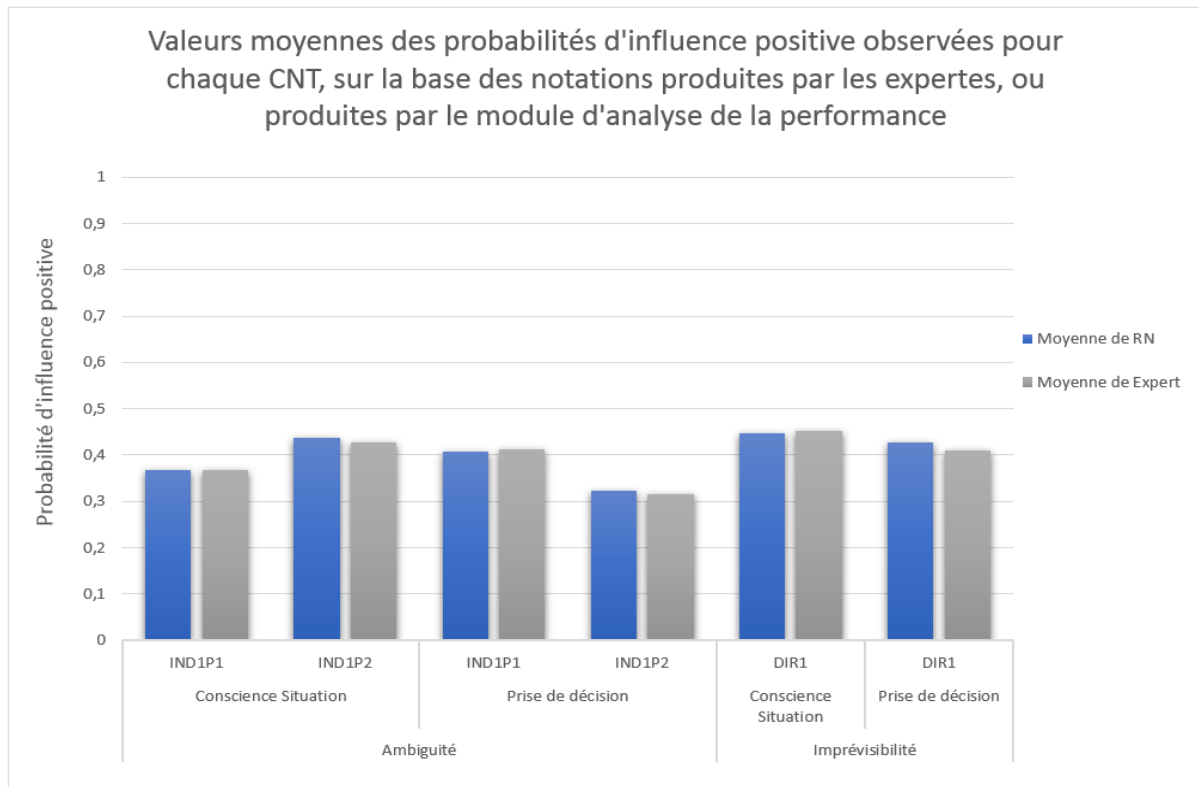


Figure 13.9 : Comparaison entre les valeurs observées pour les probabilités d'influence positive des CNT dans chacune des phases pour lesquelles nous avons disposé de données réelles.

L'erreur moyenne observée du RB pour les diagnostics de CNT est de 0.046, c'est-à-dire que l'on observe en moyenne un écart d'environ 5% entre la probabilité de bonne mobilisation d'un CNT telle que quantifiée par le RB sur la base du module d'analyse de la performance technique, et la probabilité de bonne mobilisation d'une CNT sur la base des scores produits par les experts. Ce résultat montre que l'erreur observée au niveau du module d'analyse de la performance est suffisamment faible pour permettre une bonne robustesse du diagnostic (quasi-équivalence par rapport à l'expert).

Cas d'une erreur importante en entrée

Malgré la bonne robustesse observée pour la majeure partie des données apprenants, il existe certains cas pour lesquels l'erreur produite par le module d'analyse de la performance technique est forte. Cette erreur se propage dans le RB et entraîne des écarts importants de diagnostic. On a vu que le plus « défavorable » se situe dans la première phase « d'approche » du scénario IND1, où l'expert a attribué un score très faible (valeur = 1) aux perceptions d'un apprenant, là où le module d'analyse de la performance a estimé un score intermédiaire (valeur = 2,4), représenté par la Figure 13.10). Cette différence d'évaluation se propage dans le RB et se répercute majoritairement sur la CNT « conscience de la situation », pour deux raisons : (1) il s'agit de la CNT la plus influencée par les scores de performance perceptuelle et (2) la situation IND1 est caractérisée par une dimension de criticité de type « ambiguïté », définie par les experts comme ciblant surtout les *sub-skills* de conscience de la situation. On observe alors une surestimation du niveau de maîtrise de cette CNT. Il s'agit cependant d'un cas rare, sans doute lié à un faux négatif sur le comportement perceptuel de l'apprenant.

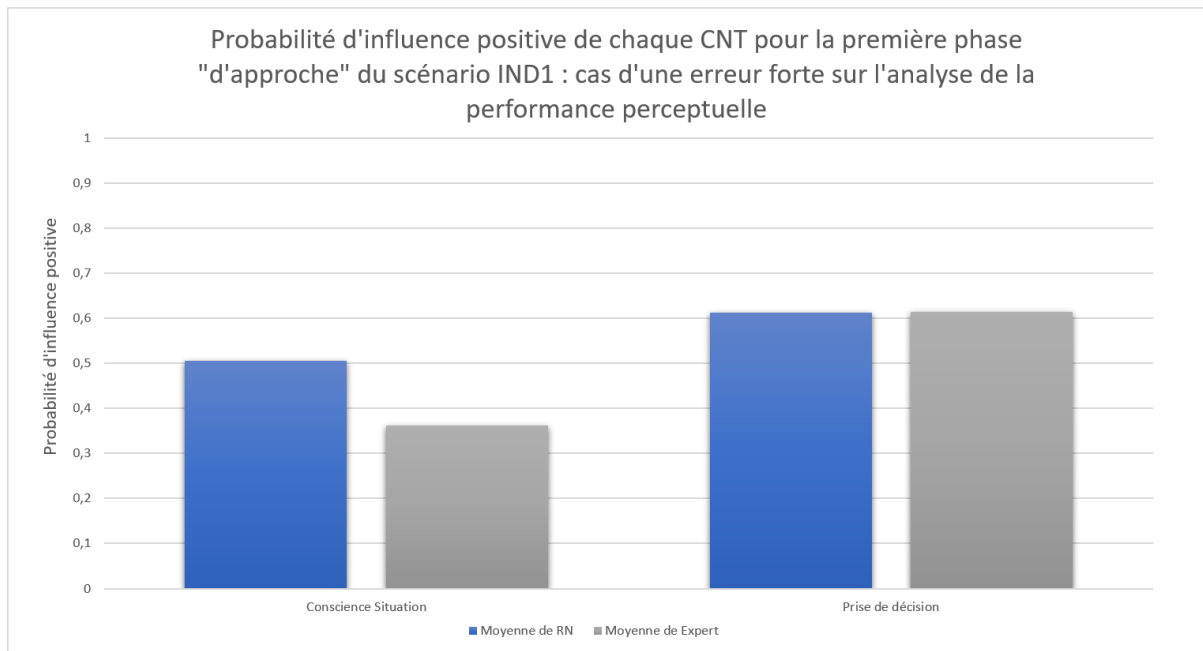


Figure 13.10 : Différences de diagnostic lorsqu'une erreur forte sur la performance perceptuelle a été observée, pour le scénario IND1 favorisant le diagnostic de conscience de la situation.

Couverture des diagnostics

Nous avons montré précédemment la robustesse des diagnostics produits par le RB face à l'erreur en entrée. Il existe cependant un risque que le RB « dilue » les informations fournies en entrée en les faisant passer par plusieurs nœuds latents, ce qui expliquerait sa robustesse par l'agglomération des diagnostics autour de valeurs médianes. Pour contrôler cet effet, nous nous intéressons ici à la couverture des diagnostics réalisés par le RB sur la totalité de notre population d'apprenants. La Figure 13.11 montre les valeurs minimales et maximales des diagnostics observés pour chaque situation. On constate une couverture importante du spectre des probabilités.

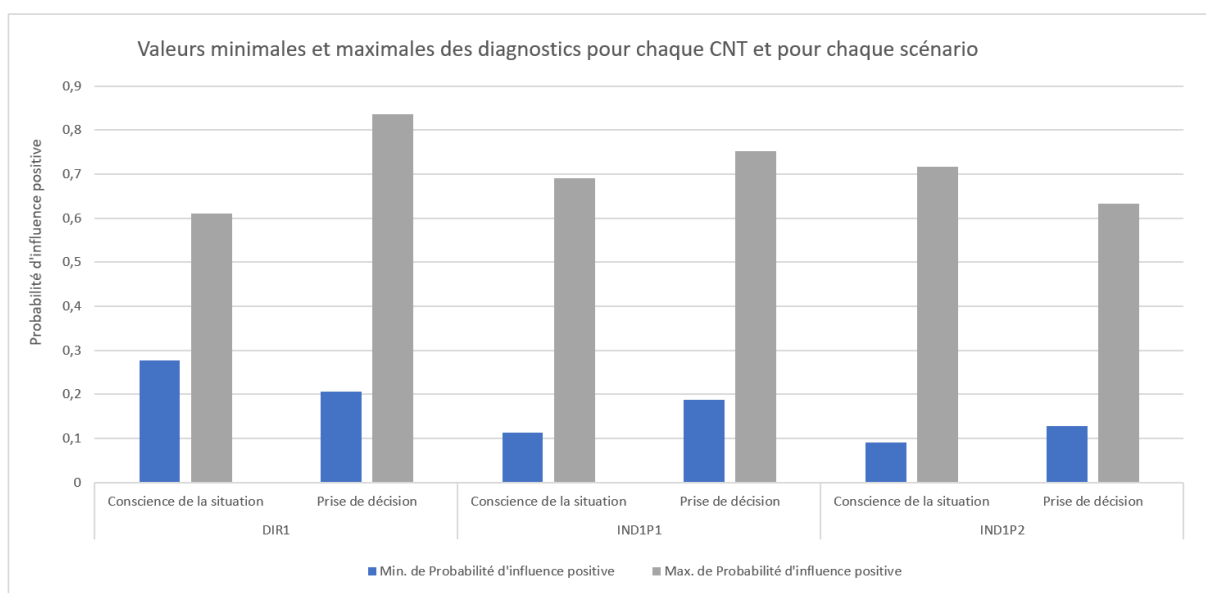


Figure 13.11 : Valeurs minimales et maximales des diagnostics observés pour chaque CNT et chaque scénario. Malgré la faible population d'apprenants, les comportements sont suffisamment disparates pour permettre au RB de produire des diagnostics très différenciés.

Pour apporter plus de précisions sur la capacité du RB à couvrir un spectre important de valeurs de diagnostics, la Figure 13.12 détaille la totalité des diagnostics obtenus pour la situation DIR1. Les valeurs sont réparties sur la majorité du spectre des probabilités, allant de l'ordre de 20% pour le diagnostic de prise de décision du participant 33, à 80% pour le diagnostic de prise de décision du participant 11. Pour la conscience de la situation, les diagnostics varient de manière moins forte et sont compris entre 35% et 65%.

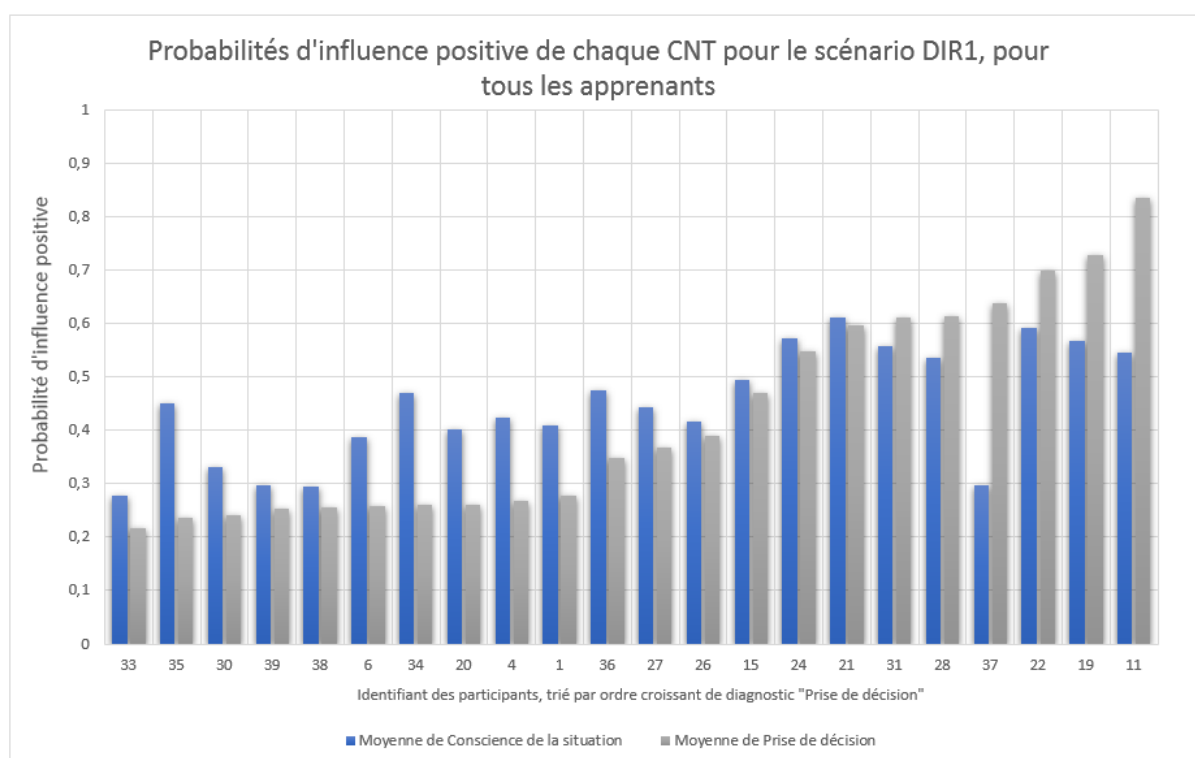


Figure 13.12 : Probabilités d'influence positive de chaque CNT pour chaque apprenant lors de la situation DIR1.

Les diagnostics produits par le RB sont donc à la fois suffisamment robustes pour couvrir l'erreur présente dans les observations sur l'analyse de la performance en entrée, et suffisamment sensibles pour couvrir un large spectre de valeurs possibles. Cette sensibilité dépend cependant de la dimension de criticité.

13.3.3 Discussion

Influence de la dimension de criticité sur le diagnostic

Via la Figure 13.12, nous avons constaté que pour la situation d'apprentissage DIR1, les diagnostics de la prise de décision présentaient plus de variabilité que ceux obtenus pour la conscience de la situation (Déviation standard de 0.10 pour la conscience de la situation, et 0.20 pour la prise de décision). Ceci est dû à la dimension de criticité du scénario ; en effet, en comparant les observations

présentées en entrée du réseau bayésien, on constate qu'il n'y a pas de différence de déviation standard entre les performances perceptuelles (qui jouent un rôle plus important pour le diagnostic de conscience de la situation) et gestuelles (qui jouent un rôle plus important pour le diagnostic de la prise de décision). La plus grande sensibilité des valeurs obtenues pour la prise de décision s'explique par la dimension de criticité « imprévisibilité », qui considère que chaque *subskill* de la prise de décision (i.e. : évaluer le problème, générer des options, sélectionner et implémenter une option, voir partie 2.3 page 32) joue un rôle clef face à une situation critique présentant une telle dimension. Inversement, bien que certains processus de la conscience de la situation soient considérés comme clefs dans un tel contexte (i.e. : c'est le cas du *subskill* « réunir l'information »), d'autres sont considérés comme moins importants, voire pas mobilisés du tout (i.e. : « anticiper les états futurs » n'est pas considéré comme pertinent face à l'imprévisibilité, voir partie 2.2 page 31).

Absence de marqueurs non-techniques et rôle des dimensions de criticité

Nous n'avons pas pu inclure de marqueurs non-techniques dans cette évaluation du diagnostic statique. Ces marqueurs, spécifiques à une situation d'apprentissage, devraient permettre d'augmenter fortement la saillance de chaque diagnostic, via l'intégration d'observations de plus haut niveau sur le comportement d'un apprenant. Ils devraient également permettre d'augmenter la précision du diagnostic.

En l'absence de ces marqueurs, les résultats présentant la capacité de couverture du RB nous indiquent que chaque itération statique du RB joue le rôle d'un « filtre didactique », qui va attribuer à une CNT en particulier toute variation de performance technique observée, sur la base d'une description scénaristique produite par les experts, assortie d'un assomption que l'influence de la conscience de la situation sur les compétences techniques d'un apprenant se retrouve surtout au niveau des variations de performance perceptuelle, et qu'une influence de la prise de décision se retrouve surtout au niveau de la performance gestuelle malgré un certain degré d'influence mutuelle. Bien que limité en complexité, le RB permet de donner une explication, visualisable et compréhensible, de l'influence d'une CNT sur la performance technique globale ; il peut donc être perçu comme une plateforme interactive permettant d'assister l'expert dans sa propre tâche de diagnostic. Cet aspect de collaboration entre l'expert humain et la modèle informatique pour l'amélioration mutuelle a toujours été au centre de nos objectifs étant donné le caractère mal-défini du domaine.

13.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons détaillé les expérimentations effectuées sur la base de données écologiques obtenues lors de sessions d'apprentissage ayant été conduites dans nos deux domaines d'application. A l'exception du module d'extraction d'indicateurs, ces expérimentations se sont focalisées sur la conduite automobile, pour deux raisons. (1) Les indicateurs de perception n'ont pas à ce jour été extraits dans le domaine de la HPP, et (2) les comportements des apprenants évoluant au sein de ce simulateur n'ont pas été supervisés par des experts ce qui empêche l'application du module d'analyse de la performance technique.

Les expérimentations réalisées dans le domaine de la conduite automobile ont permis de valider l'utilisation de méthodes de ML pour l'analyse de la performance technique, ainsi que la capacité du RB à produire un diagnostic robuste, et variant sensiblement en fonction des valeurs présentées en entrée, sur la base des informations produites par le module d'analyse de la performance technique, et de connaissances sur la nature des situations d'apprentissage critiques.

Plusieurs éléments de l'architecture n'ont cependant pas pu être évalués sur la base de ces données écologiques. Premièrement, la capacité du RB à tracer l'évolution des CNT d'un apprenant au fil de ses confrontations avec un nombre important de situations d'apprentissage reste à évaluer. Deuxièmement, les capacités du modèle pédagogique à choisir des situations pertinentes pour l'amélioration des CNT d'un apprenant doivent également être étudiées. Ces deux aspects de notre architecture ont été évalués sur la base d'un jeu de données synthétiques. Nous présentons dans le chapitre suivant le processus de conception de ce jeu de données, ainsi que les résultats produits sur cette base.

Un autre aspect dont il faut parler trait à la non-validation de la modélisation temporelle des compétences de l'apprenant au fil de son évolution au sein du simulateur. Ceci est, à nouveau, expliqué par le faible nombre de situations à disposition. Il s'agit pourtant d'un aspect crucial, puisque cette modélisation sert de fondement au processus de prise de décision pédagogique. Afin de pouvoir tester cet aspect du RB, nous avons mis en place un jeu de données simulant des apprenants dont le comportement évolue situation après situation. Nous présentons ce jeu de données, et les expérimentations réalisées sur sa base, dans la section suivante de ce chapitre.

14. Validation sur données synthétiques

Introduction.....	168
14.1 Génération d'un jeu de données synthétiques	168
14.1.1 Principes généraux	168
14.1.2 Création d'un ensemble de situations	169
14.1.3 Création d'un apprenant synthétique	171
14.1.4 Génération des scores de performance technique « critiques »	172
14.1.4 Déroulement de la session d'apprentissage synthétique	173
14.1.5 Conclusion	174
14.2 Caractère dynamique du modèle de l'apprenant, et liens entre précision du modèle de l'apprenant et décisions du module pédagogique.....	176
14.2.1 Rappels sur la dynamique du réseau bayésien et objectifs des expérimentations.....	176
14.2.3 Analyse qualitative du comportement du modèle de l'apprenant.....	176
14.2.4 Discussion	178
Imprecision du modèle de l'apprenant face à des cas extrêmes	179
Imprecision du modèle face à des apprenants qui stagnent	180
Rôle du module pédagogique dans la précision du modèle de l'apprenant.....	181
14.2.5 Synthèse	182
14.3 Efficacité du module pédagogique.....	183
14.3.1 Rappels sur le fonctionnement du module	183
14.3.2 Objectifs.....	183
14.3.3 Fonctionnement du module pédagogique.....	185
14.3.4 Expérimentation 1 : importance des sous-modules.....	188
Résultats	189
14.3.5 Expérimentation 2 : Influence de τ – balance entre exploration et exploitation	190
14.4 Conclusion	193

Introduction

Dans cette partie, nous nous intéresserons d'une part, à la capacité du module de l'apprenant à inférer l'évolution des CNT de l'apprenant dans la durée et à mesure que ce dernier fait face à un nombre croissant de situations d'apprentissage critiques, et d'autre part, aux capacités du module pédagogique à choisir des situations d'apprentissage pertinentes pour favoriser l'amélioration des CNT de chaque apprenant. Ces deux aspects ont été étudiés sur la base d'un jeu de données synthétiques dans le domaine de la conduite automobile, pour plusieurs raisons. (1) On ne dispose en date que de données utilisateurs hors-ligne, le système complet n'étant pas encore complètement opérationnel. Le module pédagogique n'était donc pas implémenté au moment des expérimentations réalisées au sein d'un simulateur, et le cheminement des apprenants était fixé initialement et il était le même pour tous. (2) L'utilisation de données synthétiques, incluant une simulation de l'apprenant, permet d'explorer divers types de comportements aux caractéristiques connues, permettant de tester la pertinence de l'approche et la contribution de chaque module sur un large panel de profils. Cette approche est difficile à reproduire avec des données réelles pour lesquelles les caractéristiques des apprenants ne sont jamais entièrement maîtrisées.

Ce chapitre est organisé comme suit. Dans la première partie, nous détaillons le processus de construction du jeu de données synthétiques. Dans la deuxième partie, nous présentons les expérimentations qualitatives conduites pour étudier les capacités du RB à tracer les CNT d'un apprenant expérimentant plusieurs situations critiques d'apprentissage. La troisième partie se focalise sur le module pédagogique, et notamment la pertinence de l'utilisation d'une approche basée sur de l'apprentissage par renforcement pour générer des situations d'apprentissage tenant compte de l'unicité du couplage entre l'apprenant et la criticité. L'évaluation se fonde ici sur une analyse jointe de l'évolution des performances de l'apprenant et de la qualité des scénarios générés.

14.1 Génération d'un jeu de données synthétiques

14.1.1 Principes généraux

Notre jeu de données synthétiques simule une succession d'interactions entre un apprenant et des situations critiques d'apprentissage. Chaque apprenant est caractérisé par deux niveaux d'aptitudes « perceptuelles » et « gestuelles » qui lui sont propres (nommés $\theta(\textit{perception})$ et $\theta(\textit{action})$) et arbitrairement bornés entre -4 et 4. Ces niveaux d'aptitudes correspondent aux capacités de l'apprenant à faire face de manière appropriée ou non à une situation critique, et ne font pas à ce stade la distinction entre compétences techniques et non-techniques. Parallèlement à l'apprenant, chaque situation possède une dimension de criticité et deux valeurs de difficultés « perceptuelle » et « gestuelle » plus ou moins importantes (nommés $b_{\textit{perception}}$ et $b_{\textit{action}}$), également bornées entre -4 et 4. A nouveau, la difficulté d'une situation ne fait pas le distinguo entre difficulté « technique » et intensité de la criticité « non-technique ».

A chaque pas de temps, le générateur de données synthétiques met en relation un apprenant et une situation. Cette mise en relation produit deux valeurs de performances techniques perceptuelles et gestuelles, d'une forme similaire à celles qu'aurait généré le module d'analyse de la performance. Chaque interaction entraîne une progression, une stagnation, ou une régression du niveau d'aptitude θ de l'apprenant vis-à-vis des CNT, sur la base de caractéristiques lui étant propres (i.e. : chaque apprenant peut réagir de manière différente à une situation), afin de modéliser le caractère unique des liens entre apprenant et criticité. Ce jeu de données synthétique s'inscrivant dans l'hypothèse de la constance du niveau de compétence technique d'un apprenant au cours de son évolution avec le simulateur, un changement dans les scores d'aptitudes d'un apprenant ne peut être attribué qu'à une progression ou une régression d'une ou plusieurs de ses CNT. Le processus est décrit par l'Algorithme 14.1.

Principes généraux	
1 :	Création d'un ensemble de situations critiques
2 :	Création d'un apprenant
3 :	Tant que n pas de temps n'ont pas été expérimentés :
4 :	Module pédagogique : Choisir une situation d'apprentissage critique
5 :	Données synthétiques : Interaction apprenant / situation => génération des scores de performance technique.
6 :	Réseau bayésien : Diagnostic des CNT et mise à jour du modèle de l'apprenant
7 :	Données synthétiques : Mise à jour de l'apprenant (progression / stagnation / régression)

Algorithme 14.1 : Principes généraux de la simulation de données

14.1.2 Création d'un ensemble de situations

Nous avons cherché à produire un ensemble de situations possédant les caractéristiques propres à notre domaine d'étude, c'est-à-dire : présence d'une dimension de criticité, présence d'un degré de criticité plus ou moins fort, et nature « mal-définie » où chaque situation présente des caractéristiques inconnues du module de diagnostic. En outre, la base des situations doit être suffisamment variée pour qu'il existe au moins une situation d'apprentissage d'une difficulté proche du niveau de tout apprenant. Nous avons traduit ces objectifs par les deux propriétés suivantes.

Variabilité : chaque situation doit présenter des caractéristiques uniques. Cela se traduit par la présence d'une dimension de criticité, mais également par sa difficulté qui peut être homogène, ou au contraire présenter des disparités en termes de difficultés « perceptuelles » et « gestuelles ». En outre, pour augmenter cette variabilité inter-situation, nous avons introduit un paramètre de saillance rendant certaines situations plus « discriminantes » que d'autres, c'est-à-dire plus à mêmes de différencier les apprenants compétents de ceux d'un niveau trop faibles.

Couverture : l'ensemble de situations doit recouvrir la totalité du spectre des difficultés possibles. Cette condition a été traduite de la sorte : l'apprenant le plus faible doit pouvoir produire des performances moyennes face à la situation la plus facile, l'apprenant le plus fort doit pouvoir produire

des performances moyennes face à la situation la plus difficile, et il existe toujours une situation permettant à un apprenant de produire une performance plus ou moins proche de la moyenne à l'intérieur de cet intervalle.

Pour simplifier le processus de génération de situations, on considère que chaque situation d'apprentissage ne possède qu'une seule phase. Afin de tenir compte de nos objectifs initiaux, chaque situation s est caractérisée par une dimension de criticité $dim_crit(s)$, un score de difficulté « perceptuelle » $b_{perception}(s)$, et un score de difficulté « gestuelle » $b_{action}(s)$. Rappelons que ces scores correspondent à la difficulté « absolue » de la situation, sans distinction entre difficulté technique et intensité de la criticité « non-technique ». En outre, chaque situation possède un caractère plus ou moins discriminant via un paramètre de saillance $\beta(s)$. Le processus de constitution de la base de situations est détaillé dans l'Algorithme 14.2.

Création d'une base de situations	
1 :	Initialiser un ensemble de situations S , initialiser $i = 0$, $difficulte_min$
2 :	Initialiser $b_{perception} = difficulte_min$, $b_{action} = difficulte_min$
3 :	Tant que $i < n$:
4 :	Choisir dim_crit parmi (ambiguïté, imprévisibilité)
5 :	Choisir $variabilité$ parmi (homogène, plus dure DM, plus dure SA)
6 :	Mettre à jour $b_{perception} = b_{perception} + random() + paramètre\ de\ variabilité$
7 :	Mettre à jour $b_{action} = b_{action} + random() + paramètre\ de\ variabilité$
8 :	Calculer $saillance\ \beta = random(0.1, 1)$
9 :	Créer situation $s_i = \{b_{perception}, b_{action}, \beta, dim_crit\}$
10 :	$i = i + 1$

Algorithme 14.2: Création d'une base de situations d'apprentissage.

La couverture est garantie par l'augmentation progressive des valeurs de $b_{perception}$ et b_{action} . La variabilité est introduite à la fois par l'introduction d'une part aléatoire (plus ou moins forte en fonction du nombre de situations que l'on souhaite générer et différente pour les perceptions et les actions) dans les calculs de $b_{perception}$ et b_{action} , par l'adjonction d'un paramètre de variabilité qui peut potentiellement augmenter de manière artificielle l'une ou l'autre des valeurs de b , et globalement par l'ajout du paramètre de saillance β à chaque situation.

Dans le cadre de nos expérimentations sur la base de données d'apprenants « réels », nous avons considéré la dimension de criticité d'une situation comme étant « connue ». Nous considérerons donc cette information comme également connue dans le cadre de notre jeu de données synthétiques. Ainsi, lorsqu'une situation est générée, dim_crit est fournie au nœud « Dimension de criticité », du RB selon les formules ci-dessous :

$$p(dim_crit = ambiguïté) = 1 \text{ si } dim_crit = ambiguïté$$

$$p(dim_crit = imprévisibilité) = 1 \text{ si } dim_crit = imprévisibilité$$

Par ailleurs, nous avons considéré que les niveaux de difficulté étaient également connus et donc qu'ils pouvaient être inclus en tant qu'observations dans le RB. Les valeurs de $b(action)$ et $b(perception)$ sont ainsi fournies aux nœuds d'intensité de la criticité du RB, par normalisation de leurs valeurs selon les formules ci-dessous :

$$p(IntensitéCriticité_{ConscienceSituation} = Forte) = normalisation(b_i(perception))$$

$$p(IntensitéCriticité_{PriseDeDecision} = Forte) = normalisation(b_i(Action))$$

14.1.3 Création d'un apprenant synthétique

Conformément aux hypothèses initiales concernant l'importance des particularités de chaque apprenant vis-à-vis de l'apprentissage des CNT et du caractère relatif de la notion de criticité (i.e. : importance de la personnalité, de l'état mental actuel, présence de points forts et de points faibles...), nous avons cherché à modéliser des apprenants qui réagissent d'une manière propre à chaque situation critique. Cette volonté s'est traduite par trois propriétés. (1) hétérogénéité : tous les apprenants n'ont pas forcément les mêmes capacités vis-à-vis de leurs perceptions ou actions, et ces deux dimensions évoluent donc de manière indépendante. (2) Profil d'apprentissage : chaque apprenant possède une difficulté « optimale » qui maximise l'apprentissage de ses CNT. (3) Potentiel : certains apprenants progressent plus vite que d'autres. Ces trois objectifs ont été modélisés ainsi :

Hétérogénéité : A sa création, un apprenant se voit attribué deux scores d'aptitudes $\theta_{initial}(perception)$ et $\theta_{initial}(action)$. Ces valeurs d'aptitude initiale de chaque apprenant sont tirées aléatoirement et séparément pour les actions et les perceptions, mais comprises vers des portions basses de l'intervalle des valeurs possibles de θ (i.e. : les scores d'aptitude initiaux ont été tirés pour être compris dans l'intervalle $[-4, -2.5]$).

Profil d'apprentissage : A chaque apprenant sont associées deux valeurs de difficultés optimales $b^*(perception)$ et $b^*(action)$ qui évoluent conjointement avec la progression des aptitudes θ . Un apprenant progressera davantage si la situation à laquelle il fait face est proche de ses valeurs de difficultés optimales b^* . Ces valeurs sont tirées entre l'intervalle $[\theta - 0.5, \theta + 0.5]$. Ces bornes ont été choisies pour deux raisons. D'une part, elles donnent une variabilité inter-apprenant à chaque interaction entre un apprenant et une situation critique, et notamment aux conséquences de cette interaction vis-à-vis des CNT de l'apprenant. D'autre part, le fait que les valeurs de b^* restent relativement proches des θ permet de tenir compte de nos hypothèses initiales vis à vis des liens entre apprenant et criticité : une situation trop simple n'est pas critique et se résout sur la base des compétences techniques et inversement, tandis qu'une situation trop difficile est incompréhensible par l'apprenant et ne peut donc pas susciter de gain d'apprentissage.

Potentiel : Chaque apprenant possède deux valeurs de gain optimal $\theta_{gain}^*(perception)$ et $\theta_{gain}^*(action)$. Cette notion vient modéliser l'unicité du potentiel d'apprentissage de chaque apprenant, qui dépendrait en conditions écologiques de nombreux facteurs difficiles à modéliser (e.g. : état de fatigue, degré de motivation et d'engagement, etc.). Afin d'inclure l'influence de ces éléments métacognitifs sortant du cadre des CNT, chaque apprenant possède donc un potentiel « maximal »

d'apprentissage plus ou moins important. Finalement, un paramètre de tolérance a été introduit. Ce paramètre régit la capacité d'un apprenant à progresser plus ou moins fortement face à des situations s'éloignant de ses valeurs optimales b^* .

En outre, par soucis de simplification, on attribuera à chaque apprenant deux valeurs absolues de « performance technique de référence », perceptuelles et gestuelles. Ces valeurs resteront fixes durant la session d'apprentissage et sont considérées comme des observations dures, nos hypothèses initiales considérant que les CT restent stables au cours d'une situation critique. Par exemple, si un apprenant est considéré « fort », son nœud « performance de référence » sera modélisé de la sorte :

$$p(\text{PerformanceRéférence} = \text{Forte}) = 1$$

$$p(\text{PerformanceRéférence} = \text{Faible}) = 0$$

La création d'un apprenant est détaillée dans l'Algorithme 14.3 ci-dessous :

Création d'un apprenant k
1 : Initialiser les degrés d'aptitude $\theta^k(\text{perception}), \theta^k(\text{action}) \in \{\text{BorneInit}_{min}, \text{BorneInit}_{max}\}$
2 : Initialiser les performance de référence perceptuelle et gestuelle $p(\text{perception})$ et $p(\text{action}) \in [0, 1]$
3 : Initialiser les difficultés optimales $b^{*k}(\text{perception}) = \theta^k + \text{random}()$, et $b^{*k}(\text{action}) = \theta^k + \text{random}()$
4 : Initialiser les gains maximaux $\theta_{gain}^{*k}(\text{perception}), \theta_{gain}^{*k}(\text{action})$
5 : Initialiser la tolérance à la diversité des situations tolérance^k

Algorithme 14.3 : Création d'un apprenant

Où BorneInit_{min} et BorneInit_{max} sont des constantes situées sur la partie faible du spectre des valeurs possibles de θ . Ces propriétés donnent à chaque apprenant un profil de progression, c'est-à-dire qu'il réagit à une situation critique d'apprentissage par une modification de ses scores d'aptitude θ d'une manière qui lui est propre, et comprise dans un intervalle fixé lors de sa création. Puisque l'on considère les CT de l'apprenant comme stationnaires durant une session d'apprentissage (et représentées par des scores de performance de référence à « faible » ou à « fort »), l'évolution des scores de θ , se répercutant sur les valeurs de $p(\text{succès})$ peut s'expliquer par les CNT. Ainsi, certains apprenants auront des capacités d'apprentissage de CNT élevées tandis que d'autres auront davantage tendance à progresser plus lentement, à stagner, voire à régresser.

14.1.4 Génération des scores de performance technique « critiques »

Les principes permettant de générer les scores de performance technique sont inspirés d'*Item Response Theory* [Hambleton et al., 1991], un paradigme usuellement utilisé pour la création de questionnaires. *Item Response Theory* propose de déterminer la probabilité de réponse correcte à un exercice en mettant θ et b en relation, sous la forme de l'équation suivante :

$$p(\text{succès}) = \frac{1}{1 + e^{-\beta(s)(\theta - b(s))}}$$

Où β est la saillance de la situation s , θ le score d'aptitude de l'apprenant, et b la difficulté de la situation s . Nous avons appliqué ce principe à) chaque interaction entre une phase d'une situation critique (caractérisée par ses valeurs de difficulté b) et un apprenant (caractérisé par ses niveaux d'aptitudes θ), ce qui produit donc deux valeurs de p (une pour la performance perceptuelle, une pour la performance gestuelle). On a donc finalement :

$$PerformancePerception(s) = p(succès_{perception})(s) = \frac{1}{1 + e^{-\beta(s)(\theta_{perception} - b_{perception}(s))}}$$

$$PerformanceAction(s) = p(succès_{action})(s) = \frac{1}{1 + e^{-\beta(s)(\theta_{action} - b_{action}(s))}}$$

Ces équations prennent une forme sigmoïdale, pour laquelle $p(succès) = 0.5$ si $b(s) = \theta$. $p(succès)$ s'éloigne de 50% quand les valeurs diffèrent. Par exemple : $p(succès)$ tend vers 0 pour $b(s) = 4$ et $\theta = -4$. Inversement, $p(succès)$ tend vers 100 pour $b(s) = -4$ et $\theta = 4$.

14.1.4 Déroulement de la session d'apprentissage synthétique

Une session d'apprentissage synthétique est conçue comme une succession d'interactions entre l'apprenant et une suite de situations. A chaque interaction, les scores d'aptitude de l'apprenant évoluent par une valeur θ_{gain} . Cette valeur est calculée sous la forme d'une loi normale, centrée sur le b^* de l'apprenant synthétique, avec pour valeur maximale θ_{gain}^* , et dont l'écartement est régi par la tolérance. La courbe prend la forme présentée dans la Figure 14.1.

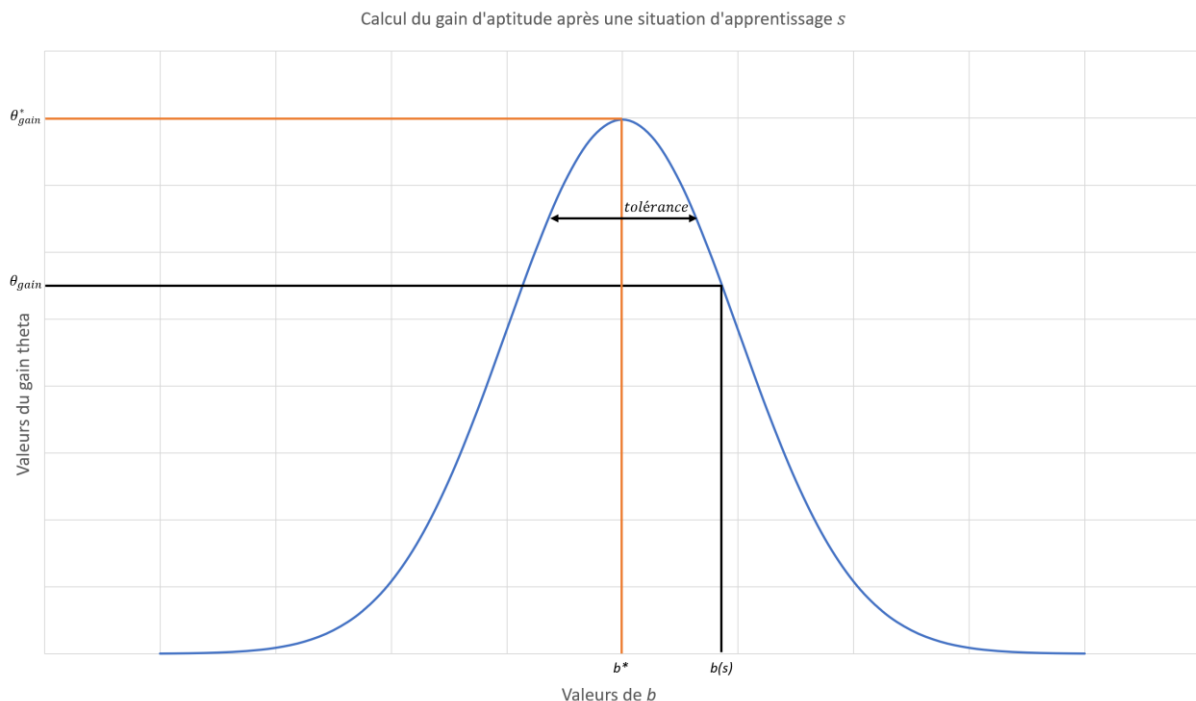


Figure 14.1 : Représentation de la fonction de calcul de θ_{gain} après chaque interaction entre un apprenant et une situation.

Une fois le gain calculé, chaque interaction entre l'apprenant et une situation génère plusieurs observations qui sont utilisées par le RB pour mettre à jour le modèle de l'apprenant. Parmi celles-ci, deux premières observations correspondent aux scores de performances techniques perceptuelle et gestuelle tels que calculés par l'équation proposée en 14.2.1, trois autres observations correspondent aux informations sur la difficulté b du scénario, intégrées aux nœuds « difficulté prise de décision » pour $b(action)$, « difficulté conscience de la situation » pour $b(perception)$, et à la dimension de criticité intégrée au nœud éponyme. A ces valeurs des nœuds liées aux interactions s'ajoutent celles des nœuds « performance de référence » qui restent constantes au fil du temps.

Finalement, le module pédagogique choisit une nouvelle situation d'apprentissage en se basant sur les informations sur l'apprenant mises à disposition par le RB. Ce processus, qui se répète tant qu'un seuil fixé initialement n'a pas été atteint, est détaillé dans l'Algorithme 14.4.

```

1 : Lancer Création d'un ensemble de situations
2 : Lancer Création d'un apprenant  $k$ 
3 : Fixer seuil de situations à expérimenter
4 : Tant que nombre de situations rencontrées < seuil :
5 :     Lancer Module pédagogique : choix d'une situation  $i$  dans  $S$ 
6 :     Calculer  $p(succès)(perceptions)$  et  $p(succès)(actions)$  selon l'équation proposée en 14.2.1
7 :     Mettre à jour Modèle de l'apprenant  $k$  ;
8 :          $p(PerformanceAction = Forte) = p(succès)(actions)$ 
9 :          $p(PerformancePerception = Forte) = p(succès)(Perception)$ 
10 :         $p(DimCrit) = dim\_crit$ 
11 :         $p(IntensitéCriticité_{ConscienceSituation} = Forte) = normalisation(b_i(perception))$ 
12 :         $p(IntensitéCriticité_{PriseDeDecision} = Forte) = normalisation(b_i(Action))$ 
13 :     Pour les perceptions et les actions :
14 :         Calculer les deux  $\theta_{gain}^k = f(distance(b_i, b^*), tolérance)$ 
15 :         Calculer les nouveaux  $\theta^k = \theta^k + \theta_{gain}^k$ 
16 :         Calculer les nouveaux  $b^{*k} = b^{*k} + \theta_{gain}^k$ 

```

Algorithme 14.4 : Fonctionnement d'une session d'apprentissage synthétique.

14.1.5 Conclusion

Cette section a présenté le jeu de données synthétiques mis en place afin de conduire des expérimentations sur les aspects temporels du module de l'apprenant, et sur le module pédagogique. Ce jeu de données a été conçu avec pour objectif de donner un caractère unique au parcours de chaque apprenant synthétique face à la criticité, et donc de respecter nos hypothèses initiales quant au domaine des connaissances dont nous cherchons à favoriser l'apprentissage. Pour ce faire, nous avons construit un protocole de génération de situations permettant de couvrir une vaste gamme de criticités

et présentant chacune des caractéristiques uniques. Nous avons également mis en place un protocole de génération d'apprenants aux profils hétérogènes et dont les caractéristiques « réelles » sont inconnues du module du diagnostic.

Ce jeu de données présente plusieurs limites. Premièrement, seules deux dimensions de criticité ont été représentées, l'ambiguïté et l'imprévisibilité, car il s'agit pour l'instant des deux seules dimensions pour lesquels les relations de probabilités conditionnelles avec les *subskills* ont été clairement établies. Cet aspect de la personnalisation de l'expérience de l'apprenant reste donc limité. Deuxièmement, nous avons choisi de fournir en observation au RB les valeurs b de difficulté « absolue » d'une situation critique de façon réductrice : $b(action)$ est lié au nœud de difficulté de prise de décision, et $b(perception)$ au nœud de difficulté de conscience de la situation. Cette mise en correspondance ne tient pas compte des relations plus complexes qui peuvent exister entre activité perceptivo-gestuelle et CNT ; les valeurs de ces nœuds présentent donc un degré d'imprécision, et introduisent *a priori* un certain degré d'erreur dans le processus d'inférence bayésienne pour la mise à jour du modèle de l'apprenant. On a cependant vu qu'il était difficile, voire impossible, de considérer l'intensité de la criticité « absolue » d'une situation comme une valeur exacte. Cette imprécision nous paraît donc acceptable au regard de nos hypothèses initiales.

Dans la partie suivante, nous présenterons les expérimentations conduites sur la base de ce jeu de données pour détailler le processus itératif de construction du modèle de l'apprenant par le RB.

14.2 Caractère dynamique du modèle de l'apprenant, et liens entre précision du modèle de l'apprenant et décisions du module pédagogique

14.2.1 Rappels sur la dynamique du réseau bayésien et objectifs des expérimentations

Le modèle de l'apprenant agrège phase après phase les résultats du diagnostic des CNT pour alimenter des nœuds « maîtrise cumulée » qui servent à inférer l'évolution des CNT de l'apprenant au cours du temps, et constituent à proprement parler le modèle de l'apprenant. Il se construit en deux étapes. Dans un premier temps, les diagnostics sont contextualisés au regard de l'intensité de la criticité face à laquelle ils ont été produits, pour obtenir deux nœuds de « maîtrise ». Ces nœuds sont ensuite rattachés aux nœuds dynamiques « maîtrise cumulée », dont l'évolution temporelle doit nous permettre de déterminer si l'apprenant progresse, stagne, ou dans certains cas extrêmes, régresse.

Le but premier de ces expérimentations a été d'évaluer la capacité du RB à suivre l'évolution du niveau d'un apprenant au fur et à mesure de ses confrontations avec différentes situations critiques d'apprentissage. Au niveau du paradigme de données synthétiques, cela équivaut à évaluer la façon dont les valeurs de $\theta(\textit{perception})$ et $\theta(\textit{action})$, et les valeurs des nœuds « maîtrise cumulée » du RB coévoluent. Cette coévolution a été observée de manière qualitative, en confrontant plusieurs profils d'apprenants différents à un pseudo-module décisionnel générant des situations dont la difficulté augmente progressivement, sans personnalisation des décisions par rapport aux différentes itérations des diagnostics produits par le RB, afin de focaliser l'évaluation exclusivement sur le diagnostic. Le module pédagogique est donc remplacé par un pseudo-modèle de dix situations de difficulté croissante, chacune générée trois fois. Le nombre de 10 a été choisi car c'est le nombre de situations qui ont pour l'instant été modélisées en conduite. En tout, chaque apprenant fait face à 30 situations.

14.2.3 Analyse qualitative du comportement du modèle de l'apprenant

Dans cette partie, nous procéderons à une analyse qualitative des relations entre les valeurs moyennes des θ et des nœuds maîtrise cumulée, pour trois apprenants présentant des profils distincts, au fil de leurs confrontations avec des situations critiques d'une difficulté croissante. Ces trois apprenants ont été sélectionnés parmi une base de 200 apprenants synthétiques, car ils illustrent bien, d'une part, le comportement du RB dans le cas où la progression de l'apprenant suit de manière homogène l'augmentation en difficulté des situations critiques générées, et d'autre part, les cas où le RB peut manquer de précision.

La Figure 14.2 présente le cas d'un apprenant « compétent » présentant de bonnes capacités de progression. Ces paramètres se traduisent par le fait que ses valeurs de θ progressent de manière régulière à mesure qu'il fait face à de nouvelles situations d'apprentissage. De fait, les situations

généralisées par le pseudo-modèle décisionnel restent toujours appropriées, et le RB suit bien l'évolution de ses scores d'aptitude. La courbe des valeurs des nœuds « maîtrise cumulée » reste cependant légèrement moins forte que celle des scores d'aptitude, mais cet effet est normal puisqu'il s'agit de probabilités, et que nous avons posé dans nos hypothèses initiales que l'apprenant « le plus fort » (scores d'aptitudes à 4) réussirait moyennement la situation « la plus difficile » (valeurs de b à 4).

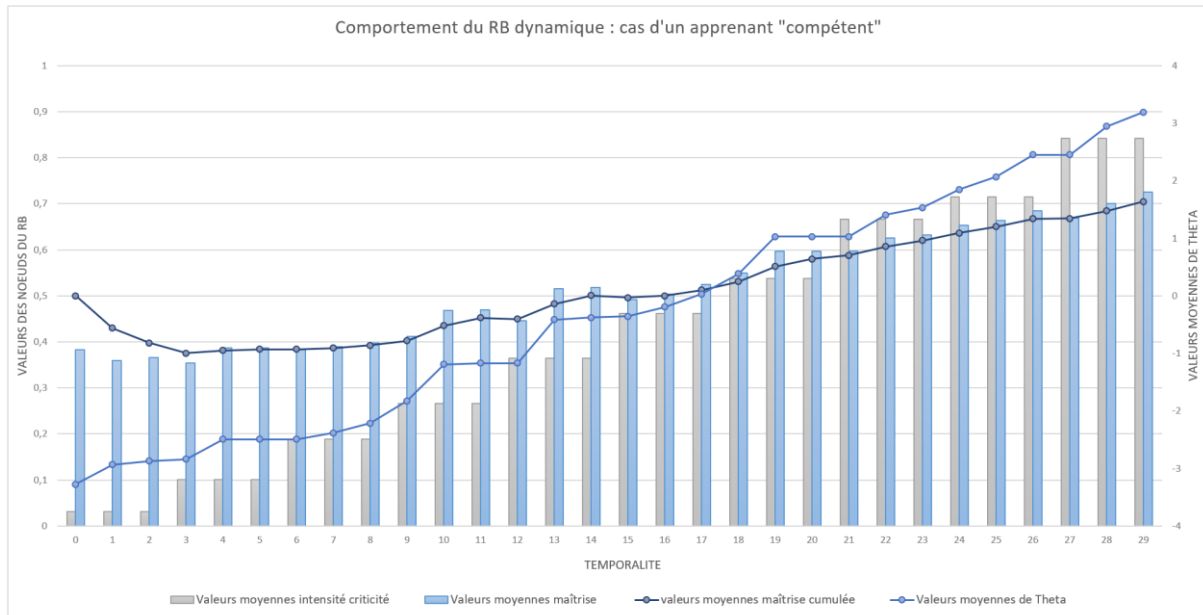


Figure 14.2 : Comparaison entre l'évolution des diagnostics et les valeurs de θ pour un apprenant compétent

La Figure 14.3 présente un cas volontairement extrême d'un apprenant désarçonné dès les premières situations par la criticité, pour lesquels les scores d'aptitudes stagnent au minimum durant toute la situation. On constate ici l'écartement progressif de la courbe des θ et des valeurs de maîtrise cumulée du RB.

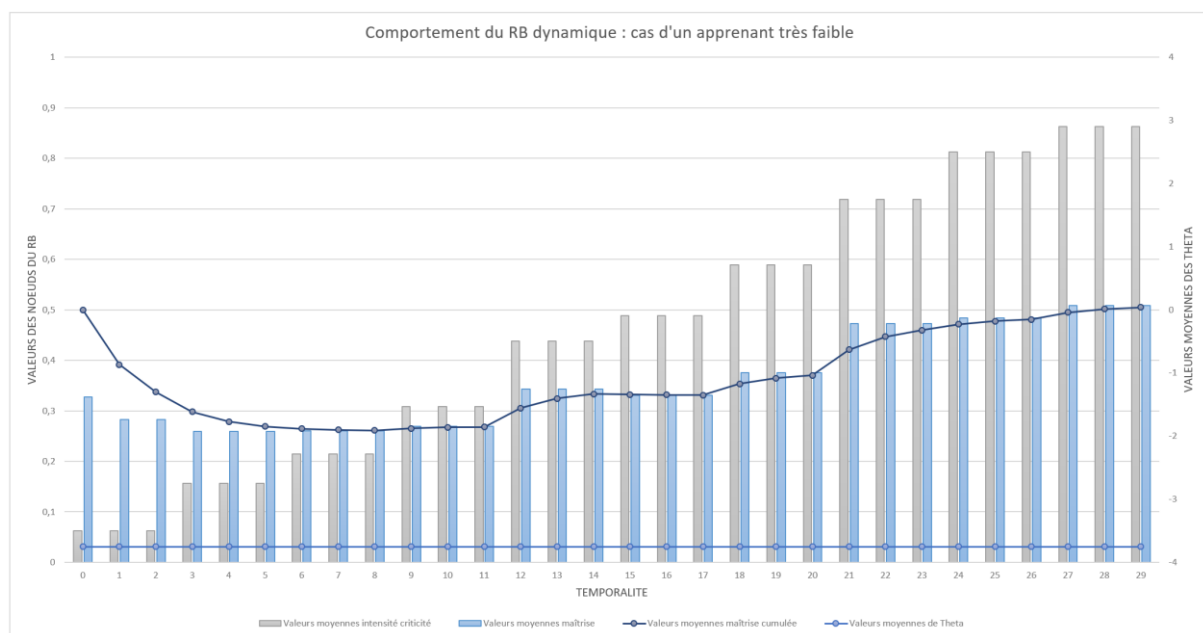


Figure 14.3 : Comparaison entre l'évolution des diagnostics et des valeurs de θ pour un apprenant très faible

La figure 14.4 montre le cas d'un apprenant qui commence par progresser à un rythme lent durant les 12 premières situation, du fait d'une « préférence » pour les situation très faciles (valeurs de θ^* très basses). Son rythme de progression n'est cependant pas suffisant pour suivre l'augmentation en intensité de la criticité des situations. Au bout d'un moment, l'intensité de la criticité devient trop forte pour lui et il ne progresse plus du tout. Le modèle de l'apprenant, cependant, continue à le considérer en progression lente malgré la chute de ses performances. L'effet de surestimation présenté précédemment peut donc également se produire pour des cas moins extrêmes que celui de la Figure 14.3. On constate ici, en particulier que la surestimation des nœuds « maîtrise » se produit surtout lorsque l'intensité de la criticité augmente (e.g. : temporalités 21, 24 et 27), mais que ces nœuds restent stables lors que l'intensité de la criticité stagne.

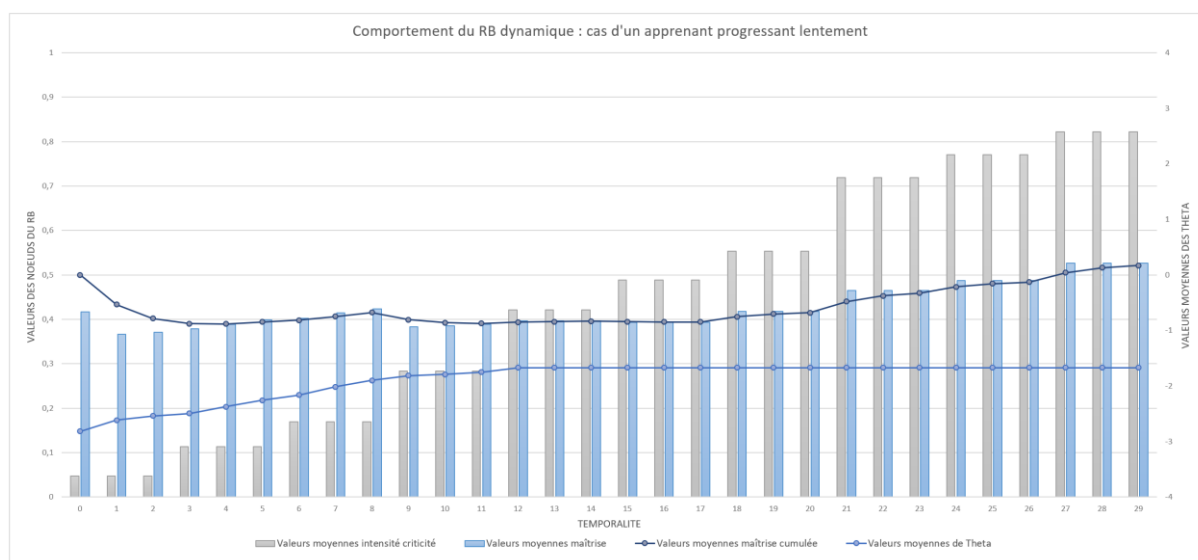


Figure 14.4 : Comparaison entre l'évolution des diagnostics et des valeurs de θ pour un apprenant progressant lentement

14.2.4 Discussion

On a d'une part noté la bonne capacité du RB à suivre l'évolution de l'apprenant quand les aptitudes θ de ce dernier progressent de manière suffisamment rapide pour être représentées par des variations significatives au niveau des nœuds « maîtrise » du RB, dont les valeurs graduellement plus fortes se répercutent sur les nœuds « maîtrise cumulée » (Figure 14.2 et premier exemple). D'autre part, le modèle de l'apprenant fait preuve d'imprécision dans plusieurs cas. (1) Pour des apprenants particulièrement faibles, on observe un effet « pallier » qui amène le modèle de l'apprenant à surestimer progressivement l'état des CNT de ces apprenants (Figure 14.3 et deuxième exemple). (2) Lorsque l'apprenant stagne ou progresse lentement, un effet similaire se produit (Figure 14.4 et troisième exemple). Nous discuterons de ces deux derniers cas et de leurs conséquences vis-à-vis de notre architecture.

Imprécision du modèle de l'apprenant face à des cas extrêmes

Le cas de l'apprenant « faible » présenté par la Figure 14.3 met en évidence la perte de précision du modèle de l'apprenant face à un cas extrême où un apprenant très mauvais affronte des situations de difficulté croissante et très au-dessus de ses capacités. Outre le caractère inutile des situations proposées à cet apprenant synthétique pour améliorer ses scores d'aptitudes (qui de fait stagnent au minimum), ces dernières créent une erreur de plus en plus importante au niveau du modèle de l'apprenant.

Ce comportement est dû à la façon dont l'intensité de la criticité est prise en compte dans le RB, et se répercute sur les nœuds maîtrise. Dans le cas précis où l'apprenant fait face à des situations particulièrement inadaptées, pour lequel il a des performances toujours très mauvaises, l'augmentation de la difficulté de la situation amène mécaniquement le RB à voir une progression des compétences (e.g. : une performance très mauvaise face à une situation difficile est « meilleure » qu'une performance très mauvaise face à une situation facile). La Figure 14.5 illustre ce cas : on voit que les valeurs des diagnostics successifs stagnent vers une limite basse (aux alentours de 0.15), mais qu'en contrepartie les scores de maîtrise et de maîtrise cumulée augmentent.

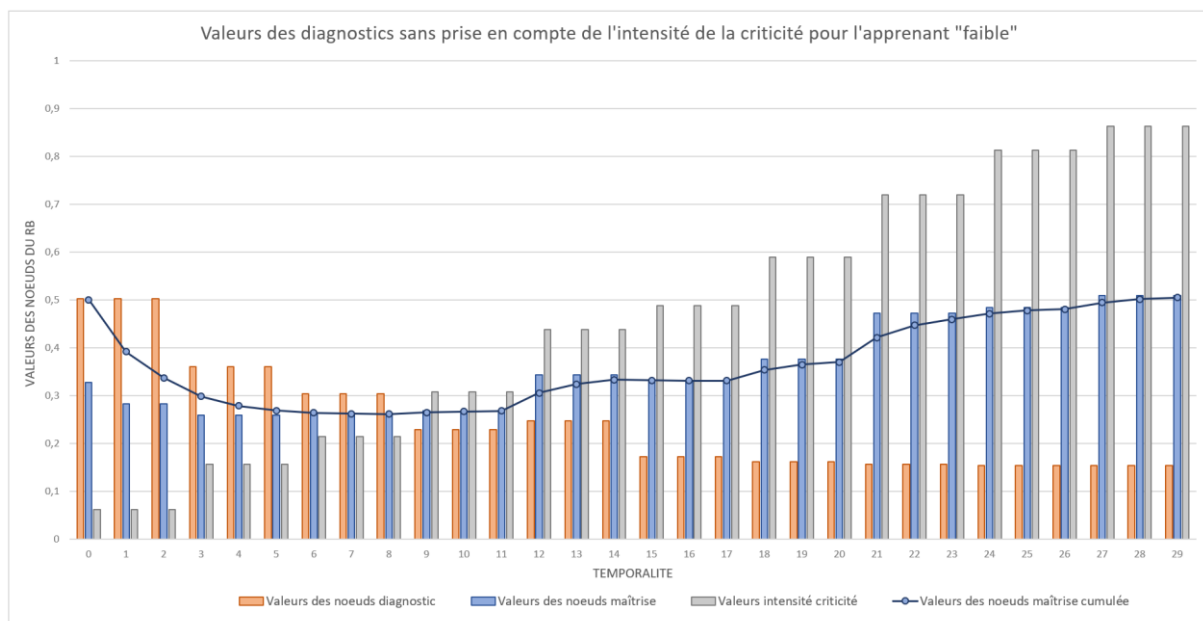


Figure 14.5 : Vue des scores des nœuds de diagnostic et de leur influence sur l'évolution des compétences de l'apprenant « faible ».

Il s'agit là d'un problème intrinsèque à l'inclusion de l'intensité de la criticité comme paramètre modérateur des différents diagnostics obtenus « étant donné » l'état de la criticité de la situation. En imaginant un RB qui se contenterait d'accumuler des diagnostics sur l'apprenant pour tracer l'évolution de ses compétences, sans modérer ces derniers par une information concernant l'intensité de la criticité, ce problème particulier disparaîtrait : les diagnostics se succèderaient en étant toujours mauvais et le modèle de l'apprenant tracerait correctement la non-évolution des aptitudes de ce dernier. En contrepartie, une structure n'incluant pas cette notion d'intensité de la criticité, induit une

imprécision beaucoup plus importante pour inférer les compétences de l'apprenant. Par exemple, un apprenant stagnant à un niveau intermédiaire mais affrontant exclusivement des situations « faciles » serait considéré en progression constante par le modèle de l'apprenant. L'observation sur l'intensité de la criticité nous est donc apparue comme nécessaire pour pouvoir évaluer l'évolution des CNT de l'apprenant, sous réserve que le module pédagogique soit capable de générer des situations suffisamment pertinentes pour éviter ce genre de cas extrêmes.

Imprécision du modèle face à des apprenants qui stagnent

Le cas de l'apprenant « lent » présenté par la Figure 14.4 met également en évidence une certaine perte de précision du modèle de l'apprenant qui s'explique au niveau de la structure du RB et notamment de la prise en compte des informations sur la criticité de la situation. La Figure 14.6 présente le détail des diagnostics moyens de l'apprenant « lent », obtenus pour chacune de ses CNT, en indiquant la dimension de la criticité de la situation à laquelle il fait face. Rappelons que cet apprenant progresse pour les 12 premières situations, puis stagne (Figure 14.4).

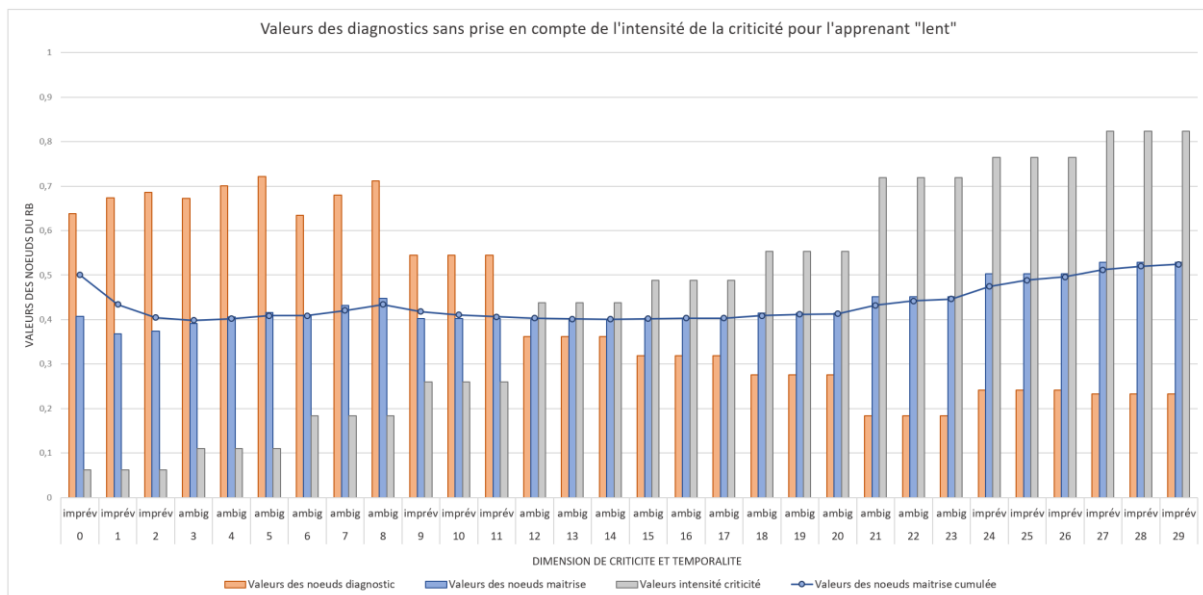


Figure 14.6 : Vue des scores des nœuds de diagnostic et de leur influence sur l'évolution des compétences de l'apprenant « lent ».

On note tout d'abord que pour les premières temporalités où les scores d'aptitude de l'apprenant progressent, les diagnostics (histogrammes orange) progressent également, par à-coups, à mesure que l'intensité de la criticité (histogrammes gris) augmente. Ces progressions sont répercutées sur les nœuds « maîtrise » et sur la maîtrise cumulée qui enregistre donc bien une progression en compétences de l'apprenant. En revanche, nous notons deux progressions non-souhaitées au niveau des dernières temporalités, pour lesquelles les scores d'aptitude de l'apprenant stagnent.

Premièrement, entre les temporalités 20 et 21, on note que les diagnostics enregistrent une forte baisse, due à l'importante augmentation de l'intensité de la criticité. Mais le nœud « maîtrise »

(histogramme bleu) enregistre une progression, ce qui se traduit, pour le modèle de l'apprenant, en une progression en compétence (courbe bleue). Or, on a vu précédemment que les scores d'aptitude de l'apprenant étaient stables à ce stade de la simulation. Cette progression n'est donc pas due à une progression de l'apprenant, mais à une finesse insuffisante du RB dans ce cas. Nous émettons deux hypothèses pour expliquer ce manque de précision.

- (1) Cette imprécision peut être due à la façon dont les probabilités conditionnelles ont été renseignées entre les nœuds « intensité de la criticité » et « maîtrise ».
- (2) Cette imprécision peut être due à l'incertitude présente au niveau du nœud « intensité de la criticité ». En effet, dans le cadre de notre jeu de données synthétiques, nous avons considéré qu'il existait une relation d'équivalence entre la « difficulté » d'une situation, telle qu'utilisée par notre modèle de génération de données pour produire les valeurs de performance, et l'intensité de la criticité :

$$p(\text{Intensité Criticité}_{\text{Conscience Situation}} = \text{Forte}) = \text{normalisation}(b_i(\text{perception}))$$

$$p(\text{Intensité Criticité}_{\text{Prise De Decision}} = \text{Forte}) = \text{normalisation}(b_i(\text{Action}))$$

Or, cette relation d'équivalence est imprécise, puisqu'on a vu que les perceptions et les actions influençaient plus ou moins fortement les diagnostics des deux CNT. En liant les valeurs de b aux nœuds d'intensité de la criticité, nous omettons donc une partie de l'information, précisément, l'influence de $b(\text{action})$ sur la conscience de la situation et $b(\text{perception})$ sur la prise de décision. On peut cependant estimer qu'une valeur d'intensité de la criticité fournie par un expert comporterait également un degré d'imprécision irréductible, ce qui y compris dans le cadre de données réelles introduirait un degré d'erreur pour des valeurs de diagnostics proches.

Deuxièmement, entre les temporalités 23 et 24, on note une augmentation des diagnostics, malgré le fait que les scores d'aptitudes de l'apprenant stagnent toujours. Ceci est dû à un changement de dimension de criticité (passage d'ambiguïté à imprévisibilité). On a vu dans la partie 13.3.3 (page 164), dans l'expérimentation sur la capacité de couverture du RB, que cette couverture était moindre pour la conscience de la situation dans le cadre de situations ayant une dimension de criticité effectivement renseignée à « imprévisibilité ». Cette CNT étant moins mobilisée dans ce cadre, le RB peut moins facilement conclure à une influence positive ou négative. Les diagnostics sont donc moins « saillants ». Cela revient à faire tendre les diagnostics vers plus d'équiprobabilité, ce que le RB dynamique traduit ici par une progression.

Rôle du module pédagogique dans la précision du modèle de l'apprenant

Le RB dynamique comporte donc certaines limites, liées d'une part à l'incertitude des observations sur l'intensité de la criticité, et d'autre part, aux différences de mobilisation des CNT en fonction des dimensions de criticité. Une solution trouvée afin de compenser une potentielle perte de précision au niveau du modèle de l'apprenant, est de générer régulièrement des situations avec pour objectif de rapprocher la difficulté de ces situations de l'état réel des aptitudes de l'apprenant. On voit en effet que ces imprécisions arrivent avant tout lorsque la situation d'apprentissage change.

L'inclusion d'un objectif de « vérification » au module pédagogique, favorisant la précision du modèle de l'apprenant en complément de l'objectif fondamental de renforcement des compétences de l'apprenant, peut donc permettre d'éviter la création d'écarts trop importants entre le niveau réel de l'apprenant et son estimation par le RB.

En outre, l'inclusion d'une telle phase « d'assistance au module de l'apprenant » au module pédagogique possède un caractère vertueux. En effet, les connaissances du module de l'apprenant peuvent contribuer en retour au processus de génération de situations d'apprentissage appropriées à ce dernier en améliorant la précision des choix du module pédagogique, construits *via* une estimation du gain d'apprentissage produit par chaque situation. En améliorant la précision du modèle de l'apprenant, le module pédagogique s'assure en retour d'une plus grande pertinence de chaque situation potentiellement sélectionnable.

14.2.5 Synthèse

Nous avons présenté les expérimentations conduites sur les aspects dynamiques du RB, permettant de modéliser au cours du temps l'état des CNT d'un apprenant. Ces expérimentations ont fait apparaître certaines limites au niveau de la temporalité du RB, dues au domaine (imprécision de l'intensité de la criticité et du diagnostic), ou à sa structure (couvertures différentes en fonction des dimensions de criticité). Nous avons présenté des cas pour lesquels ces limites ont des conséquences néfastes sur la précision du modèle de l'apprenant, et proposé une approche permettant de compenser ce potentiel manque de précision par l'inclusion d'une phase de vérification au niveau du processus de sélection d'actions pédagogiques.

Dans la partie suivante, nous présentons les expérimentations conduites afin de quantifier l'efficacité du module pédagogique pour la sélection de situations critiques d'apprentissages pertinentes afin de faire progresser les CNT.

14.3 Efficacité du module pédagogique

14.3.1 Rappels sur le fonctionnement du module

Le module pédagogique a pour objectif de sélectionner de nouvelles situations d'apprentissage adaptées à chaque apprenant, sur la base des connaissances acquises sur ces derniers et présentes dans le modèle de l'apprenant. Son fonctionnement peut être résumé ainsi.

- (1) Filtrage des situations jugées « pertinentes » par comparaison de leur difficulté à l'état des CNT d'un apprenant telles qu'estimées par le RB. Plusieurs types de filtrages peuvent être mis en place, en fonction d'objectifs pédagogiques ciblés, comme l'harmonisation des CNT d'un apprenant, ou au contraire la progression maximale sans prise en compte des disparités entre CNT. Dans cette partie, les résultats présentés ont été obtenus sur la base d'un filtrage de type « union » (voir partie 11.2.2 page 128), car il produisait généralement les meilleures performances en termes de gain d'apprentissage, selon notre paradigme de données synthétiques sur lesquels le module a été testé.
- (2) Sélection d'une situation parmi les situations filtrées avec une approche utilisant l'apprentissage par renforcement à partir d'un algorithme de type bandit-manchoth (MAB). Cette sélection s'effectue en deux étapes. Une situation est tout d'abord sélectionnée par l'algorithme, avec un objectif d'exploration ou d'exploitation. Puis une situation présentant les mêmes caractéristiques, ou une situation de référence bien définie par les experts, est ensuite générée de manière à « vérifier » le gain d'apprentissage obtenu par l'apprenant lors de la situation initialement sélectionnée.
- (3) A chaque interaction entre un apprenant et une situation, le gain d'apprentissage est alors quantifié par une fonction de récompense, basée sur les nœuds « maîtrise » du RB. Cette récompense contribue à mettre à jour l'espérance de récompense de chaque situation à disposition du MAB, et le processus de sélection d'une nouvelle situation d'apprentissage prend à nouveau place

14.3.2 Objectifs

Nous souhaitons montrer l'efficacité d'une approche combinant connaissances didactiques sur l'apprenant (via le module de filtrage et la récompense attribuée à chaque scénario) et personnalisation du processus d'apprentissage (via l'utilisation d'un MAB), pour la sélection d'actions pédagogiques (PAS). La difficulté vient de la nature mal-définie du domaine, qui se caractérise par deux verrous. (1) Le diagnostic de l'apprenant et les connaissances sur les situations d'apprentissage possèdent un degré d'incertitude. (2) Chaque interaction entre apprenant et situation présente un caractère unique dépendant d'un nombre important de facteurs non-inclus dans le modèle de l'apprenant (e.g. : personnalité, état mental, degré de motivation, capacités d'apprentissage, etc.). Nous avons construit nos expérimentations sur la base d'un jeu de données synthétiques, ce qui présente l'avantage de maîtriser les caractéristiques de chaque « apprenant » virtuel, et de pouvoir

analyser les performances du module face à un large panel de profils, dont l'obtention « écologique » serait incompatible avec les moyens du projet.

Dans un premier temps, nous avons souhaité déterminer les contributions apportées au processus de sélection d'actions pédagogiques par les deux aspects de notre module pédagogique : filtrage et MAB. Pour ce faire, nous avons comparé les capacités de plusieurs algorithmes à faire « progresser » un apprenant pour un nombre fixe de situations, c'est-à-dire à produire pour chaque apprenant k les meilleurs scores de $\theta^k(\textit{perception})$ et $\theta^k(\textit{action})$ après n situations. Rappelons que selon le paradigme de création de données présenté en 14.2, chaque interaction entre un apprenant et une situation a des conséquences, positives, nulles, ou négatives, sur les degrés d'aptitude de l'apprenant.

- (0) Afin d'avoir une base référentielle, nous indiquerons les progressions moyennes observées quand les nouvelles situations d'apprentissage sont sélectionnées exclusivement sur la base du hasard, c'est-à-dire sans MAB ni filtrage.
- (1) Le premier algorithme sélectionne aléatoirement une situation d'apprentissage parmi celles filtrées par union. Cet algorithme peut nous permettre d'évaluer les contributions du MAB pour la sélection d'actions pédagogiques.
- (2) Le deuxième algorithme est un MAB fonctionnant sans filtrage au préalable, c'est-à-dire explorant et exploitant la totalité des situations d'apprentissage disponibles. Cet algorithme peut nous permettre d'évaluer les contributions du processus de filtrage didactique par union pour la sélection d'actions pédagogiques.
- (3) Le troisième algorithme correspond à notre module pédagogique dans sa totalité, fonctionnant sur la base d'un filtrage didactique par « union ».

Dans un second temps, nous avons comparé différents paramétrages du MAB en faisant varier le caractère exploratoire ou au contraire exploitation de l'algorithme, ce qui nous a permis de tirer plusieurs enseignements sur la pertinence de l'utilisation d'un tel type d'algorithme face à un domaine mal-défini où l'incertitude est forte sur de nombreux éléments, et en particulier le diagnostic de l'apprenant. En outre, nous avons également observé comment les performances du MAB étaient affectées par l'augmentation de l'incertitude sur le diagnostic des CNT de l'apprenant.

Cette section est organisée ainsi. La partie 14.4.3 fournit les détails d'implémentation du module pédagogique, au niveau d'une part, du filtrage didactique des situations, et d'autre part, au niveau du type de MAB employé lors de ces expérimentations. La partie 14.4.4 présente le déroulement des expérimentations, et les résultats obtenus, lors de la comparaison des différents algorithmes, d'abord face à un jeu de 10 situations d'apprentissage, puis lorsque le nombre de situations d'apprentissage à disposition augmente. La partie 14.4.5 présente d'abord les expérimentations conduites lorsque le paramètre balançant l'exploration et l'exploitation du MAB varie, et met en évidence l'importance de la robustesse du diagnostic pour la sélection d'actions pédagogique (PAS) dans le cadre de notre paradigme expérimental.

14.3.3 Fonctionnement du module pédagogique

Algorithme

Le module pédagogique fonctionne en plusieurs étapes. Dans un premier temps, le module de filtrage compare l'état des CNT de l'apprenant, tel que modélisé par les niveaux « maîtrise_cumulée » du réseau bayésien, et les différentes valeurs d'intensité de la criticité des situations d'apprentissage disponibles. Il sélectionne uniquement les situations pour lesquelles l'écart entre les deux valeurs est inférieur à un certain seuil. Le MAB choisit ensuite une situation parmi celles filtrées, qui est générée deux fois à l'apprenant afin de pouvoir contrôler le contexte de calcul de la récompense : la première génération correspond au choix du MAB, la seconde a pour objectif de « vérifier » l'impact de cette situation sur l'état des CNT de l'apprenant. Le fonctionnement général du module est schématisé dans l'algorithme 14.5.

- 1 : **Requiert** : ensemble de situations, apprenant synthétique
- 2 : **Tant que** session d'apprentissage non terminée (nombre situations exécutées < n) :
- 3 : **Pour** ensemble des situations à disposition :
- 4 : **Filtrage** par union
- 5 : **MAB** : Choisir une situation parmi les situations filtrées
- 6 : **Explorer/Exploiter** : **Exécuter** interaction situation - apprenant
- 7 : **Mettre à jour modèle apprenant**
- 8 : **Vérifier** : **Exécuter** interaction situation - apprenant
- 9 : **Mettre à jour modèle apprenant**
- 10 : **Calculer** récompense
- 11 : **Mettre à jour** espérance de récompense pour les situations filtrées

Algorithme 14.5 : fonctionnement du module pédagogique.

Nous présentons ci-dessous le fonctionnement des deux principaux aspects du module pédagogique : le processus de filtrage des situations pertinentes, et le choix d'une nouvelle situation par le MAB.

Filtrage des situations

Cette étape a pour objectif de limiter le nombre de situations disponibles à tout instant afin de réduire le périmètre des choix possibles du MAB. Le modèle compare la difficulté des situations disponibles à chaque instant à l'état des connaissances de l'apprenant tel que représenté par les valeurs des nœuds maîtrise cumulée dans le RB. Par exemple, si le modèle de l'apprenant nous indique qu'une CNT est maîtrisée « à 60% », le module de filtrage sélectionne les situations dont la difficulté est comprise dans un intervalle centré sur 0.6. Le choix de la taille de cet intervalle dépend de plusieurs facteurs :

- Le nombre de situations à disposition : l'un des objectifs du filtrage étant de réduire la taille de l'espace d'exploration, il doit sélectionner un nombre assez réduit de situations.

- La précision du modèle de l'apprenant et des connaissances sur la difficulté d'une situation d'apprentissage : plus le filtrage est restreint, plus les risques de ne pas inclure des situations intéressantes pour l'apprentissage dans le listing des situations sélectionnables est important.
- La variabilité des préférences de chaque apprenant : Plus les disparités sont importantes entre apprenants, plus le risque d'omettre des situations pertinentes est important.

Les éléments permettant de déterminer l'espace de filtrage optimal dépendent donc directement de spécificités liées à l'apprentissage d'un domaine. Dans notre cas, étant donné le jeu de données synthétique créé, nous avons considéré « sélectionnables » toute situation pour laquelle la distance entre la difficulté b normalisée entre 0 et 1 d'une situation, et l'état des connaissances de l'apprenant estimé par le RB, était inférieure à 0.2. Cet intervalle particulier a été sélectionné et gardé fixe au cours des différentes expérimentations car il produisait les meilleures performances au niveau de la progression des scores moyens d'aptitudes des apprenants. La valeur a été déterminée empiriquement afin d'être suffisamment réduite pour limiter le nombre de situations d'apprentissage à explorer à chaque instant, et suffisamment grande pour permettre de tenir compte des spécificités de chaque apprenant ainsi que de l'éventuelle imprécision du modèle de l'apprenant.

Sélection d'une situation, mise à jour des récompenses

Il existe différents types d'algorithmes pour la résolution d'un problème de type bandits. Dans notre cas, nous nous sommes orientés vers un MAB utilisant une stratégie de type « SoftMax », de manière similaire à l'approche mise en place par [Frenoy *et al.*, 2016]. Il s'agit d'une approche de bandit probabiliste, qui va à chaque pas de temps choisir un levier i avec une probabilité p calculée de la sorte :

$$p_i = \frac{e^{\frac{\mu_i}{\tau}}}{\sum_{k=1}^n e^{\frac{\mu_k}{\tau}}}$$

Où μ_i correspond à l'espérance de récompense pour le scénario i , τ est un paramètre nommé « température », déterminant le comportement plus ou moins exploratoire de l'algorithme, n le nombre total de situations. Si τ est élevé, les valeurs de p_i tendent vers plus de similarité et l'algorithme favorise l'exploration. Inversement, si τ est faible, les valeurs de p_i sont plus « saillantes » et les scénarios ayant généré de bonnes récompenses ont une probabilité plus importante d'être exploités. Après chaque sélection d'une situation au temps t , son espérance μ_i est mise à jour de la sorte :

$$\mu_i = \mu_{i(t-1)} * \alpha + r_i(1 - \alpha)$$

Où α est un paramètre déterminant l'influence de la dernière récompense r_i , sur le calcul de l'espérance. Plus α est faible, plus la dernière récompense obtenue lors de la sélection du scénario i est importante. Inversement, un paramètre α fort diminue l'influence de la dernière récompense observée sur le calcul de l'espérance. Rappelons que r_i est calculée de la sorte lorsqu'une situation a été générée deux fois :

$$r_i = u * \sum_{CNT} p(\text{Maitrise}(CNT_{t+1} | \text{Intensite}_i)) - p(\text{Maitrise}(CNT_t | \text{Intensite}_i))$$

En d'autres termes la récompense r_i attribuée à la situation i correspond à la somme normalisée des différences de valeurs observées au sein des nœuds « maîtrise » du réseau bayésien pour chaque CNT, avant et après la génération de la situation dans l'objectif de « vérification ». Une telle fonction de récompense permet de fournir une quantification du gain d'apprentissage observé sur l'ensemble des CNT de l'apprenant avant et après la génération d'une situation critique, dans le contexte d'une nouvelle situation d'apprentissage possédant un degré de criticité équivalent.

Paramétrage des données synthétiques

Création de la base de situations : Les expérimentations ont été conduites sur une base de 10 situations d'apprentissage au total, présentant des degrés de difficulté variables mais couvrant la totalité du spectre des aptitudes des apprenants, comme indiqué dans l'algorithme 14.2, page 169. Le nombre de 10 situations a été choisi car il est dans le même ordre de grandeur que le nombre de situations critiques d'apprentissage conceptualisées dans le domaine de la conduite automobile. En effet, même si, à l'heure actuelle, les données expérimentales obtenues pour des apprenants réels ne concernent que deux situations, en tout 9 situations critiques d'apprentissage ont été conçues par nos partenaires psychologues dans le cadre du projet MacCoy Critical et devraient à terme être implémentées dans le simulateur.

Création des apprenants : Les apprenants ont été générés selon la procédure présentée dans l'algorithme 14.3, page 171. Ils possèdent deux scores d'aptitude initiales faibles mais variables (i.e. : $\theta^k(\text{perception}), \theta^k(\text{action}) \in (-4, -2.5)$) et une difficulté préférentielle différente pour les actions et les perceptions calculée ainsi : $b^{*k}(\text{perception}) = \theta^k + \text{random}(-0.5, 0.5)$, et $b^{*k}(\text{action}) = \theta^k + \text{random}(-0.5, 0.5)$. En outre, ils possèdent des valeurs de gain d'aptitude « maximale » variables, mais ne dépassant pas un gain de θ^k supérieur à 0.5. Concrètement, si un apprenant avait à sa disposition en semble de situations « parfaites » à chaque instant pour ses deux CNT, il attendrait un score d'aptitude maximal (i.e. : $\theta^k(\text{perception}) = \theta^k(\text{action}) = 4$) en 16 situations. Outre ces éléments variables, plusieurs simplifications ont été mises en place. (1) Les scores de performance de référence sont fixés à 1 pour tous les apprenants : on les considère tous comme experts techniquement, ce qui rend le diagnostic des CNT plus « sévère ». (2) Les apprenants possèdent un même degré de tolérance à l'éloignement entre la difficulté d'une situation et leur difficulté préférentielle b^* . (3) Les apprenants ne peuvent pas régresser.

Paramètres du MAB fixés : plusieurs paramètres ont été fixés et ne changent jamais au cours des expérimentations suivantes. Ces paramètres jouent parfois un rôle important, mais nous avons jugé qu'il était moins intéressant d'étudier leur impact.

- Valeur de la récompense initiale : détermine le caractère « optimiste » ou « pessimiste » du bandit en donnant par défaut à chaque scénario une espérance de récompense plus ou moins élevée. Nous

avons réglé ce paramètre sur une valeur élevée, ce qui incite l’algorithme à chercher à explorer toute situation encore non testée.

- Paramètre α : Ce paramètre détermine l’influence de la dernière récompense sur l’espérance de récompense d’un scénario. Il peut jouer un rôle très important dans les résultats, notamment en diminuant l’impact potentiel d’un mauvais diagnostic. Nous avons cependant réglé ce paramètre à une valeur relativement forte ; en effet, nos expérimentations précédentes nous ont conduit à considérer le diagnostic des CNT de l’apprenant comme robuste, et une valeur de α élevée doit permettre au MAB de s’adapter plus rapidement à la nature non-stationnaire des récompenses produites par chaque scénario (i.e. : les récompenses obtenues changent à mesure que la maîtrise des CNT par l’apprenant évolue).

14.3.4 Expérimentation 1 : importance des sous-modules

Nos premières expérimentations ont eu pour objectif de tester la validité de chacune des deux parties de notre module pédagogique et donc d’évaluer (1) la contribution apportée par le filtrage par union des situations pertinentes, et (2) les apports du bandit manchot (MAB) pour la sélection de situations d’apprentissage adaptées aux spécificités de chaque apprenant. Nous présenterons ici les résultats « généraux » en comparant les valeurs d’aptitudes obtenues pour 50 apprenants synthétiques faisant chacun l’expérience d’une session d’apprentissage correspondant à 50 couples de situations d’apprentissage incluant une situation pour apprentissage et la même situation pour vérification (i.e. : 100 situations, chacune exécutée deux fois de suite), pour les 4 algorithmes suivants (résumés dans le Tableau 14.1).

- (0) L’algorithme « exploration sans filtrage » (FULLEXP) sélectionne aléatoirement une situation d’apprentissage parmi toutes celles disponibles, sans filtrage préalable. Il s’agit de la configuration « de référence » sans choix dirigé d’une situation.
- (1) L’algorithme « exploration pure » (Exp) sélectionne aléatoirement une situation d’apprentissage parmi celles disponibles après le filtrage par union des situations. Il s’agit de la configuration de référence pour le filtrage.
- (2) L’algorithme « bandit manchot sans filtrage » (MABSansFiltrage) utilise l’algorithme MAB présenté dans la section 14.4.3, sans filtrage au préalable des situations pertinentes. Il s’agit de la configuration de référence pour le MAB.
- (3) L’algorithme « MAB » implémente le filtrage et le bandit manchot pour choisir une situation d’apprentissage. Il s’agit de la configuration complète.

	Filtrage par union actif	Filtrage par union inactif
Bandit manchot actif	MAB (3)	MABSansFiltrage (2)
Bandit manchot inactif	Exp (1)	FULLEXP (0)

Tableau 14.1 : Tableau de description des quatre algorithmes.

Ces performances ont tout d’abord été étudiées face à une base de dix situations d’apprentissage, puis lors que le nombre de situations augmente, pour une population de 70

apprenants dont les niveaux d'aptitudes initiaux sont compris entre -4 et -2,5. Par ailleurs, dans le cadre de ces expérimentations, la constante τ régulant l'exploration/exploitation du MAB a été réglée à 0.1, ce qui est une valeur favorisant fortement l'exploitation des situations fournissant une récompense élevée.

Résultats

Les premiers résultats sont présentés dans la Figure 14.7, présentant les scores d'aptitude moyens des 70 apprenants synthétiques en fin de session d'apprentissage pour les quatre algorithmes présentés ci-dessus.

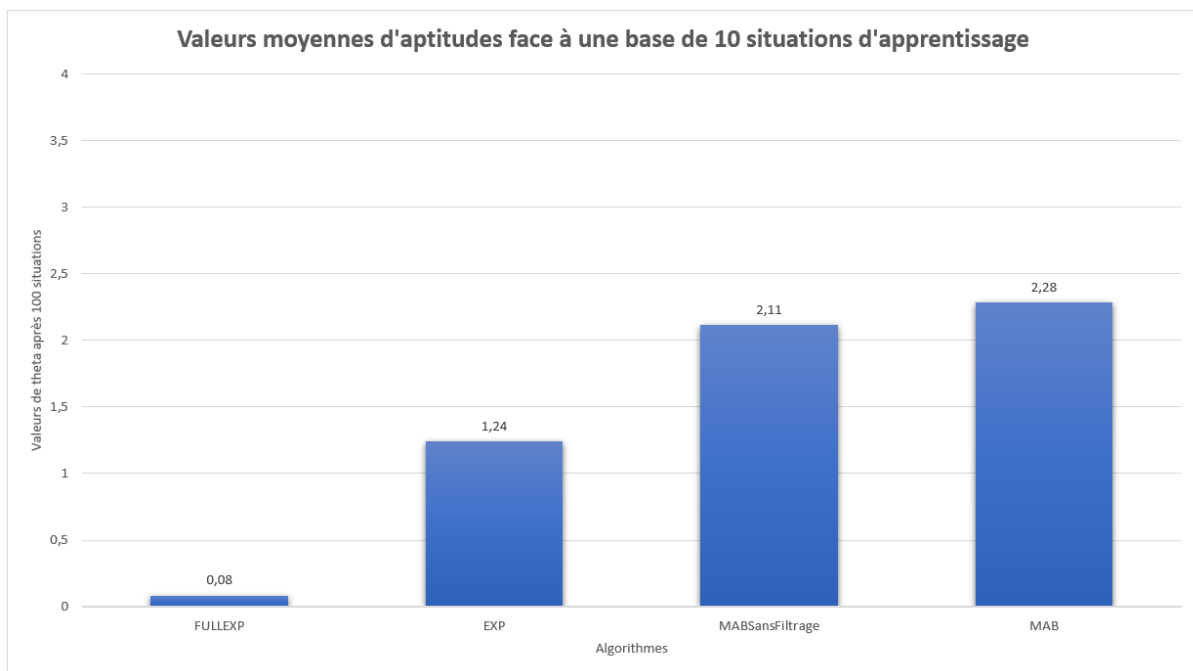


Figure 14.7 : Scores moyens d'aptitude obtenus pour les 4 différents algorithmes après l'expérience de 100 situations.

L'analyse de ces résultats nous permet de faire les observations suivantes. Tout d'abord, la présence d'un filtrage augmente significativement les performances, notamment en mode exploration seule (l'algorithme « EXP » produit des performances très supérieures à l'aléatoire). En outre, le MAB contribue davantage à la progression des scores d'aptitude que le filtrage, comme cela peut être observé en comparant les valeurs moyennes d'aptitudes obtenues par les algorithmes EXP et MABSansFiltrage. Finalement, la fusion des modules de filtrage et du MAB produit les meilleures performances, ce qui souligne la complémentarité des deux modules pour la prise de décision pédagogique. Le rôle du filtrage semble cependant limité face au nombre de situations d'apprentissage à disposition, comme le dénotent le faible écart de performances entre MAB et MABSansFiltrage.

Afin d'explorer plus en détails la complémentarité du module de filtrage et du MAB, nous nous sommes intéressés à la façon dont ces résultats évoluaient quand le nombre de situations d'apprentissage à disposition augmentait. La Figure 14.8 présente les résultats des 4 algorithmes lorsque 20 situations d'apprentissage différentes sont à disposition.

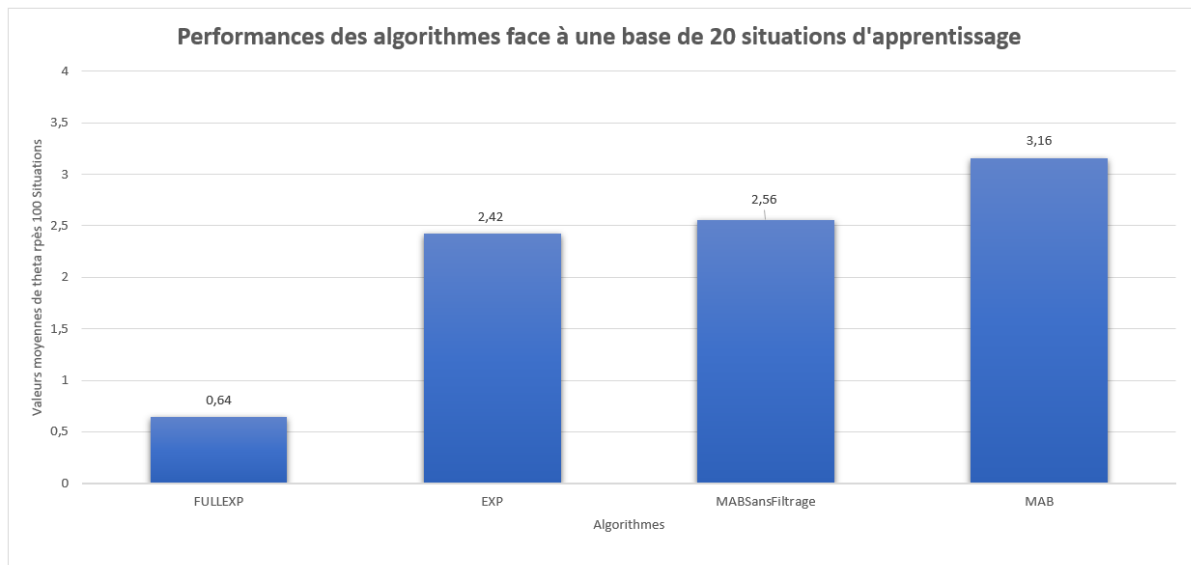


Figure 14.8 Scores moyens d'aptitudes obtenus pour les 4 différents algorithmes après l'expérience de 100 situations.

On remarque tout d'abord que les performances augmentent pour tous les algorithmes (e.g. : le module pédagogique complet « MAB » obtient en moyenne des scores d'aptitudes supérieurs à 3, alors que dans le cas de 10 situations d'apprentissage, les scores étaient aux alentours de 2.3). Ceci s'explique par le fait qu'un nombre plus important de situations augmente la probabilité qu'il existe une situation très proche du b^* de l'apprenant et donc pouvant prodiguer un gain d'apprentissage supérieur. En outre, nous notons la réduction de l'écart entre les algorithmes EXP et MABSansfiltrage, et parallèlement, l'augmentation de l'écart entre MAB et MABSansFiltrage. Ceci s'explique par la plus grande complexité de la tâche demandée au MAB, qui doit découvrir à tout instant les caractéristiques d'un nombre plus important de situations ; face à un nombre croissant de situations d'apprentissage, le filtrage permet de « guider » plus efficacement le MAB vers un ensemble de situations pertinentes, et d'éviter l'exploration d'un grand nombre de situations inappropriées car beaucoup trop dures ou beaucoup trop faciles.

14.3.5 Expérimentation 2 : Influence de τ – balance entre exploration et exploitation

Les secondes expérimentations ont eu pour objectif d'étudier plus en détails l'influence du paramètre τ , qui balance le caractère exploratoire de l'algorithme. La Figure 14.9 montre les scores d'aptitudes moyens obtenus après l'expérience 50 couples de situations d'apprentissage par 70 apprenants synthétiques, sur un ensemble de 10 situations disponibles, pour l'algorithme MAB présentant différentes valeurs de τ .

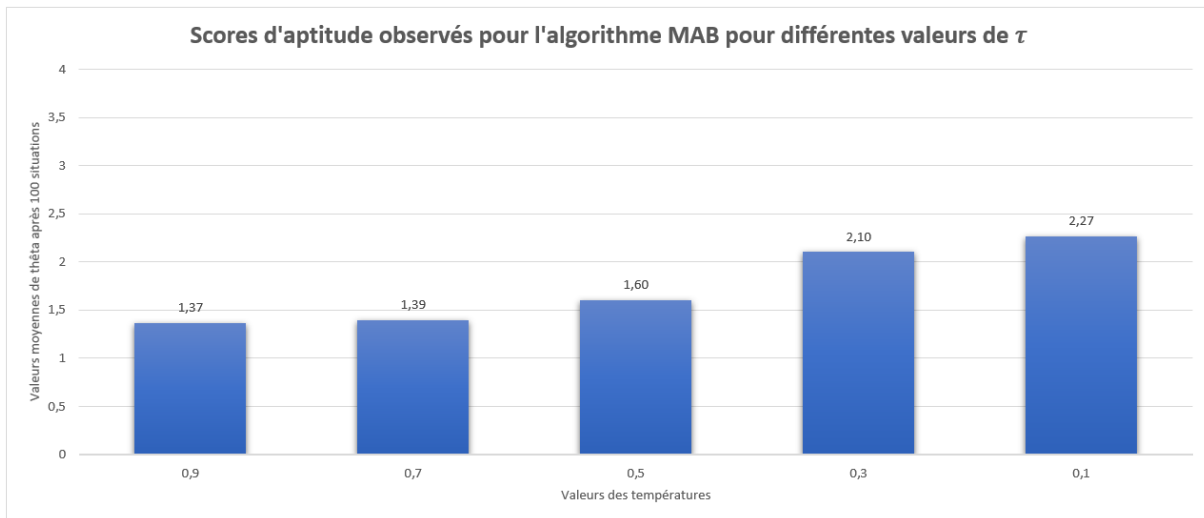


Figure 14.9 : Vue des différents scores moyens d'aptitude θ obtenus après 100 situations d'apprentissage, pour différentes valeurs de τ .

Les valeurs de τ les plus faibles produisent généralement les meilleurs scores d'aptitude et inversement, les valeurs élevées de τ produisent des scores d'aptitudes plus faibles sur notre jeu de données. Ces résultats montrent que le MAB est généralement plus performant en favorisant l'exploitation de situations ayant généré de bonnes récompenses, plutôt que l'exploration d'autres situations. Ces résultats s'expliquent par deux éléments. Premièrement, l'inclusion d'une phase de vérification au processus de décision garantit une bonne robustesse du diagnostic ce qui renforce l'estimation du gain d'apprentissage et donc la précision du calcul de la récompense. Deuxièmement, le paramètre α est réglé à une valeur relativement forte, ce qui favorise la dernière récompense obtenue par une situation sur les précédentes, et fournit à la nature non-stationnaire des récompenses (due à la progression de l'apprenant). L'estimation du gain d'apprentissage permettant le calcul de la récompense étant bonne et s'adaptant vite aux progressions de l'apprenant, l'algorithme bénéficie davantage d'un taux d'exploitation fort.

Pour observer la façon dont le MAB se comporte quand l'incertitude sur le diagnostic augmente, nous avons comparé les performances de nos différents algorithmes lorsque l'on inclut une probabilité d'erreur par malchance (i.e. : « *slip* »), et une probabilité de réussite par chance (i.e. : « *guess* »). Ces probabilités et les conséquences d'un *slip* ou d'un *guess* ont été paramétrées pour introduire une forte imprécision au niveau du diagnostic. En moyenne, une situation sur cinq produit un diagnostic erroné (i.e. : taux de *slip* à 10%, taux de *guess* à 20%). Les erreurs de diagnostic peuvent par ailleurs être très fortes : quand un *slip* apparaît, une valeur de performance est tirée aléatoirement entre 0 et 0.5. Quand un *guess* apparaît, une valeur de performance est tirée aléatoirement entre 0.5 et 1. Les résultats sont présentés dans la Figure 14.10.

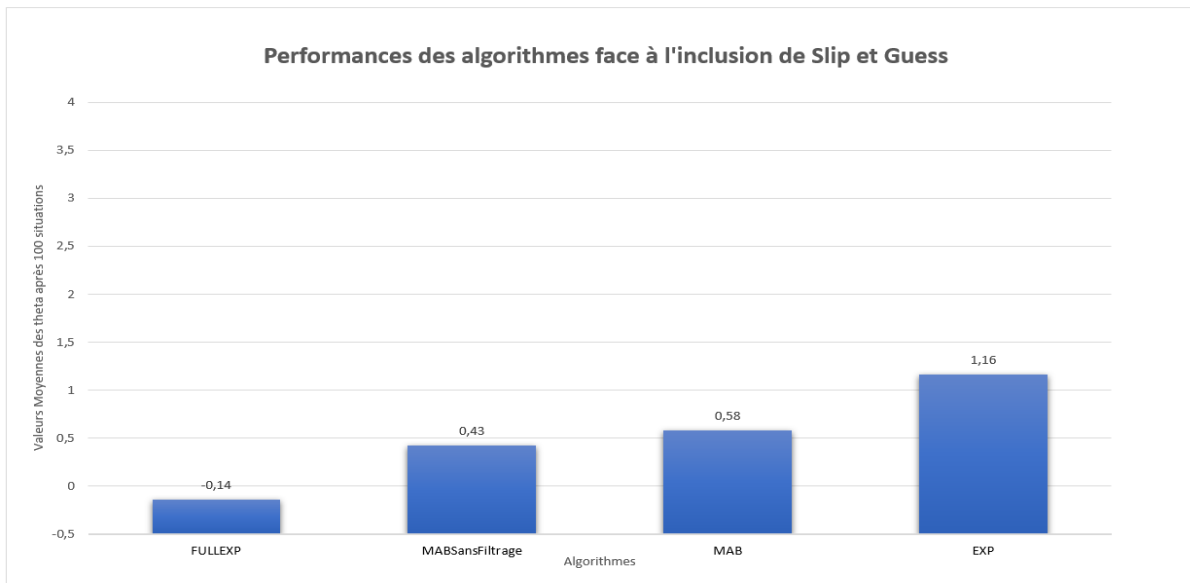


Figure 14.10 : scores moyens d'aptitudes obtenus après 50 couples de situations d'apprentissage, lorsqu'on inclue des « slip » et « guess ».

On note que l'inclusion d'une imprécision de l'ordre de 20% sur les diagnostics effectués par le modèle de l'apprenant nuit considérablement aux performances du MAB. En outre, l'algorithme EXP n'est que peu affecté par cette imprécision. Le MAB, reposant sur le diagnostic est induit en erreur par la mauvaise qualité de celui-ci, alors que EXP n'est que peu affecté. Cela montre l'importance de la précision du diagnostic pour l'utilisation du MAB : les valeurs obtenues pour ces derniers sont en effet beaucoup plus faibles que pour les précédentes expériences.

Ces résultats montrent que bien que l'utilisation d'un MAB puisse permettre à un STI de s'affranchir partiellement d'un modèle de l'apprenant, il a besoin pour fonctionner d'acquérir des connaissances un minimum robustes sur les situations rencontrées et leur gestion par l'apprenant. Généralement, ces connaissances sont acquises sous la forme d'une estimation du gain d'apprentissage [e.g. : Clement *et al.*, 2014, Frenoy *et al.*, 2016]. Dans le cas de domaines bien définis, où il est possible de caractériser la réponse apportée à un exercice comme « bonne » ou « fausse », cette estimation peut être obtenue en comparant le nombre de bonnes réponses obtenues entre deux périodes de temps [Clement *et al.*, 2014]. Dans notre domaine, la notion de « bonne réponse » est impossible à définir, ce qui implique une plus forte dépendance du MAB au module de diagnostic, à partir duquel la fonction de récompense est calculée. Si le diagnostic est erroné, la décision l'est également. De manière générale, le paramétrage du MAB appliqué à la PAS dans un domaine mal-défini doit donc s'effectuer comme un compromis face à l'incertitude du diagnostic. Dans le cas d'un diagnostic peu robuste, un algorithme plus dépendant des itérations antérieures (i.e. : paramètre α moins fort) et/ou plus exploratoire (i.e. : paramètre τ plus fort) pourrait s'avérer plus performant. Inversement, la Figure 14.9 a montré que si le diagnostic est robuste, alors il faut privilégier l'exploitation et les récompenses les plus récentes.

14.4 Conclusion

Le jeu de données synthétiques que nous avons conçu nous a permis de conduire des expérimentations, d'une part, sur la partie dynamique du réseau bayésien constituant le modèle de l'apprenant, et d'autre part, sur le processus de sélection d'actions pédagogiques réalisé *via* un MAB. L'utilisation de données synthétiques, incluant une simulation de l'apprenant, a permis d'explorer divers types de comportements aux caractéristiques connues, et donc de tester la pertinence des approches proposées et la contribution de chaque module face à un large panel de profils.

Au niveau du modèle de l'apprenant, nous avons vu que notre RB pouvait inférer dans le temps l'évolution de l'état des compétences d'un apprenant à mesure qu'il rencontre de nouvelles situations critiques. Nous avons également mis en évidence certains cas où ce processus pouvait faire preuve d'imprécision, et proposé comme solution l'inclusion d'une étape de vérification au niveau du module pédagogique.

Au niveau du module pédagogique, nous avons constaté que l'utilisation combinée d'un module de filtrage et d'un MAB contribuait bien à l'amélioration des CNT de nos apprenants synthétiques au fil de leurs expériences avec des situations critiques. Nous avons également mis en évidence l'importance de la robustesse du diagnostic pour que ce module puisse sélectionner des situations adaptées aux profils et à l'état des compétences de chaque apprenant.

L'idée générale a été de montrer l'intérêt de concevoir une session d'apprentissage, du point de vue de la machine, comme un « cercle vertueux », où chaque module contribue au bon fonctionnement de l'autre, dans l'objectif de contrôler l'incertitude concernant l'état réel de l'apprenant et de sa progression dans la durée.

QUATRIEME PARTIE – CONCLUSION

15. Conclusion

15.1 Survol de la thèse	196
15.2 Contributions.....	198
15.2.1 Une architecture hybride pour le diagnostic des compétences non-techniques	198
15.2.2 Un module pédagogique pour la sélection personnalisée de situations à criticité variables	199
15.3 Publications	199
15.4 Limites et perspectives	200
15.4.1 Limites	200
Absence de marqueurs non-techniques	200
Choix de formalisation des situations d'apprentissage.....	201
Limites des expérimentations	201
15.4.2 Perspectives.....	202
Faciliter l'acquisition de traces et la mise en place d'expérimentations	202
Explorer davantage l'association de valeurs numériques dans un graphe probabiliste.....	202
Inclure une boucle de rétroactions courtes pour mieux guider l'apprenant.....	203
Efficacité didactique vs efficacité pédagogique	203
Adapter l'analyse de la performance à des phases de temporalité plus importante	204

15.1 Survol de la thèse

Durant ce travail de thèse, nous avons œuvré à la recherche de méthodes appropriées pouvant supporter l'apprentissage de compétences non-techniques en situation critique, à l'intérieur d'environnements virtuels « réalistes » permettant la réalisation d'une activité perceptivo-gestuelle, traçable en temps réel. Plus particulièrement, l'objectif a été de mettre en valeur le rôle clef d'un modèle de l'apprenant pour la prise de décision pédagogique, en particulier dans le cadre d'un EVAH visant à permettre l'apprentissage empirique de compétences peu formalisées théoriquement. Outre sa capacité refléter l'évolution temporelle des compétences d'un apprenant, le modèle de l'apprenant peut tenir un rôle de plateforme collaborative visuellement interprétable, permettant de conjuguer le savoir de l'expert aux connaissances acquises par les analyses informatiques, pour améliorer la précision du suivi de l'état des compétences de l'apprenant et en conséquence la pertinence des décisions prises sur cette base.

La première partie de l'état de l'art a été consacrée aux travaux de formalisation des compétences non-techniques et favoriser leur apprentissage dans divers domaines, en particulier dans le domaine médical. La deuxième partie s'est intéressée aux principaux paradigmes caractérisant l'apprentissage humain et régulièrement utilisés comme fondements à la construction d'EVAH et de STI. Bien que les simulations construites pour l'apprentissage des CNT nous soit apparues comme relevant d'un paradigme enactif, nous avons noté l'importance d'autres paradigmes, inspirés du cognitivisme, pour caractériser la façon dont le formateur humain jouait le rôle de guide invisible à l'évolution scénaristique, sur la base d'une analyse modulaire des compétences et *subskills* mises en jeu par l'apprenant au cours d'un scénario d'apprentissage. Les intérêts de cette approche, pouvant servir de guide à la génération de situations critiques pertinentes vis-à-vis d'un apprenant nous ont conduit à cibler la troisième partie de l'état de l'art sur les différents travaux produits au sein de la communauté des STI pour la modélisation des connaissances d'un apprenant, en particulier dans le cadre de domaines mal-définis. En effet, plusieurs des caractéristiques de ces domaines sont applicables à notre domaine d'étude. Finalement, la dernière partie de l'état de l'art s'est focalisée sur les approches permettant d'orchestrer une évolution scénaristique sur la base de connaissances sur l'apprenant arrivant avec un degré d'incertitude.

Nos contributions, décrites en deuxième partie du mémoire, ont visé à concevoir un module de l'apprenant capable d'inférer l'évolution des compétences de l'apprenant dans la durée, et d'autre part, un module pédagogique capable de sélectionner les situations d'apprentissages les plus à même de fournir à l'apprenant une expérience susceptible de contribuer à la progression de ses capacités à faire face à des situations critiques par l'entremise de ses CNT. Ces deux aspects se sont traduits par deux contributions majeures. (1) la construction d'une architecture hybride pour le diagnostic des compétences non-techniques de l'apprenant en situation critique, réalisée sur la base d'une analyse des variations de performance technique observées au cours de situations plus ou moins critiques, et d'une représentation cognitiviste des compétences de l'apprenant. En plus de servir de base didactique à la génération de nouvelles situations d'apprentissage, cette architecture dont le gap

sémantique séparant le niveau comportemental du niveau épistémique est modélisé par un réseau bayésien, peut servir de plateforme collaborative à l'intérieur de laquelle il est possible d'intégrer le savoir de l'expert pour améliorer la précision du diagnostic, un aspect crucial étant donné le caractère mal-défini du domaine. (2) la conception d'un module pédagogique qui construit ses décisions sur la base du modèle de l'apprenant et met la personnalisation de l'expérience d'apprentissage au centre de la problématique, en cherchant, par l'utilisation d'un algorithme de type bandit manchot, à tenir compte du caractère unique de chaque apprenant vis-à-vis de l'apprentissage des CNT.

Conceptuellement, il s'est agi de montrer l'importance de la modélisation de l'apprenant pour tenir le rôle de « pivot didactique » et guider l'expérience d'apprentissage dans un domaine mal-défini présentant de nombreuses complexités, et nécessitant une adaptation constante à l'état de l'apprenant. Nous avons eu pour objectif de donner à notre architecture dans sa totalité un rôle comparable (bien que beaucoup plus limité) à celui de l'expert changeant les paramètres d'une simulation « grandeur nature » en temps réel en fonction des actions de l'apprenant avec une visée d'apprentissage. Fondamentalement, on peut supposer que le formateur crée et met à jour à tout instant une représentation mentale de l'état de l'apprenant, incluant une estimation de ses compétences techniques et non-techniques, mais sans doute aussi également de son état cognitif, son degré d'implication dans la simulation, etc. pour prendre ses décisions. Du point de vue de l'EVAH, le modèle de l'apprenant tient un rôle similaire : il construit, en quelque sorte, une représentation artificielle de l'apprenant, coévoluant avec ce dernier à mesure qu'il fait l'expérience de criticités variables. Cette coévolution est représentée dans la Figure 15.1.

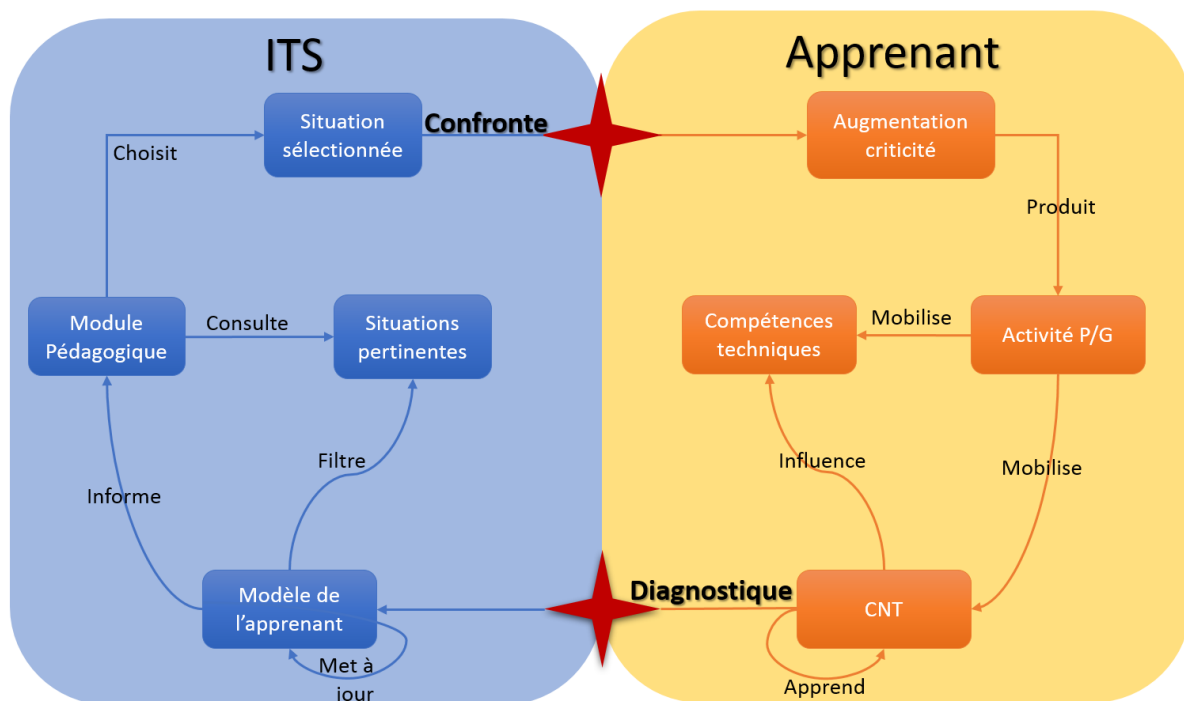


Figure 15.1 Représentation de la coévolution entre l'apprenant et l'EVAH

Nos expérimentations qui constituent la troisième partie du mémoire, ont visé à valider notre approche et l'apport des différents modules. D'une part, les aspects trayant au diagnostic ont fait

l'objet d'expérimentations sur la base de données écologiques. Ces expériences ont mis en lumière la précision de l'analyse de la performance technique, la robustesse du réseau bayésien face à l'erreur présente en entrée, et le rôle des différents nœuds de ce RB pour la production d'un diagnostic. Des expérimentations conduites sur la base d'un jeu de données synthétiques construit pour reproduire artificiellement certaines des complexités intrinsèques à notre domaine ont été réalisées. Ces expérimentations ont permis d'une part une analyse qualitative de la précision du modèle de l'apprenant au cours de son expérience d'un nombre croissant de situations critiques, et d'autre part, d'obtenir des premiers résultats sur les capacités du module pédagogique à produire des situations pertinentes, et adaptées à chaque apprenant, pour l'apprentissage empirique des CNT en situation critique.

15.2 Contributions

15.2.1 Une architecture hybride pour le diagnostic des compétences non-techniques

La contribution majeure de cette thèse correspond à la mise en place d'une architecture hybride pour le diagnostic des CNT d'un apprenant en situation critique. Inspirée d'autres architectures mises en place face à des domaines mal-définis, notamment celle réalisée pour la conception du STI CANADARMTutor [Fournier-Viger *et al.*, 2013], cette architecture combine trois modules différents, chacun construit dans l'objectif de répondre un aspect mal-défini du domaine, et permettant d'augmenter progressivement le niveau d'abstraction de l'analyse de l'activité de l'apprenant, depuis le stade événementiel jusqu'au stade épistémique.

Le premier module « extraction d'indicateurs » fournit une réponse aux problèmes mal-définis de « point de départ incertain » et de « sous-problèmes se superposant ». Il se base sur le savoir des experts pour (1) faire émerger les situations d'apprentissage « critiques » et « de référence », et séparer ces dernières en phases, c'est-à-dire en zones bien segmentées et communes à tout apprenant à l'intérieur desquelles une analyse comportementale peut produire des informations relatives aux CNT de l'apprenant, et (2) extraire des indicateurs de haut niveau, sur la base des traces d'activités produites par l'apprenant durant une phase, et jugés pertinents par les experts pour l'analyse de la performance technique.

Le second module « analyse de la performance technique » fournit une réponse au problème mal-défini de « structure de tâche analytique » et contribue à répondre au problème de superposition entre compétences techniques et non-techniques. Il utilise des techniques d'apprentissage machine supervisé pour analyser la performance technique obtenue par l'apprenant au cours de chaque phase de chaque situation d'apprentissage, sous les deux facettes perceptuelles et gestuelles. Ce module a pour objectif, d'une part, d'obtenir des valeurs de référence correspondant à une estimation de la performance technique usuellement produite par un apprenant lors d'une situation peu critique, et d'autre part, d'obtenir des valeurs de performance lors de situations où la criticité augmente, et donc propices à la mobilisation des CNT.

Le troisième module « diagnostic des CNT » agrège les observations obtenues sur les performances techniques de l'apprenant, les connaissances sur les situations d'apprentissage, et les connaissances sur l'apprenant pour diagnostiquer ses CNT. Réalisé *via* un réseau bayésien, il vient d'une part, trouver les causes épistémiques expliquant les variations de performance techniques observées au cours d'une variation de criticité, et intégrer au diagnostic des informations de plus ou moins haut niveau sémantique, dont certaines peuvent être obtenues sur la base d'une analyse cognitive de tâches réalisée par un expert. En outre, il constitue le modèle de l'apprenant à proprement parler, en agrégeant dynamiquement les itérations successives de diagnostic pour estimer l'évolution des CNT de l'apprenant dans la durée.

15.2.2 Un module pédagogique pour la sélection personnalisée de situations à criticité variables

La seconde contribution de cette thèse correspond au module pédagogique mis en place pour guider le parcours de l'apprenant à travers l'expérience de situations plus ou moins critiques. Notre état de l'art sur l'apprentissage des CNT nous ayant permis de formuler l'hypothèse du caractère enactif de ce processus, notre volonté a été de construire un module pédagogique capable de produire pour chaque apprenant le parcours le plus adapté possible, en cherchant à chaque instant à garantir l'efficacité du couplage entre l'apprenant et le monde dans lequel il évolue, étant donné le caractère unique de cette relation. Pour réaliser cette approche conceptuelle informatiquement, nous avons construit un module pédagogique, sélectionnant dans un premier temps, les situations *a priori* les plus adaptées à chaque apprenant en mettant en relation l'état de ses compétences tel qu'estimé par le modèle de l'apprenant, aux connaissances à disposition quant à l'intensité de la criticité des situations disponibles. Pour tenir compte du caractère unique des liens entre apprenant et criticité, outrepassant le cadre épistémique de son niveau de compétence, nous avons implémenté un algorithme basé sur la technique d'apprentissage par renforcement, qui explore les différents types de situations disponibles pour ensuite exploiter celle qui produit à un instant donné les meilleurs résultats vis-à-vis de l'apprentissage des CNT pour l'apprenant considéré.

Cette contribution a montré, d'une part, l'importance d'un modèle de l'apprenant pour guider le processus de sélection de nouvelles situations d'apprentissage, et d'autre part, les intérêts d'une approche d'apprentissage par renforcement pour prendre en compte des caractéristiques de l'apprenant non présentes dans la modélisation de l'apprenant (e.g. : état mental actuel, personnalité...), mais qui dans le cadre d'un domaine mal-défini tel que le nôtre, peuvent jouer un rôle clef dans le processus d'apprentissage.

15.3 Publications

Cette partie présente les différentes publications réalisées sur la base de ces travaux par ordre chronologique.

Bourrier, Y., Jambon, F., Garbay, C., & Luengo, V. (2016, September). **An approach to the TEL teaching of non-technical skills from the perspective of an ill-defined problem**. In European Conference on Technology Enhanced Learning (pp. 555-558). Springer, Cham.

Burkhardt, J. M., Corneloup, V., Garbay, C., Bourrier, Y., Jambon, F., Luengo, V., ... & Lourdeaux, D. (2016). **Simulation and virtual reality-based learning of non-technical skills in driving: critical situations, diagnostic and adaptation**. IFAC-PapersOnLine, 49(32), 66-71.

Bourrier, Y., Jambon, F., Garbay, C., & Luengo, V. (2017, June). **A Multi-layered Architecture for Analysis of Non-technical-Skills in Critical Situations**. In International Conference on Artificial Intelligence in Education (pp. 463-466). Springer, Cham.

Bourrier, Y., Jambon, F., Garbay, C., & Luengo, V. (2017, September). **An approach for the analysis of perceptual and gestural performance during critical situations**. In European Conference on Technology Enhanced Learning (pp. 373-378). Springer, Cham.

Bourrier, Y., Jambon, F., Garbay, C., & Luengo, V. (2018, June). **A Hybrid Architecture for Non-technical Skills Diagnosis**. In International Conference on Intelligent Tutoring Systems (pp. 300-305). Springer, Cham.

Bourrier, Y., Jambon, F., Garbay, C., & Luengo, V. **Un réseau bayésien pour le diagnostic des compétences non-techniques en situation critique**. JFRB 2018, 93.

15.4 Limites et perspectives

15.4.1 Limites

Absence de marqueurs non-techniques

L'une des raisons principales pour laquelle nous avons fait le choix de nous orienter vers une modélisation cognitiviste des CNT de l'apprenant comme base à la génération de situations d'apprentissage, est la possibilité qui était offerte par son entremise, et notamment son application par un réseau bayésien, d'agrèger des observations de plus ou moins haut niveau sémantique pour améliorer la précision du diagnostic. En particulier, la possibilité d'intégrer des marqueurs non-techniques, issus d'une analyse de tâche cognitive conduite par des experts dans le cadre de situations critiques « bien définies », nous a semblé particulièrement importante pour contribuer à la bonne précision du diagnostic. Cependant nous n'avons pas pu tester précisément leur apport, notamment face à des données écologiques car ces marqueurs n'ont pas, au moment où ont été réalisés les travaux de la thèse, été identifiés dans le cadre des situations critiques modélisées au sein du projet MacCoy Critical.

En outre, il aurait été particulièrement intéressant de considérer le rôle régulateur de ces marqueurs face au caractère incertain de la notion de variation de performance technique. La présence de marqueurs non-techniques aurait en effet pu nous servir de base de comparaison pour mieux estimer la pertinence de cette notion, notamment vis-à-vis de la façon dont ses relations avec les CNT

sont modélisées (i.e. : modélisation bayésienne des liens entre variations de performance technique et *subskills*). Le fait de s'intéresser aux variations de performance technique pour en inférer des informations sur les CNT est, à notre connaissance, une approche nouvelle pour le diagnostic des CNT. Il aurait été particulièrement intéressant de pouvoir estimer plus profondément sa pertinence en la comparant avec un diagnostic exclusivement issu de l'analyse cognitive de tâches de l'expert.

Choix de formalisation des situations d'apprentissage

Une deuxième limite tient à la formalisation des situations d'apprentissage et des phases. La séparation en phases a de nombreux avantages : on a vu qu'elle permettait de limiter le périmètre du diagnostic à des zones « mieux définies » pour l'analyse de la performance technique et, potentiellement, l'extraction de marqueurs non-techniques. En l'état, les informations intégrées au RB concernant la dimension et l'intensité de la criticité sont considérées au niveau d'une situation d'apprentissage, mais il serait plus juste de considérer ces notions au niveau de la phase.

Par exemple, on a vu dans la partie consacrée aux expérimentations conduites sur la base de données réelles, que la situation de conduite IND1 (voir partie 13.1.2, page 147) avait été séparée en deux phases : une phase « d'approche » où l'apprenant doit contourner un camion en stationnement, et une phase « danger » où un piéton dissimulé traverse : la situation a été caractérisée par la dimension de criticité « ambiguïté ». En réalité, la dimension de criticité dépend du comportement de l'apprenant : intuitivement, un apprenant incapable de lever l'ambiguïté dans la phase d'approche ferait face à de l'imprévisibilité dans la seconde. De même, l'intensité de la criticité évolue en réalité phase après phase, et non pas au niveau de la situation d'apprentissage : un apprenant ayant désamorcé l'ambiguïté en première phase ne ferait plus réellement face à une situation critique dans la seconde. Un modèle capable d'adapter dynamiquement la dimension et l'intensité de la criticité serait conceptuellement plus juste.

Cette capacité à connaître avec davantage de sensibilité l'état de la criticité permettrait en outre de compléter notre objectif de bâtir une expérience enactive d'apprentissage, en augmentant la réactivité de l'EVAH aux actions de l'apprenant et en ouvrant la porte à la modification dynamique d'une situation d'apprentissage.

Limites des expérimentations

Plusieurs limites sont à noter concernant les expérimentations conduites sur la base des données écologiques. Tout d'abord, le faible volume de données (i.e. : le faible volume d'apprenants disponibles lors des expérimentations) nous a amené à générer des données fictives pour permettre l'utilisation d'algorithmes d'apprentissage supervisé par régression. Ensuite, les notations ont été effectuées par un seul expert : l'avis de plusieurs experts aurait permis de mieux différencier certains comportements proches et de mieux positionner les performances techniques sur un continuum de valeurs. Finalement, la notation s'est faite directement *via* l'analyse des valeurs numériques produites par chaque indicateur. Une telle notation a été possible uniquement car l'expert maîtrisait bien les

situations d'apprentissage proposées et la notion d'indicateur, ce qui n'aurait sans doute pas été possible avec des experts issus du terrain, par exemple avec des moniteurs d'auto-école.

Outre ces limites, du fait de problèmes d'ingénierie indépendants de notre volonté, la collecte de données s'est avérée particulièrement difficile, en partie du fait de l'utilisation d'un simulateur pleine échelle. L'immersion qu'apporte ce type de simulateur est un atout, mais on peut arguer qu'un volume de données plus important et de qualité équivalente aurait pu être obtenu *via* un simulateur moins réaliste (e.g. : avec un système de visualisation limité à trois écrans). En effet, les traces produites par le simulateur ont nécessité des traitements particulièrement fastidieux, notamment dus à la présence occasionnelle de décalages temporels entre perceptions et actions. Par ailleurs, l'intégration des modules de l'apprenant et pédagogiques à ce simulateur n'a jamais pu être envisagée, car irréaliste du point de vue de l'ingénierie.

15.4.2 Perspectives

Faciliter l'acquisition de traces et la mise en place d'expérimentations

Une perspective immédiate serait de reproduire les parcours de conduite conçus au sein du simulateur pleine échelle *via* un support plus récent, construit par exemple à partir du moteur 3D Unity, et portés sur des simulateurs de type « sur table », munis d'un *eye-tracker* fixe. Un tel support permettrait, d'une part, de simplifier l'accès de participants au simulateur et donc d'acquérir plus de traces, et d'autre part d'inclure une version « en ligne » de ces travaux pour pouvoir évaluer le processus de diagnostic et de décision en conditions écologiques.

Explorer davantage l'association de valeurs numériques dans un graphe probabiliste

Une perspective importante de ces travaux, et à notre sens de nombreux travaux portant sur les EIAH et incluant un graphe probabiliste, serait d'explorer plus profondément les options les plus adéquates pour inclure des valeurs continues issues d'analyses diverses, en tant qu'observations au sein du graphe. Dans notre cadre, nous avons exploré la piste de la *soft evidence* sans pour autant l'exploiter au maximum, puisque les valeurs de performance technique ainsi que d'intensité de la criticité sont incluses sous cette forme dans le réseau bayésien par simple normalisation. Cette normalisation revient, par exemple pour les valeurs de performance technique, à considérer une relation linéaire entre le résultat de l'analyse de la performance obtenue par le RN et la probabilité qu'une performance soit « bonne » ou « mauvaise ». D'autres hypothèses pourraient être explorées, comme par exemple considérer que l'information contenue dans des valeurs très fortes ou très faibles est plus importante que pour des valeurs intermédiaires.

De manière générale, il y aurait un important travail à effectuer, dans un cadre mieux contrôlé que le nôtre (i.e. : domaine mieux défini, moins d'incertitude), à l'exploration de différentes méthodes d'associations des deux « cultures », statistique d'une part, et bayésienne d'autre part.

Inclure une boucle de rétroactions courtes pour mieux guider l'apprenant

Nos travaux sur la prise de décision pédagogique se sont focalisés sur la génération de nouvelles situations d'apprentissage. Une perspective importante de ce travail se situe au niveau de l'enrichissement des rétroactions que pourrait produire l'EVAH.

L'inclusion d'une « boucle courte » à même de produire des rétroactions ayant pour objectif de guider l'apprenant dans son expérience de la criticité pourrait contribuer de manière importante à l'efficacité pédagogique de l'EVAH. Cela soulève cependant de nouvelles questions de recherche.

- (1) Quels types de rétroactions « courtes » sont les plus à même de contribuer à l'amélioration des CNT d'un apprenant, lors de sa gestion de situations critiques ? Si l'on cherche à respecter les principes de l'enaction, alors il faudrait privilégier les signaux intradiégétiques, c'est-à-dire les rétroactions dont la présence ne vient pas rompre la trame narrative associée au déroulé de la situation critique. Il pourrait donc s'agir de modifications scénaristiques, voire de mises en évidence, par des méthodes de réalité augmentée, d'éléments du monde susceptibles d'avoir une importance dans la gestion de la criticité.
- (2) Sur quels éléments se baser pour produire de telles rétroactions ? Notre diagnostic s'effectuant une fois une phase terminée, il faudrait concevoir un nouveau module capable de fournir une analyse de plus bas niveau, mais plus réactive, de l'activité de l'apprenant. Une piste pourrait être la mise en place de règles de types « contraintes » sur les traces d'activités de l'apprenant, la violation de ces contraintes entraînant la production d'une rétroaction « boucle courte ». Par exemple, la non-perception d'un indice de type « précurseur » lors d'une fenêtre temporelle donnée, pourrait conduire à la mise en surbrillance de cet indice.
- (3) Quels choix conceptuels pour adapter le degré de rétroaction au profil de l'apprenant ? L'inclusion d'un processus de *scaffolding* puis de *fading* (voir chapitre 3.2.2, page 42) des rétroactions visant à « aider » l'apprenant serait sans doute approprié, en diminuant le degré d'assistance *via* la boucle courte à mesure que l'apprenant progresse en compétence.
- (4) Quelles conséquences sur le modèle de l'apprenant ? L'inclusion d'une assistance à la gestion de situations critiques devra être prise en compte sur la façon dont le diagnostic est réalisé. Par exemple, un apprenant réussissant à désamorcer de manière adéquate une situation critique, mais ayant bénéficié d'indices pour ce faire, n'a pas le même degré de maîtrise « non-technique » qu'un apprenant ayant réussi une performance similaire mais sans assistance.

Efficacité didactique vs efficacité pédagogique

Il serait intéressant de comparer les capacités de l'EVAH à renforcer les CNT d'apprenants, selon que le *focus* est mis sur des aspects didactiques (i.e. : les compétences) ou pédagogiques (i.e. : l'état mental de l'apprenant, sa personnalité, etc.). Dans nos travaux de thèse, l'utilisation d'un MAB a valorisé les aspects pédagogiques, en particulier les caractéristiques personnelles de l'apprenant vis-à-vis de l'expérience de la criticité, bien que son fonctionnement soit conditionné, comme on l'a vu, par des diagnostics de compétences modélisées de manière explicite. Il serait possible de renforcer le focus de l'EVAH vers des aspects didactiques par des choix de modélisation différents.

- (1) La structure du RB pourrait être modifiée pour augmenter le nombre de nœuds utilisés afin d'inférer l'état « cognitif » de l'apprenant. Ceci pourrait être fait en modélisant chaque CNT en plusieurs nœuds, chacun lié à une dimension de criticité spécifique. Par exemple, la conscience de la situation pourrait être représentée sous la forme de plusieurs nœuds de type « conscience de la situation face à l'ambiguïté », « conscience de la situation face à un dilemme », etc. Les informations à disposition pour la prise de décision pédagogique seraient donc décrites de manière plus « fines » que dans le cas de notre modèle actuel, en contrepartie de nouvelles hypothèses potentiellement cognitivement fausses (i.e. : doit-on ignorer les relations entre les multiples nœuds d'une même CNT sans trop complexifier le modèle ?).
- (2) Sur la base d'un tel modèle de l'apprenant, une autre approche pour la prise de décision pédagogique pourrait être envisagée. Le nombre « d'éléments de connaissances » modélisés de manière explicite augmentant, la sélection d'actions pédagogiques pourrait davantage se baser sur ces éléments, *via* par exemple une approche orientée théorie de la décision.

Une comparaison entre deux systèmes, l'un (qui reste à concevoir) générant des situations sur la base d'un raisonnement construit de manière rationnelle sur la base d'une modélisation explicite d'un vaste panel de compétences, l'autre (le système actuel) générant des situations sur la base d'une analyse à plus gros grain mais donnant une grande importance aux spécificités métacognitives de l'apprenant, pourrait s'avérer intéressante. Elle pourrait fournir de nouveaux éléments sur l'efficacité d'algorithmes d'apprentissage par renforcement pour la prise de décision face à des domaines mal-définis.

Adapter l'analyse de la performance à des phases de temporalité plus importante

Le module d'analyse de la performance actuelle utilise un RN « statique » pour obtenir les scores de performance. Cette approche a été efficace pour la conduite du fait de la temporalité réduite des situations d'apprentissage dans ce domaine (au maximum quelques secondes). Cependant, une telle approche rencontrerait davantage de difficultés dans des domaines où la temporalité d'une situation d'apprentissage est bien supérieure, potentiellement de l'ordre d'une dizaine de minutes, comme c'est le cas pour gestion de HPP ou plus généralement pour la plupart des situations qualifiées de « critiques » dans le domaine médical. Face à ce problème, d'autres approches pourraient être envisagées pour produire une telle analyse.

- (1) Trouver une unité temporelle plus réduite que la phase pour laquelle l'extraction d'indicateurs reste pertinente.
- (2) Utiliser d'autres approches de *machine learning* plus pertinentes pour l'analyse de séries temporelles. L'utilisation de réseaux de neurones récurrents, comme les LSTM (pour *Long Short Term Memory*), pourrait s'avérer conceptuellement appropriée, mais peu réaliste en pratique car augmentant encore davantage l'importance du volume de données nécessaire pour fonctionner.
- (3) Construire l'analyse de la performance technique *via* une approche bénéficiant du caractère « bien défini » de la pratique professionnelle médicale (e.g. : voir algorithme de prise en charge

de la HPP, page 70), par exemple sur la base d'une analyse cognitive de tâche (complexe pour les CNT mais *a priori* plus accessible pour la notion de performance technique) où *via* l'identification d'un *set* de contraintes.

14. Références

- [Aleven et al., 2008]** Aleven, V., Ashley, K., Lynch, C., & Pinkwart, N. (2008). Proceedings of the workshop on Intelligent Tutoring Systems for Ill-Structured Domains Focusing on Assessment and Feedback. *9th International Conference on Intelligent Tutoring Systems (ITS 2008)*.
- [Anderson, 1983]** Anderson, J. R. (1983). Cognitive science series. The architecture of cognition. Hillsdale, NJ, US.
- [Anderson et al., 1990]** Anderson, J. R., Boyle, C. F., Corbett, A. T., & Lewis, M. W. (1990). Cognitive modeling and intelligent tutoring. *Artificial intelligence*, 42(1), 7-49.
- [Anderson et Corbett, 1993]** Anderson, J. R., & Corbett, A. T. (1993). Tutoring of cognitive skill. *Rules of the mind*, 235-255.
- [Arroyo, 2000]** Arroyo, I. (2000). Animalwatch: an arithmetic ITS for elementary and middle school students. In Proceedings of the 5th International Conference on Intelligent Tutoring Systems, Montreal, Canada.
- [Arroyo et Woolf, 2005]** Arroyo, I., & Woolf, B. P. (2005, May). Inferring learning and attitudes from a Bayesian Network of log file data. In AIED (pp. 33-40).
- [Asailly et al., 2016]** Assailly, J.-P., Burkhardt, J.-M., Cabon, Ph, Cestac, J., Chung, A., Corneloup, V., Delgoulet, C., Job A., Senac de Monsebernard, C., 2016, Rapport de synthèse final décrivant les compétences non techniques et des situations dans lesquelles elles sont réellement mises en œuvre
- [Balacheff, 1995]** Balacheff, N. (1995). Conception, connaissance et concept. In *Séminaire de l'équipe DidaTech, IMAG* (pp. 219-244). IMAG Grenoble.
- [Balacheff et Gaudin, 2002]** Balacheff, N., & Gaudin, N. (2002). Students conceptions: an introduction to a formal characterization.
- [Barre et al., 2017]** Barre, J., Benabbou, A., Corneloup, V., Bourrier, Y., & Job, A. (2017, October). Simulation et Réalité Virtuelle pour l'apprentissage des Compétences Non-Techniques en conduite et en médecine des situations d'urgence. In Journées J-RV (journées de l'AFRV).
- [Barré et al., 2018]** Barré, J., Job, A., Michelet, D., Cabon, P., Delgoulet, C., & Tesnière, A. La simulation obstétricale: du mannequin d'Angélique du Coudray aux Environnements

Virtuels. Exemple d'un Simulateur numérique pour l'acquisition de Compétences Non-Techniques.

[Benabbou et al., 2017] Benabbou, A., Lourdeaux, D., & Lenne, D. (2017, June). Génération dynamique de dilemmes en environnement virtuel à partir de modèles de connaissances. In 8ème Conférence sur les Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain (EIAH 2017).

[Breiman, 2001] Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45(1), 5-32.

[Brunskill et Russel, 2012] Brunskill, E., & Russell, S. (2012). RAPID: A reachable anytime planner for imprecisely-sensed domains. *arXiv preprint arXiv:1203.3538*.

[Burkhardt et al., 2006] Burkhardt, J. M., Lourdeaux, D., & Mellet-d'Huart, D. (2006). La réalité virtuelle pour l'apprentissage humain. *Le traité de la réalité virtuelle*, 4.

[Carpenter et al., 2005] Carpenter, T., Fu, D., Michalak, P., Spencer, L., & Iorizzo, L. (2005). A constructivist approach to distance learning for counterterrorist intelligence analysis. Stottler Henke Associates Inc San Mateo CA.

[Carpentier et al., 2013] Carpentier, K., Lourdeaux, D., & Thouvenin, I. M. (2013, February). Dynamic Selection of Learning Situations in Virtual Environment. In ICAART (2) (pp. 101-110).

[Carpentier, 2015] Carpentier, K. (2015). Scénarisation personnalisée dynamique dans les environnements virtuels pour la formation (Doctoral dissertation, Compiègne).

[Chi et al., 2010] Chi, M., VanLehn, K., & Litman, D. (2010, June). Do micro-level tutorial decisions matter: Applying reinforcement learning to induce pedagogical tutorial tactics. In *International Conference on Intelligent Tutoring Systems* (pp. 224-234). Springer, Berlin, Heidelberg.

[Chollet, 2015] Chollet, F. (2015). Keras.

[Clement et al., 2013] Clement, B., Roy, D., Oudeyer, P., & Lopes, M. (2013). Multi-armed bandits for intelligent tutoring systems. *Journal of Educational Data Mining*, 7(2), 1–22. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1310.3174>

[Clement et al., 2014] Clement, B., Roy, D., Oudeyer, P. Y., & Lopes, M. (2014). Online optimization of teaching sequences with multi-armed bandits. In *7th International Conference on Educational Data Mining*.

[Conati et al., 1997] Conati, C., Gertner, A. S., VanLehn, K., & Druzdzel, M. J. (1997). On-line

student modeling for coached problem solving using Bayesian networks. In *User Modeling* (pp. 231-242). Springer, Vienna.

[Conati, 2002] Conati, C. (2002). Probabilistic assessment of user's emotions in educational games. *Applied artificial intelligence*, 16(7-8), 555-575.

[Corbett et Anderson, 1994] Corbett, A. T., & Anderson, J. R. (1994). Knowledge tracing: Modeling the acquisition of procedural knowledge. *User modeling and user-adapted interaction*, 4(4), 253-278.

[Corbett et al., 1997] Corbett, A. T., Koedinger, K. R., & Anderson, J. R. (1997). Intelligent tutoring systems. In *Handbook of Human-Computer Interaction (Second Edition)* (pp. 849-874).

[Corbett, 2002] Corbett, A. (2002). Cognitive tutor algebra I: Adaptive student modeling in widespread classroom use. In *Technology and assessment: Thinking ahead. proceedings from a workshop* (pp. 50-62).

[Cortes et Vapnik, 1995] Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine learning*, 20(3), 273-297.

[Crundall et al., 2012] Crundall, D., Chapman, P., Trawley, S., Collins, L., Van Loon, E., Andrews, B., & Underwood, G. (2012). Some hazards are more attractive than others: Drivers of varying experience respond differently to different types of hazard. *Accident Analysis & Prevention*, 45, 600-609.

[Crundall, 2016] Crundall, D. (2016). Hazard prediction discriminates between novice and experienced drivers. *Accident Analysis & Prevention*, 86, 47-58.

[Cuvelier et Falzon, 2010] Cuvelier, L., & Falzon, P. (2010). Coping with uncertainty: resilient decisions in anaesthesia. *Resilience engineering in practice*. Ashgate, Aldershot (in press) Google Scholar.

[D'Mello et al., 2005] Sidney, K. D., Craig, S. D., Gholson, B., Franklin, S., Picard, R., & Graesser, A. C. (2005). Integrating affect sensors in an intelligent tutoring system. In *Affective Interactions: The Computer in the Affective Loop Workshop at* (pp. 7-13).

[Dzikovska et al., 2014] Dzikovska, M., Steinhauer, N., Farrow, E., Moore, J., & Campbell, G. (2014). BEETLE II: Deep natural language understanding and automatic feedback generation for intelligent tutoring in basic electricity and electronics. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 24(3), 284-332. <https://doi.org/10.1007/s40593-014-0017-9>

- [Donaldson et al., 2000]** Donaldson, M. S., Corrigan, J. M., & Kohn, L. T. (Eds.). (2000). To err is human: building a safer health system (Vol. 6). National Academies Press.
- [Endsley, 1995]** Endsley, M. R. (1995). Toward a theory of situation awareness in dynamic systems. *Human factors*, 37(1), 32-64.
- [Fisher et al., 2002]** Fisher, D. L., Laurie, N. E., Glaser, R., Connerney, K., Pollatsek, A., Duffy, S. A., & Brock, J. (2002). Use of a fixed-base driving simulator to evaluate the effects of experience and PC-based risk awareness training on drivers' decisions. *Human factors*, 44(2), 287-302.
- [Flanagan, 1954]** Flanagan, J. C. (1954). The critical incident technique. *Psychological bulletin*, 51(4), 327.
- [Fletcher et al., 2003]** Fletcher, G., Flin, R., McGeorge, M., Glavin, R., Maran, N., & Patey, R. (2003). Anaesthetists' non-technical skills (ANTS): Evaluation of a behavioural marker system. *British Journal of Anaesthesia*, 90(5), 580–588. <https://doi.org/10.1093/bja/aeg112>
- [Flin, 1997]** Flin, R. H. (Ed.). (1997). Decision making under stress: Emerging themes and applications. Gower Technical.
- [Flin et Maran, 2004]** Flin, R., & Maran, N. (2004). Identifying and training non-technical skills for teams in acute medicine. *BMJ Quality & Safety*, 13(suppl 1), i80-i84.
- [Flin et al., 2008]** Flin, R. H., O'Connor, P., & Crichton, M.: Safety at the sharp end: a guide to non-technical skills. Ashgate Publishing, Ltd (2008)
- [Flin et al., 2009]** Flin, R., Winter, J., & Cakil Sarac, M. R. (2009). Human factors in patient safety: review of topics and tools. *World Health*, 2.
- [Fodor, 1985]** Fodor, J. A. (1985). Precis of the modularity of mind.PDF. *The Behavioral and Brain Sciences*, 8(5), 1–42.
- [Fournier-Viger et al., 2013]** Fournier-Viger, P., Nkambou, R., Nguifo, E. M., Mayers, A., & Faghihi, U. (2013). A multiparadigm intelligent tutoring system for robotic arm training. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 6(4), 364–377. <https://doi.org/10.1109/TLT.2013.27>
- [Frenoy, 2016]** Frenoy, R. (2016). *Modélisation de l'activité gestuelle et sélection automatique de feedback pour des environnements interactifs d'apprentissage : application à la calligraphie* (Doctoral dissertation, Compiègne).

- [Frenoy et al., 2016]** Frenoy, R., Soullard, Y., Thouvenin, I., & Gapenne, O. (2016, July). Adaptive training environment without prior knowledge: Modeling feedback selection as a multi-armed bandit problem. In Proceedings of the 2016 Conference on User Modeling Adaptation and Personalization (pp. 131-139). ACM.
- [Freund et Schapire, 1997]** Freund, Y., & Schapire, R. E. (1997). A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting. *Journal of computer and system sciences*, 55(1), 119-139.
- [Fricoteaux, 2012]** Fricoteaux, L. (2012). *Interaction informée par un système décisionnel pour un retour multimodal en environnement virtuel : application à la formation au transport fluvial* (Doctoral dissertation, Compiègne).
- [Gertner, 1998]** Gertner, A. S. (1998, August). Providing feedback to equation entries in an intelligent tutoring system for Physics. In International Conference on Intelligent Tutoring Systems (pp. 254-263). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [Gertner et VanLehn, 2000]** Gertner, A. S., & VanLehn, K. (2000, June). Andes: A coached problem solving environment for physics. In International conference on intelligent tutoring systems (pp. 133-142). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [Gonzales et al., 2017]** Gonzales, C., Torti, L., & Wuillemin, P. H. (2017, June). aGrUM: a graphical universal model framework. In International Conference on Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems (pp. 171-177). Springer, Cham.
- [Graesser et al., 2004]** Graesser, A. C., Lu, S., Jackson, G. T., Mitchell, H. H., Ventura, M., Olney, A., & Louwerse, M. A. X. M. (2004). AutoTutor : A tutor with dialogue in natural language, 36(2), 180–192.
- [Groeger, 2000]** Groeger, J. A. (2000). Understanding driving. *Applying cognitive psychology*.
- [Gugerty, 1997]** Gugerty, L. J. (1997). Situation awareness during driving: Explicit and implicit knowledge in dynamic spatial memory. *Journal of Experimental Psychology: Applied*, 3(1), 42.
- [Hacking, 2001]** Hacking, I. (2001). Entre science et réalité. La construction sociale de quoi, 102.
- [Hambleton et al., 1991]** Hambleton, R. K., Swaminathan, H., & Rogers, H. J. (1991). Fundamentals of item response theory (Vol. 2). Sage.

[HAS, 2012] Haute autorité de santé - Guide de bonnes pratiques en matière de simulation en santé (https://www.has-sante.fr/portail/upload/docs/application/pdf/2013-01/guide_bonnes_pratiques_simulation_sante_guide.pdf)

[Healey et Picard, 2005] Healey, J. A., & Picard, R. W. (2005). Detecting stress during real-world driving tasks using physiological sensors. *IEEE Transactions on intelligent transportation systems*, 6(2), 156-166.

[Hatakka et al., 2002] Hatakka, M., Keskinen, E., Gregersen, N. P., Glad, A., & Hernetkoski, K. (2002). From control of the vehicle to personal self-control; broadening the perspectives to driver education. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 5(3), 201-215.

[Helmreich, 2000] Helmreich, R. (2000) On error management: lessons from aviation. *British Medical Journal*, 320, 781–785.

[Hodhod et Kudenko, 2008] Hodhod, R., & Kudenko, D. (2008). Interactive narrative and intelligent tutoring for ethics domain. *Intelligent Tutoring Systems for Ill-Defined Domains: Assessment and Feedback in Ill-Defined Domains.*, 13.

[Hull et al., 2012] Hull, L., Arora, S., Aggarwal, R., Darzi, A., Vincent, C., & Sevdalis, N. (2012). The impact of nontechnical skills on technical performance in surgery: a systematic review. *Journal of the American College of Surgeons*, 214(2), 214-230.

[Jambon et Luengo, 2012] Jambon, F., & Luengo, V. (2012, October). Analyse oculométrique «on-line» avec zones d'intérêt dynamiques: application aux environnements d'apprentissage sur simulateur. In *Proceedings of the 2012 Conference on Ergonomie et Interaction homme-machine* (p. 1). ACM.

[Jermann, 1996] Jermann P. (1996). Conception et analyse d'une interface semi-structurée dédiée à la co-résolution de problème. Mémoire présenté en vue de l'obtention du DES en Sciences et Technologies de l'Apprentissage et de la Formation

[Jonassen et al., 1998] Jonassen, D. H., Tessmer, M., & Hannum, W. H. (1998). *Task analysis methods for instructional design*. Routledge.

[Klein, 1993] Klein, G. A. (1993). A recognition-primed decision (RPD) model of rapid decision making (pp. 138-147). New York: Ablex Publishing Corporation.

[Klein, 2008] Klein, G. (2008). Naturalistic decision making. *Human factors*, 50(3), 456-460.

[Kodaganallur et al., 2006] Kodaganallur, V., Weitz, R. R., & Rosenthal, D. (2006). An Assessment of Constraint-Based Tutors: A Response to Mitrovic and Ohlsson's Critique

of" A Comparison of Model-Tracing and Constraint-Based Intelligent Tutoring Paradigms". *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 16(3), 291-321.

[Koedinger et Anderson, 1993] Koedinger, K. R., & Anderson, J. R. (1993). Effective Use of Intelligent Software in High School Math. In Proceedings of AI-ED 93, World conference of Artificial Intelligence in Education (pp. 241-248).

[Lallé, 2013] Lallé, S. (2013). Assistance à la construction et la comparaison de techniques de diagnostic des connaissances.

[Le et Menzel, 2009] Le, N. T., & Menzel, W. (2009). Using Weighted Constraints to Diagnose Errors in Logic Programming—The Case of an Ill-defined Domain. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 19(4), 381-400.

[Le et al., 2013] Le, N.-T., Loll, F., & Pinkwart, N. (2013). Operationalizing the Continuum between Well-Defined and Ill-Defined Problems for Educational Technology. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 6(3), 258–270. <https://doi.org/10.1109/TLT.2013.16>

[Le et Brunskill, 2012] Lee, J. I., & Brunskill, E. (2012). The Impact on Individualizing Student Models on Necessary Practice Opportunities. *International Educational Data Mining Society*.

[Lipshitz et al., 2001] Lipshitz, R., Klein, G., Orasanu, J., & Salas, E. (2001). Taking stock of naturalistic decision making. *Journal of behavioral decision making*, 14(5), 331-352.

[Luengo et al., 2004] Luengo, V., Mufti-Alchawafa, D., & Vadcard, L. (2004, August). The knowledge like the object of interaction in an orthopaedic surgery-learning environment. In International Conference on Intelligent Tutoring Systems (pp. 108-117). Springer, Berlin, Heidelberg.

[Luengo et al., 2006] Luengo, V., Vadcard, L., Dubois, M., & Mufti-Alchawafa, D. (2006, June). TELEOS: de l'analyse de l'activité professionnelle à la formalisation des connaissances pour un environnement d'apprentissage. In *17e journées francophones d'Ingénierie des connaissances IC'2006* (pp. 101-110).

[Lynch et al., 2006] Lynch, C. F., Ashley, K. D., Alevan, V., & Pinkwart, N. (2015). Defining " Ill-Defined Domains "; A literature survey Defining " Ill-Defined Domains "; A literature survey ., (January 2006).

[Ma et Kaber, 2005] Ma, R., & Kaber, D. B. (2005). Situation awareness and workload in driving while using adaptive cruise control and a cell phone. *International Journal of Industrial*

Ergonomics, 35(10), 939-953.

[Marchand, 2011] Marchand, A. L. (2011). Les retours d'expériences dans la gestion de situations critiques. *Activités*, 8(8-2).

[Martin, 2002] Martin, B. I. (2002). Intelligent Tutoring Systems: The practical implementation of constraint-based modelling.

[Mayo et al., 2000] Mayo, M., Mitrovic, A., & McKenzie, J. (2000). CAPIT: An intelligent tutoring system for capitalisation and punctuation. In *Advanced Learning Technologies, 2000. IWALT 2000. Proceedings. International Workshop on* (pp. 151-154). IEEE.

[Mayo et Mitrovic, 2000] Mayo, M., & Mitrovic, A. (2000, June). Using a probabilistic student model to control problem difficulty. In *International Conference on Intelligent Tutoring Systems* (pp. 524-533). Springer, Berlin, Heidelberg.

[McCulloch et al., 2009] McCulloch, P., Mishra, A., Handa, A., Dale, T., Hirst, G., & Catchpole, K. (2009). The effects of aviation-style non-technical skills training on technical performance and outcome in the operating theatre. *BMJ Quality & Safety*, 18(2), 109-115.

[McKnight et McKnight, 2003] McKnight, A. J., & McKnight, A. S. (2003). Young novice drivers: careless or clueless?. *Accident Analysis & Prevention*, 35(6), 921-925.

[Mcquiggan et al., 2008] Mcquiggan, S. W., Rowe, J. P., Lee, S., & Lester, J. C. (2008, June). Story-based learning: The impact of narrative on learning experiences and outcomes. In *International Conference on Intelligent Tutoring Systems* (pp. 530-539). Springer, Berlin, Heidelberg.

[Millán et al., 2000] Millán, E., Pérez-de-la-Cruz, J. L., & Suárez, E. (2000, June). Adaptive Bayesian networks for multilevel student modelling. In *International Conference on Intelligent Tutoring Systems* (pp. 534-543). Springer, Berlin, Heidelberg.

[Mitrović et al., 1998] Mitrović, A. (1998, August). Experiences in implementing constraint-based modeling in SQL-Tutor. In *International Conference on Intelligent Tutoring Systems* (pp. 414-423). Springer, Berlin, Heidelberg.

[Mitrović et al., 2003] Mitrovic, A., Koedinger, K. R., & Martin, B. (2003, June). A comparative analysis of cognitive tutoring and constraint-based modeling. In *International Conference on User Modeling* (pp. 313-322). Springer, Berlin, Heidelberg.

[Mitrović et al., 2009] Mitrovic, A., & Weerasinghe, A. (2009). Revisiting Ill-Definedness and the Consequences for ITSs. *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*, 200(1),

375–382. <https://doi.org/10.3233/978-1-60750-028-5-375>

- [Mufti-Alchawafa, 2009]** Mufti-alchawafa, D. (2009). Modélisation et représentation de la connaissance pour la conception d'un système décisionnel dans un environnement informatique d'apprentissage en chirurgie.
- [Murray et al., 2004]** Murray, R. C., Vanlehn, K., & Mostow, J. (2004). Looking ahead to select tutorial actions: A decision-theoretic approach. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 14(3, 4), 235-278.
- [Naïm et al. 2002]** Naïm, P., Willemin, P.H., Leray, P., Pourret, O., Becker, A., Réseaux Bayésiens, Paris, Eyrolles, 2002.
- [Nguyen-Thinh Le et al., 2013]** Le, N. T., Loll, F., & Pinkwart, N. (2013). Operationalizing the continuum between well-defined and ill-defined problems for educational technology. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 6(3), 258-270.
- [Nkambou et al., 2011]** Nkambou, R., Fournier-Viger, P., & Nguifo, E. M. (2011). Learning task models in ill-defined domain using an hybrid knowledge discovery framework. *Knowledge-Based Systems*, 24(1), 176–185. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2010.08.002>
- [Ogan et al., 2006]** Ogan, A., Wylie, R., & Walker, E. (2006). The challenges in adapting traditional techniques for modeling student behavior in ill-defined domains. *Intelligent Tutoring Systems for Ill-Defined Domains*, 29.
- [Ohlsson, 1992]** Ohlsson, S. (1992). Constraint-based student modelling. *Journal of Interactive Learning Research*, 3(4), 429.
- [ONSIR 2014]** Department for Transport. (2014). *Reported Road Casualties Great Britain: Annual Report 2013*. Dandy Booksellers Limited.
- [Pearl, 1988]** Pearl, J. (1988). Probabilistic reasoning in intelligent systems: Networks of plausible reasoning.
- [Pearson et McLafferty, 2011]** Pearson, E., & McLafferty, I. (2011). The use of simulation as a learning approach to non-technical skills awareness in final year student nurses. *Nurse education in practice*, 11(6), 399-405.
- [Pedregosa et al., 2011]** Scikit-learn: Machine Learning in Python, Pedregosa et al., *JMLR* 12, pp. 2825-2830, 2011.
- [Peters et Nilsson, 2007]** Peters, B., & Nilsson, L. (2007). Modelling the Driver in Control. In

Modelling driver behaviour in automotive environments (pp. 85-104). Springer, London..

[Pradhan et al., 2005] Pradhan, A. K., Hammel, K. R., DeRamus, R., Pollatsek, A., Noyce, D. A., & Fisher, D. L. (2005). Using eye movements to evaluate effects of driver age on risk perception in a driving simulator. *Human factors*, 47(4), 840-852.

[Rafferty et al., 2011] Rafferty, A. N., Brunskill, E., Griffiths, T. L., & Shafto, P. (2011, June). Faster teaching by POMDP planning. In *International Conference on Artificial Intelligence in Education* (pp. 280-287). Springer, Berlin, Heidelberg.

[Reason, 1990] Reason, J. (1990) *Human Error*. Cambridge: Cambridge University Press.

[Recarte et Nunes, 2003] Recarte, M. A., & Nunes, L. M. (2003). Mental workload while driving: effects on visual search, discrimination, and decision making. *Journal of experimental psychology: Applied*, 9(2), 119.

[Rowe et al., 2009] Rowe, J., Mott, B., McQuiggan, S., Robison, J., Lee, S., & Lester, J. (2009). Crystal island: A narrative-centered learning environment for eighth grade microbiology. In workshop on intelligent educational games at the 14th international conference on artificial intelligence in education, Brighton, UK (pp. 11-20).

[Salmon et al., 2012] Salmon, P. M., Stanton, N. A., & Young, K. L. (2012). Situation awareness on the road: review, theoretical and methodological issues, and future directions. *Theoretical Issues in Ergonomics Science*, 13(4), 472-492.

[Settouti et al., 2006] Settouti, L. S., Prié, Y., Mille, A., & Marty, J. C. (2006). Systèmes à base de traces pour l'apprentissage humain. *Communication in the international TICE, Technologies de l'Information et de la Communication dans l'Enseignement Supérieur et l'Entreprise*.

[Srivastava et al., 2014] Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Salakhutdinov, R. (2014). Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting. *The Journal of Machine Learning Research*, 15(1), 1929-1958.

[Sutton et Barto, 1998] Sutton, R. S., & Barto, A. G. (1998). *Reinforcement learning: An introduction*. MIT press.

[Suraweera et Mitrovic, 2002] Suraweera, P., & Mitrovic, A. (2002, June). KERMIT: A constraint-based tutor for database modeling. In *International Conference on Intelligent Tutoring Systems* (pp. 377-387). Springer, Berlin, Heidelberg.

[Tardif, 1988] Tardif, J. : *Intégrer les nouvelles technologies de l'information. Quel cadre pédagogique?* Collection Pratiques & enjeux pédagogiques. Paris: ESF Éditeur.

- [Thouvenin, 2009]** Thouvenin, I. M. (2009). *Interaction et connaissance: construction d'une expérience dans le monde virtuel* (Doctoral dissertation, Université de Technologie de Compiègne).
- [Toussaint et al., 2010]** Toussaint, B. M., Luengo, V., Jambon, F., & Tonetti, J. (2010). Modeling perceptual-gestural knowledge for intelligent tutoring systems dedicated to ill-defined domains. *International Journal of Artificial Intelligence in Education (IJAIED)*, 20(3).
- [Toussaint et al., 2015]** Toussaint, B. M., Luengo, V., Jambon, F., & Tonetti, J. (2015, June). From heterogeneous multisource traces to perceptual-gestural sequences: The PeTra treatment approach. In *International Conference on Artificial Intelligence in Education* (pp. 480-491). Springer, Cham.
- [Toussaint, 2016]** Toussaint, B. (2016). *Apprentissage automatique à partir de traces multi-sources hétérogènes pour la modélisation de connaissances perceptivo-gestuelles*
- [VanLehn, 1996]** VanLehn, K. (1996, June). Conceptual and meta learning during coached problem solving. In *International Conference on Intelligent Tutoring Systems* (pp. 29-47). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [Wagenaar et Croeneweg, 1987]** Wagenaar, W. and Groeneweg, J. (1987) Accidents at sea: multiple causes and impossible consequences. *International Journal of Man-Machine Studies*, 27, 587–598.
- [Walker et al., 2008]** Walker, E., Ogan, A., Aleven, V., & Jones, C. (2008). Two approaches for providing adaptive support for discussion in an ill-defined domain. *Intelligent Tutoring Systems for Ill-Defined Domains: Assessment and Feedback in Ill-Defined Domains*, 1.
- [Weevers et al., 2003]** Weevers, I., Kuipers, J., Brugman, A. O., Zwiers, J., Van Dijk, E. M., & Nijholt, A. (2003, June). The virtual driving instructor creating awareness in a multiagent system. In *Conference of the Canadian Society for Computational Studies of Intelligence* (pp. 596-602). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [Woolf, 2009]** Woolf, B. P. (2009). *Building Intelligent Interactive Tutors. Building Intelligent Interactive Tutors*. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-373594-2.X0001-9>
- [Yule et al., 2006]** Flin, R., Paterson-Brown, S., Maran, N., & Rowley, D. (2006). Development of a rating system for surgeons' non-technical skills. *Medical Education*, 40(11), 1098–1104. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2929.2006.02610.x>

ANNEXES

A. Architecture générale du projet MacCoy Critical

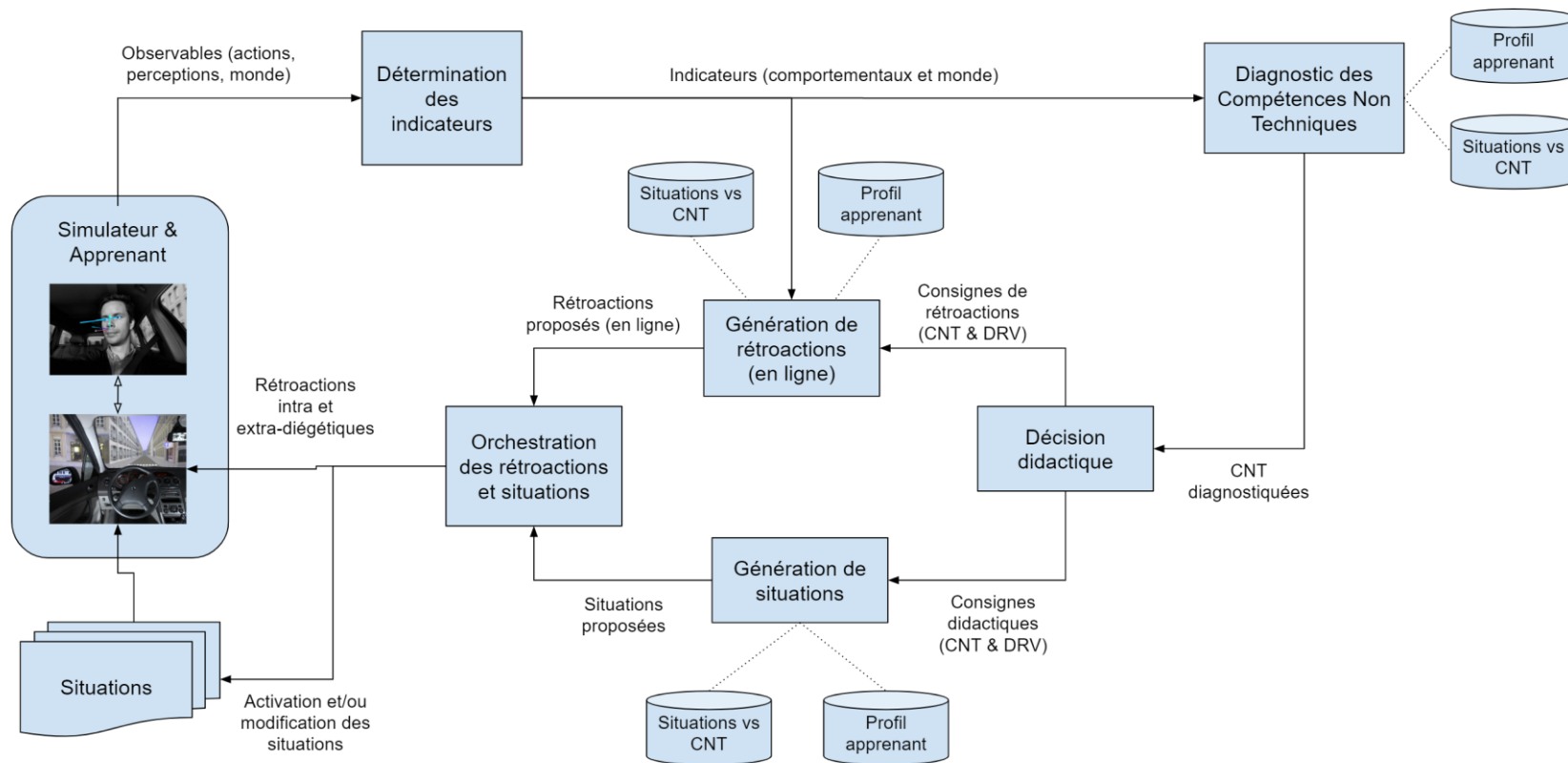


Schéma réalisé par Francis Jambon

Situation de conduite DIR1

Micro-synopsis : Sur une ligne droite (1x1) à double sens, sont garées des voitures des deux côtés de la chaussée. Soudainement, un piéton dissimulé par les voitures s'engage sur la route se retrouvant sur la trajectoire du participant. Le participant doit effectuer un freinage d'urgence en intensifiant son observation du piéton.

Précurseur : Surgie du piéton sur la chaussée

Déclencheurs :

Phase 1 : Surgie du piéton sur la chaussée

Dimension(s) de criticité : imprévisibilité

A.2 Traces d'activité en conduite

Description des traces

Actions du conducteur

device : String – nom unique du simulateur (par défaut le *hostname* de la machine)

timeStamp : Int64 – nombre de ms depuis le 1/01/1970 (*The Epoch*)

bdv : Int16 – rapport de boîte de vitesse [0,9]

pedaleAccel : Int16 – position de la pédale d'accélération [0,100]

pedaleFrein : Int16 – position de la pédale de frein [0,100]

pedaleEmbr : Int16 – position de la pédale d'embrayage [0,100]

posVolant : Int32 – position du volant droite/gauche [-4000,+4000]

posCligno : Int16 – position du clignotant gauche/centre/droit {-1,0,1}

États de la simulation

device : String – nom unique du simulateur (par défaut le *hostname* de la machine)

timeStamp : Int64 – nombre de ms depuis le 1/01/1970 (*The Epoch*)

vitesse : Real32 – vitesse en m/s

regime : Int32 – régime moteur en tr/min

noRoute : Int32 – numéro de la route

pk : Int32 – point kilométrique en mm

voie : Int32 – écart relatif entre centres véhicule et route en mm

noVoie : Int32 – numéro de la voie en fonction du sens de la route {-1,+1}

cap : Real32 – angle relatif en degrés entre axes véhicule et route [-180,+180]

nbCibles : Int32 – nombre de cibles visibles

liste des cibles visibles (l'indice de l'élément est ajouté à la fin du nom de chaque variable, par ex. "id0", "id1", etc.) :

idCible : Int32 – identificateur unique de la cible dans la simulation (n° de ligne dans le fichier ListeCibles.txt)

typeCible : String – "vhs", "panneau", "pieton", ou "zone"

divCible : Int32 – Distance Inter Véhiculaire en mm (-1 si cible non visible)

ttcCible : Real32 – Time To Collision en secondes

angleCible : Real32 – angle entre axe véhicule et centre cible [-180,+180°]

Exemple de trace « actions et état du monde »

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y
1	timeStamp	vitesse	regime	bdv	pedaleAccel	pedaleFrein	pedaleEmbr	posVolant	posCligno	noRoute	pk	voie	noVoie	cap	nbCibles	idCible0	typeCible0	divCible0	ttcCible0	angleCible0	idCible1	typeCible1	divCible1	ttcCible1	angleCible1
2	1,5096E+12	13.888888	0	0	0	0	0	-1	0	3	1500000	-2000	-1	-179.99997	17	0	vhs	-1	3.37E38	0.0	1	vhs	-1	3.37E38	0.0
3	1,5096E+12	13.888888	0	0	0	0	0	-1	0	3	1495833	-2000	-1	-179.99405	17	0	vhs	-1	3.37E38	0.0	1	vhs	-1	3.37E38	0.0
4	1,5096E+12	13.888888	0	0	0	0	0	-1	0	3	1491667	-2000	-1	-179.98837	17	0	vhs	-1	3.37E38	0.0	1	vhs	-1	3.37E38	0.0
5	1,5096E+12	13.888888	0	0	0	0	0	-1	0	3	1491483	-2000	-1	-179.98811	17	0	vhs	-1	3.37E38	0.0	1	vhs	-1	3.37E38	0.0
6	1,5096E+12	13.888888	0	0	0	0	0	-1	0	3	1487316	-2001	-1	-179.98244	17	0	vhs	-1	3.37E38	0.0	1	vhs	-1	3.37E38	0.0
7	1,5096E+12	13.888888	0	0	0	0	0	-1	0	3	1486396	-2002	-1	-179.98112	17	0	vhs	-1	3.37E38	0.0	1	vhs	-1	3.37E38	0.0
8	1,5096E+12	13.888888	0	0	0	0	0	-1	0	3	1482230	-2003	-1	-179.97543	17	0	vhs	-1	3.37E38	0.0	1	vhs	-1	3.37E38	0.0
9	1,5096E+12	13.888888	0	0	0	0	0	-1	0	3	1481299	-2003	-1	-179.9741	17	0	vhs	-1	3.37E38	0.0	1	vhs	-1	3.37E38	0.0
10	1,5096E+12	13.888888	0	0	0	0	0	-1	0	3	1477132	-2005	-1	-179.9684	17	0	vhs	-1	3.37E38	0.0	1	vhs	-1	3.37E38	0.0
11	1,5096E+12	13.888888	0	0	0	0	0	-1	0	3	1476806	-2005	-1	-179.96794	17	0	vhs	-1	3.37E38	0.0	1	vhs	-1	3.37E38	0.0
12	1,5096E+12	13.888888	0	0	0	0	0	-1	0	3	1472639	-2008	-1	-179.96223	17	0	vhs	-1	3.37E38	0.0	1	vhs	-1	3.37E38	0.0

Z	AA	AB	AC	AD	AE	AF	AG	AH	AI	AJ	AK	AL	AM	AN	AO	AP	AQ	AR	AS	AT	AU
idCible2	typeCible2	divCible2	ttcCible2	angleCible2	idCible3	typeCible3	divCible3	ttcCible3	angleCible3	idCible4	typeCible4	divCible4	ttcCible4	angleCible4	idCible5	typeCible5	divCible5	ttcCible5	angleCible5	idCible6	typeCible6
2	vhs	-1	3.37E38	0.0	3	vhs	-1	3.37E38	0.0	4	vhs	-1	3.37E38	0.0	5	vhs	-1	3.37E38	0.0	6	vhs
2	vhs	-1	3.37E38	0.0	3	vhs	-1	3.37E38	0.0	4	vhs	-1	3.37E38	0.0	5	vhs	-1	3.37E38	0.0	6	vhs
2	vhs	-1	3.37E38	0.0	3	vhs	-1	3.37E38	0.0	4	vhs	-1	3.37E38	0.0	5	vhs	-1	3.37E38	0.0	6	vhs
2	vhs	-1	3.37E38	0.0	3	vhs	-1	3.37E38	0.0	4	vhs	-1	3.37E38	0.0	5	vhs	-1	3.37E38	0.0	6	vhs
2	vhs	-1	3.37E38	0.0	3	vhs	-1	3.37E38	0.0	4	vhs	-1	3.37E38	0.0	5	vhs	-1	3.37E38	0.0	6	vhs
2	vhs	-1	3.37E38	0.0	3	vhs	-1	3.37E38	0.0	4	vhs	-1	3.37E38	0.0	5	vhs	-1	3.37E38	0.0	6	vhs
2	vhs	-1	3.37E38	0.0	3	vhs	-1	3.37E38	0.0	4	vhs	-1	3.37E38	0.0	5	vhs	-1	3.37E38	0.0	6	vhs
2	vhs	-1	3.37E38	0.0	3	vhs	-1	3.37E38	0.0	4	vhs	-1	3.37E38	0.0	5	vhs	-1	3.37E38	0.0	6	vhs
2	vhs	-1	3.37E38	0.0	3	vhs	-1	3.37E38	0.0	4	vhs	-1	3.37E38	0.0	5	vhs	-1	3.37E38	0.0	6	vhs
2	vhs	-1	3.37E38	0.0	3	vhs	-1	3.37E38	0.0	4	vhs	-1	3.37E38	0.0	5	vhs	-1	3.37E38	0.0	6	vhs
2	vhs	-1	3.37E38	0.0	3	vhs	-1	3.37E38	0.0	4	vhs	-1	3.37E38	0.0	5	vhs	-1	3.37E38	0.0	6	vhs
2	vhs	-1	3.37E38	0.0	3	vhs	-1	3.37E38	0.0	4	vhs	-1	3.37E38	0.0	5	vhs	-1	3.37E38	0.0	6	vhs
2	vhs	-1	3.37E38	0.0	3	vhs	-1	3.37E38	0.0	4	vhs	-1	3.37E38	0.0	5	vhs	-1	3.37E38	0.0	6	vhs

AV	AW	AX	AY	AZ	BA	BB	BC	BD	BE	BF	BG	BH	BI	BJ	BK	BL	BM	BN	BO	BP	BQ	BR
divCible6	ttcCible6	angleCible6	idCible7	typeCible7	divCible7	ttcCible7	angleCible7	idCible8	typeCible8	divCible8	ttcCible8	angleCible8	idCible9	typeCible9	divCible9	ttcCible9	angleCible9	idCible10	typeCible10	divCible10	ttcCible10	angleCible10
-1	3.37E38	0.0	7	vhs	-1	3.37E38	0.0	8	zone	272516	19.621153	48.85125	9	zone	1153755	83.07036	-62.6325	10	zone	1086001	78.19207	-80.52318
-1	3.37E38	0.0	7	vhs	-1	3.37E38	0.0	8	zone	269792	19.425024	49.51174	9	zone	1151846	82.932915	-62.822407	10	zone	1085322	78.14319	-80.74598
-1	3.37E38	0.0	7	vhs	-1	3.37E38	0.0	8	zone	267106	19.231632	50.185665	9	zone	1149949	82.796326	-63.012928	10	zone	1084660	78.09552	-80.96905
-1	3.37E38	0.0	7	vhs	-1	3.37E38	0.0	8	zone	266988	19.223137	50.215546	9	zone	1149865	82.79028	-63.02148	10	zone	1084631	78.09343	-80.97903
-1	3.37E38	0.0	7	vhs	-1	3.37E38	0.0	8	zone	264341	19.032553	50.904125	9	zone	1147981	82.65463	-63.212254	10	zone	1083986	78.04699	-81.20199
-1	3.37E38	0.0	7	vhs	-1	3.37E38	0.0	8	zone	263762	18.990864	51.058094	9	zone	1147567	82.624825	-63.25443	10	zone	1083845	78.03684	-81.25123
-1	3.37E38	0.0	7	vhs	-1	3.37E38	0.0	8	zone	261163	18.803736	51.763256	9	zone	1145698	82.49026	-63.44635	10	zone	1083220	77.991844	-81.47489
-1	3.37E38	0.0	7	vhs	-1	3.37E38	0.0	8	zone	260588	18.762337	51.92265	9	zone	1145282	82.460304	-63.489376	10	zone	1083082	77.9819	-81.52496
-1	3.37E38	0.0	7	vhs	-1	3.37E38	0.0	8	zone	258039	18.578808	52.645313	9	zone	1143428	82.32682	-63.68185	10	zone	1082476	77.93827	-81.74874
-1	3.37E38	0.0	7	vhs	-1	3.37E38	0.0	8	zone	257841	18.564552	52.702526	9	zone	1143284	82.31645	-63.696888	10	zone	1082429	77.93489	-81.76621
-1	3.37E38	0.0	7	vhs	-1	3.37E38	0.0	8	zone	255338	18.384336	53.440468	9	zone	1141443	82.1839	-63.890232	10	zone	1081840	77.89248	-81.99045

BS	BT	BU	BV	BW	BX	BY	BZ	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN
idCible11	typeCible11	divCible11	ttcCible11	angleCible11	idCible12	typeCible12	divCible12	ttcCible12	angleCible12	idCible13	typeCible13	divCible13	ttcCible13	angleCible13	idCible14	typeCible14	divCible14	ttcCible14	angleCible14	idCible15	typeCible15
11 zone		395089	28.44641	1.0994952	12 pieton		-1 3.37E38	0.0		13 pieton		-1 3.37E38	0.0		14 panneau		250025	18.0018	0.8021067		15 panneau
11 zone		390923	28.146456	1.1051756	12 pieton		-1 3.37E38	0.0		13 pieton		-1 3.37E38	0.0		14 panneau		245858	17.701777	0.8096339		15 panneau
11 zone		386757	27.846504	1.1113554	12 pieton		-1 3.37E38	0.0		13 pieton		-1 3.37E38	0.0		14 panneau		241692	17.401825	0.81781		15 panneau
11 zone		386573	27.833256	1.1115315	12 pieton		-1 3.37E38	0.0		13 pieton		-1 3.37E38	0.0		14 panneau		241509	17.388649	0.81852746		15 panneau
11 zone		382408	27.533377	1.1182014	12 pieton		-1 3.37E38	0.0		13 pieton		-1 3.37E38	0.0		14 panneau		237342	17.088625	0.82708883		15 panneau
11 zone		381488	27.467136	1.1197753	12 pieton		-1 3.37E38	0.0		13 pieton		-1 3.37E38	0.0		14 panneau		236422	17.022385	0.8292154		15 panneau
11 zone		377322	27.167185	1.1262224	12 pieton		-1 3.37E38	0.0		13 pieton		-1 3.37E38	0.0		14 panneau		232256	16.722433	0.83836806		15 panneau
11 zone		376391	27.100153	1.1276116	12 pieton		-1 3.37E38	0.0		13 pieton		-1 3.37E38	0.0		14 panneau		231325	16.6554	0.8402332		15 panneau
11 zone		372225	26.8002	1.1345319	12 pieton		-1 3.37E38	0.0		13 pieton		-1 3.37E38	0.0		14 panneau		227159	16.355448	0.8497278		15 panneau
11 zone		371899	26.776728	1.1352216	12 pieton		-1 3.37E38	0.0		13 pieton		-1 3.37E38	0.0		14 panneau		226833	16.331976	0.8508785		15 panneau
11 zone		367733	26.476776	1.1422671	12 pieton		-1 3.37E38	0.0		13 pieton		-1 3.37E38	0.0		14 panneau		222667	16.032024	0.86116505		15 panneau

Traces « perceptions »

1	Scénario	Heure	Temps	Regard précurseur/danger (DIR)	Regard hors précurseurs/danger	Regard précurseur Passage piéton (IND1)	Regard précurseur avant gauche du camion (IND1)	Regard précurseur arrière du camion (IND1)	Regard danger (IND)	Précurseur visible (IND)	Danger visible (IND)	Précurseur/danger visible	pied au dessus accélérateur	pied au dessus frein	pied appui frein	Valeur GSR	Valeur BPM
2	DIR1 -> repère TO : première lm		06:25,0	0	1												
3	DIR1		06:30,0	0	1												
4	DIR1		06:35,0	0	1												
5	DIR1		06:40,0	0	1												
6	DIR1		06:45,0	0	1												
7	DIR1		06:50,0	0	1												
8	DIR1		06:55,0	0	1												
9	DIR1		07:00,0	0	1												
10	DIR1		07:05,0	1	0												
11	DIR1		07:10,0	1	0												
12	DIR1		07:15,0	1	0												
13	DIR1		07:20,0	1	0												
14	DIR1		07:25,0	1	0												
15	DIR1		07:30,0	1	0												
16	DIR1		07:35,0	1	0												
17	DIR1		07:40,0	1	0												
18	DIR1		07:45,0	1	0												

1	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q
1	Scénario	Heure	Temps	Regard précurseur/danger (DIR)	Regard hors précurseurs/danger	Regard précurseur Passage piéton (IND1)	Regard précurseur avant gauche du camion (IND1)	Regard précurseur arrière du camion (IND1)	Regard danger (IND)	Précurseur visible (IND)	Danger visible (IND)	Précurseur/danger visible	pied au dessus accélérateur	pied au dessus frein	pied appui frein	Valeur GSR	Valeur BPM
281			51:30,0			0	0	0	0	0	0	1					
282			51:35,0			0	0	0	0	0	0	1					
283			51:40,0			0	0	0	0	0	0	1					
284			51:45,0			0	0	0	0	0	0	1					
285			51:50,0			0	0	0	0	0	0	1					
286			51:55,0			0	0	0	0	0	0	1					
287			52:00,0			0	0	0	0	0	0	1					
288			52:05,0			0	0	0	0	0	0	1					
289			52:10,0			0	0	0	0	0	0	1					
290			52:15,0			0	0	0	0	0	0	1					
291			52:20,0			0	0	0	0	0	0	1					
292			52:25,0			0	0	0	0	0	0	1					
293			52:30,0			0	0	0	0	0	0	1					
294			52:35,0			0	0	0	0	0	0	1					
295			52:40,0			0	0	0	0	0	0	1					
296			52:45,0														

A.3 Les indicateurs en conduite

Description des indicateurs

Nb_perc : Nombre de perception du participant sur le déclencheur

Prem_perc : Timestamp de la première perception du déclencheur.

Time_moy_perc : Temps moyen d'une perception du déclencheur. (en ts: basé sur le timestamp, donc normalement en ms)

Duree_perc_total : Somme des durées de chaque perceptions du déclencheur (en ts)

Duree_perc_max : Durée de la perception du déclencheur la plus longue. (en ts)

Nb_frei : Nombre de freinage du participant

Dur_tot_frei : somme des durées de chaque freinage (en ts)

Int_moy_frei : Intensité moyenne de la pression du frein (incluant les instants non freiné)

Prem_frei : timesamp du premier freinage

Int_max_frei : Pression maximale atteinte sur le frein

Premier_ttc : Time To collision à l'instant au début de la situation (premier existant)

Pire_ttc : Le plus mauvais/petit TTC (en ne prenant pas en compte quand la cible est dépassée, c'est à dire parmi les $TTC \geq 0$)

Int_moy_acc : Intensité moyenne de la pression sur l'accélérateur (incluant les instants non accélérée)

Int_max_acc : Pression maximale atteinte sur l'accélérateur.

Dur_tot_acc : Somme des durées de chaque accélération (en ts).

Duree_phase : Combien de temps a duré la situation traitée (en ts)

Vitesse_max : Vitesse maximale atteinte.

Vitesse_moy : Vitesse moyenne sur l'ensemble de la situation traité

B Annexes relatives à la gestion d'hémorragie post-partum

B.1 Description des situations d'apprentissage

Situation de HPP : désaturation

Micro-synopsis : Une patiente accouche par voie basse sous anesthésie péridurale à l'aide de la sage-femme et en présence d'une infirmière et d'une puéricultrice qui part avec le bébé afin de donner les premiers soins. La délivrance se fait naturellement et les saignements sont d'emblée supérieurs à la normale. A la 8^{ème} minute, une désaturation 85% intervient.

Précurseur : Déclenchement de la désaturation

Déclencheurs :

Phase 1 : Volume sang sac de recueil < 500mL

Phase 2 : Volume sang sac de recueil > 500 mL

Phase 3 : néant (fin scénario < 30 mn)

Dimension de criticité(s) : rareté, gravité

Situation de HPP : hypothermie

Micro-synopsis : Une patiente accouche par voie basse sous anesthésie péridurale à l'aide de la sage-femme et en présence d'une infirmière et d'une puéricultrice qui part avec le bébé afin de donner les premiers soins. La délivrance se fait naturellement et les saignements sont d'emblée supérieurs à la normale. Dix minutes après le déclenchement des saignements, la patiente verbalise qu'elle a froid.

Précurseur : Verbalisation de la patiente – prise de température qui confirme l'hypothermie

Déclencheurs :

Phase 1 : Volume sang sac de recueil < 500mL

Phase 2 : Volume sang sac de recueil > 500 mL

Phase 3 : néant (fin scénario < 30 mn)

Dimension de criticité(s) : gravité

Situation de HPP : allergie

Micro-synopsis : La patiente a accouché à domicile, elle n'a donc pas de dossier patient. En salle de naissance, la sage-femme est accompagnée d'une infirmière. Les saignements de la patiente sont supérieurs à la normale. Au moment de l'injection d'antibiotiques, la patiente fait une réaction allergique.

Précurseur : Rougeurs généralisées + hypotension

Déclencheurs :

Phase 1 : Volume sang sac de recueil < 500mL

Phase 2 : Volume sang sac de recueil > 500 mL

Phase 3 : Prise en charge persistance – conduite au bloc

Dimension de criticité(s) : gravité

Situation de HPP : anesthésiste absent

Micro-synopsis : La patiente, âgée de 32 ans, a accouché par voie basse de son deuxième enfant. En salle de naissance, la sage-femme est accompagnée d'une infirmière. Les saignements de la patiente sont légèrement

supérieurs à la normale. Elle verbalise des douleurs importantes, mais l'anesthésiste n'arrive pas. Cinq minutes plus tard, les douleurs persistent, mais toujours pas d'anesthésiste. La sage-femme doit effectuer la révision utérine sans anesthésie.

Précurseur : Verbalisation des douleurs, délai > 5 mn depuis appel anesthésiste

Déclencheurs :

Phase 1 : Volume sang sac de recueil < 500mL

Phase 2 : Volume sang sac de recueil > 500 mL

Phase 3 : néant (fin scénario < 30 mn)

Dimension de criticité(s) : ambiguïté, dilemme

Situation de HPP : équipe occupée

Micro-synopsis : La patiente, âgée de 36 ans, a accouché par voie basse de son deuxième enfant. En salle de naissance, la sage-femme est accompagnée d'une infirmière. Les saignements de la patiente sont très importants. Les deux équipes, obstétricale et anesthésiste, sont occupées sur une césarienne. La sage-femme doit prendre en charge seule l'activité des deux équipes face à une atonie sévère.

Précurseur : Réponse à l'appel téléphonique de la sage-femme : l'équipe est occupée

Déclencheurs :

Phase 1 : Volume sang sac de recueil < 500mL

Phase 2 : Volume sang sac de recueil > 500 mL

Phase 3 : néant (fin scénario < 30 mn)

Dimension de criticité(s) : dilemme, gravité

Situation de HPP : intervention du conjoint

Micro-synopsis : La patiente, âgée de 39 ans, a accouché par voie basse de son quatrième enfant. En salle de naissance, la sage-femme est accompagnée d'une infirmière. Les saignements sont légèrement supérieurs à la moyenne. Au cours de la prise en charge, la patiente verbalise son anxiété. Le conjoint frappe une première fois à la porte, et demande si tout va bien. Une minute plus tard, il frappe de manière insistante et forte, et demande des nouvelles. Une minute plus tard, le conjoint devient agressif et hurle. La patiente panique encore davantage, et demande si elle va mourir.

Précurseur : Présence du père derrière la porte, verbalisation de la patiente

Déclencheurs :

Phase 1 : Volume sang sac de recueil < 500mL

Phase 2 : Volume sang sac de recueil > 500 mL

Phase 3 : néant (fin scénario < 30 mn)

Dimension de criticité(s) : Charge socio-cognitive

B.2 Traces d'activité en HPP

Listing des traces de type « actions » et « état physiologique »

Type	Nom	Disponibilité	Description
action	MEDIC_STR_MEDIC_NAME_SULPROSTONE	evenement	Administration du sulprostone
action	ANIMATION_BAKRI_BALLOON	evenement	Pose du ballon de Bakri
action	ANIMATION_UTERINE_DELIVERY	evenement	Effectuer délivrance artificielle
action	ACTION_STR_MENU_PATIENT_DELIVRANCE_NATURELLE	evenement	Effectuer délivrance naturelle
action	ACTION_STR_BOTTOMBAR_ACTION_Gants	evenement	Mettre les gants
action	ANIMATION_UTERINE_REVISION	evenement	Effectuer la révision utérine
action	ACTION_STR_MENU_LAVABO_LAVER_MAINS	evenement	Se laver les mains
action	ANIMATION_COLLECTOR_BAG_DEPLOYMENT	evenement	Poser le sac collecteur
action	ACTION_STR_MENU_MONITEUR_ALLUMER	evenement	Allumer le moniteur
action	ACTION_STR_MENU_PATIENT_VERIFICATION_TONUS_UTERIN	evenement	Vérifier le tonus utérin
action	ACTION_STR_MENU_VVP1_VERIF_PERM_ABO RD_VEINEUX	evenement	Vérifier les abord veineux sur la VVP1
action	ACTION_STR_MENU_VVP2_VERIF_PERM_ABO RD_VEINEUX	evenement	Vérifier les abord veineux sur la VVP2

action	ACTION_STR_MENU_PATIENT_PARLER	evenement	Poser une question à la patiente
action	ACTION_STR_MENU_PATIENT_MASSAGE_UTERIN	evenement	Effectuer le massage utérin
action	ANIMATION_UTERINE_EXPRESSION	evenement	Effectuer l'expression utérine
action	ANIMATION_CERVICOVAGINAL_REVISION	evenement	Effectuer la révision de la filière cervico-vaginale
action	STR_MENU_PATIENT_SUTURE_DECHIRURE	evenement	Effectuer une suture déchirure
action	ACTION_STR_MENU_PATIENT_CONTROLE_PRESSION_SUS_PUBIENNE	evenement	Effectuer la manœuvre de pression sus pubienne
action	PHYSIO_DECOLLEMENT_PLACENTA	evenement	Decollement du placenta
action	ACTION_STR_MENU_PATIENT_EXAM_PLACENTA	evenement	Examiner le placenta
action	ANIMATION_TWO_WAYS_VESICAL_PROBE	evenement	Faire un aller-retour de la sonde vésicale
action	ANIMATION_VESICAL_PROBE	evenement	Poser une sonde vésicale à demeure
action	ACTION_STR_MENU_PATIENT_PERINE_EXAM	evenement	Examiner le périnée
action	MEDIC_PERIDURALE	evenement	Peridurale sur la patiente
action	POSE_RACHI_ANESTHESIE_OK	evenement	Poser une rachi anesthésie
action	CONVERSATION_DOULEUR	evenement	Poser une question sur la douleur
action	MEDIC_ANALGESIE_PATIENTE	evenement	Anesthésie de la patiente

action	ACTION_STR_MENU_PHONE_DEMANDER_DE_VENIR_EN_SALLE_AR	evenement	Faire venir l'AR par téléphone
action	MEDIC_PERIDURALE_NO_PAIN	evenement	Effectuer une peridurale à la patiente quand douleur < 3
action	MEDIC_STR_MEDIC_NAME_OXYTOCINE	evenement	Administrer de l'oxytocine
action	MEDIC_STR_MEDIC_NAME_ANTIBIOTIQUE	evenement	Administrer un antibiotique
action	CONVERSATION_ALLERGIE	evenement	Poser une question sur les allergies
action	ACTION_STR_BOTTOMBAR_ACTION_PATIENT_FOLDER	evenement	Ouvrir le dossier patient
action	MEDIC_ADMIN	evenement	Administration d'un médicament
action	MEDIC_CRISTALLOIDES	evenement	Administrer un cristalloïde
action	MEDIC_COLLOIDES	evenement	Administrer un colloïde
action	ACTION_STR_MENU_THERMOMETER_PRENDRE_TEMPERATURE	evenement	Prendre la température
action	ACTION_STR_MENU_HEMOGLO_FAIRE_HEMOGLO	evenement	Prendre le taux d'hémoglobine
action	MEDIC_STR_MEDIC_NAME_ACIDE_TRANEXAMIQUE	evenement	Administrer de l'acide tranexamique
action	MEDIC_STR_MEDIC_NAME_CONCENTRES_DE_GLOBULES_ROUGES	evenement	Demande de CGR
action	PHYSIO_HEMOBLOGINE_UNDER_8	evenement	Hémoglobine passe en dessous de 8 g/dL
action	PHYSIO_HEMOBLOGINE_UNDER_10	evenement	Hémoglobine passe en dessous de 10 g/dL

action	BILAN_BIO_STR_BILAN_FG	evenement	Demande de bilan biologique fibrinogène
action	BILAN_BIO_STR_BILAN_TCA	evenement	Demande de bilan biologique TCA
action	BILAN_BIO_STR_BILAN_TP	evenement	Demande de bilan biologique TP
action	BILAN_BIO_STR_BILAN_NFS	evenement	Demande de bilan biologique NFS
action	MEDIC_STR_MEDIC_NAME_PLASMA_FRAIS_C ONGELE	evenement	Demande de plasma frais congelé
action	BILAN_BIO_DONE	evenement	Effectuer des bilans biologiques
action	MEDIC_STR_MEDIC_NAME_NORADRENALINE	evenement	Administrer de la noradrenaline
action	MEDIC_STR_MEDIC_NAME_EPHREDRINE	evenement	Administrer de l'ephedrine
action	STR_MEDIC_NAME_FIBRINOGENE_HUMAIN	evenement	Administrer de la fibrinogène
action	ANIMATION_VVP2	evenement	Poser la 2ème VVP
action	STR_MENU_PATIENT_SUTURE_EPISIOTOME	evenement	Effectuer une suture episiotomie
action	ACTION_STR_BOTTOMBAR_ACTION_PATIENT_ SHEET	evenement	Consulter la feuille de surveillance
action	MEDIC_STR_MEDIC_NAME_DOBUTAMINE	evenement	Administrer de la dobutamine
action	MEDIC_STR_MEDIC_NAME_METHYLERGOMET RINE	evenement	Administrer de la methylergométrine
action	MEDIC_STR_MEDIC_NAME_CARBOPROST	evenement	Administrer du carboprost

action	MEDIC_STR_MEDIC_NAME_ERGOMETRINE	evenement	Administrer de L'ergometrine
action	MEDIC_STR_MEDIC_NAME_MISOPROSTOL	evenement	Administrer du misoprostol
action	MEDIC_STR_MEDIC_NAME_CONCENTRES_DE_COMPLEXE_PROTHROMBINIQUE	evenement	Administrer du concentré de complexe prothrombinique
action	MEDIC_STR_MEDIC_NAME_DALTEPARINE	evenement	Administrer de la Dalteparine
action	MEDIC_STR_MEDIC_NAME_DICLOFENAC	evenement	Administrer du Diplofenac
action	MEDIC_STR_MEDIC_NAME_ENOXAPARINE	evenement	Administrer de l'noxaparine
action	MEDIC_STR_MEDIC_NAME_KETOPROFENE	evenement	Administrer de la Ketoprofene
action	ACTION_STR_MENU_SAC_COLLECTEUR_VERIFIER_PERTES_SANGUINES	evenement	Vérifier le sac collecteur
action	ACTION_STR_MENU_PHONE_PREVENIR_GO_D E_REVISION_UTERINE	evenement	Prévenir le GO de révision utérine
action	ACTION_STR_MENU_PHONE_DEMANDER_DE_VENIR_EN_SALLE_GO	evenement	Demander au GO de venir
action	PHYSIO_SAIGNEMENT_500	evenement	500ml de sang perdu
action	ACTION_STR_MENU_PHONE_PREVENIR_AR_D E_REVISION_UTERINE	evenement	Prévenir l'AR de révision utérine
action	ACTION_STR_MENU_TERMINATE_SIMULATION_CALL_STAFF	evenement	Appeler équipe en fin de prise en charge
action	QUIZ_EXAMEN_PLACENTA_OK	evenement	Bonne réponse au quiz de placenta

action	MEDIC_STR_MEDIC_NAME_ADRENALINE	evenement	Administrer de l'adrénaline
action	MEDIC_STR_MEDIC_NAME_FACTEUR_VII_ACTIVÉ_RECOMBINANT	evenement	Administrer facteur VII activé
action	STR_MEDIC_NAME_PLASMA_FRAIS_CONGELÉ	evenement	Administrer plasma frais congelé
action	STR_MEDIC_NAME_CONCENTRES_DE_PLAQUETTES_D_APHÉRESE	evenement	Administrer des plaquettes
action	MEDIC_OXYGENE	evenement	Administrer de l'oxygène
action	ACTION_STR_MENU_PORTE_DIRIGER_VERS_CHU	evenement	Diriger patiente vers CHU en fin de prise en charge
action	BILAN_BIOLOGIQUE	evenement	Effectuer un bilan biologique
action	HEMOCUE_RESULT	evenement	Récupérer le résultat de l'hemocue
action	RESULT_BILAN_BIOLOGIQUE	evenement	Récupérer le résultat d'un bilan biologique
physio_state	MOTEUR_PHYSIO_SAVE	toutes les 2 minutes	Récupérer les valeurs physio
action	ASKED_QUESTION	evenement	Poser une question à la patiente
action	TIME_DELAYER	evenement	Avancer le temps à l'aide de l'horloge

FatherAnswer	STR_FATHER_UI_QUESTION_1	evenement	Réponse donnée au père lors de sa première intervention
FatherAnswer	STR_FATHER_UI_QUESTION_2	evenement	Réponse donnée au père lors de sa deuxième intervention
FatherAnswer	STR_FATHER_UI_QUESTION_3	evenement	Réponse donnée au père lors de sa troisième intervention
VoiceRecorder	VOICE_RECORDER_START	evenement	Démarrer l'enregistrement des voix (pour synchronisation avec camtasia ou autre device d'enregistrement. /!\ ce n'est pas l'application Perinatsims qui se charge d'enregistrer les sons
VoiceRecorder	VOICE_RECORDER_STOP	evenement	arrêter l'enregistrement des voix (pour synchronisation avec camtasia ou autre device d'enregistrement. /!\ ce n'est pas l'application Perinatsims qui se charge d'enregistrer les sons
Diagnostic	DIAGNOSTIC	evenement	Clic sur le bouton pose diagnostique (sera suivi d'un VOICE_RECORDER_START)
Alarm	ALARM_BEEP	evenement	L'alarme fait un bip
TalkToAR	TALK_TO_AR	evenement	Demander à l'AR de venir en salle (scénario buhara)(sera suivi d'un VOICE_RECORDER_START)

C.2 Indicateurs en HPP

Indicateurs spécifiques à la première phase (Volume sang < 500 mL)

Indicateur	Description	Remarques	Nom
Pose Sac Collecteur	La SF place le sac collecteur sous les fesses de la parturiente	Néant	ANIMATION_COLLECTOR_BAG_DEPLOYMENT
Allumer moniteur	La SF allume le moniteur de suivi	Pertinent dans scénario allergie car moniteur éteint au début	ACTION_STR_MENU_MONITEUR_ALLUMER
Expression utérine	La sage-femme vérifie la tonicité de l'utérus après la délivrance du placenta.	doit être faite après la DN/DA. Doit être fait post diagnostic HPP même sans anesthésie	ANIMATION_UTERINE_EXPRESSION
Ouvrir dossier patient	La sage-femme consulte le dossier patient (présence d'allergies, etc)	le plus tôt est le mieux	ACTION_STR_BOTTOMBAR_ACTION_PATIENT_FOLDER
Suture épisiotomie	Effectuer une suture épisiotomie	Pertinent si la révision utérine indique un saignement	STR_MENU_PATIENT_SUTURE_EPISIOTOME
Mettre des gants	Mettre les gants	tout début prise en charge / avant tout geste invasif	ACTION_STR_BOTTOMBAR_ACTION_Gants
se laver les mains	Se laver les mains	tout début prise en charge / avant tout geste invasif	ACTION_STR_MENU_LAVABO_LAVER_MAINS
500mL de sang perdu	500ml de sang perdu	Déclencheur : si diagnostiqué phase suivante	PHYSIO_SAIGNEMENT_500

Indicateurs spécifiques à la deuxième phase (durée intervention < 30 mn)

Indicateur	Description	Remarques	Nom
Appel GO	Demander au GO de venir	Doit être fait en tout début de phase (une fois diag posé)	ACTION_STR_MENU_PHONE_DEMANDER_DE_VENIR_EN_SALLE_GO
Effectuer DN	Effectuer délivrance naturelle	Quand les saignements sont faibles	ACTION_STR_MENU_PATIENT_DELIVRANCE_NATURELLE
Effectuer DA	Effectuer délivrance artificielle	Quand il y a des saignements et que le placenta est toujours en place	ANIMATION_UTERINE_DELIVERY
Décollement placenta	Décoller le placenta	même chose que DA / Dnaturelle	PHYSIO_DECOLLEMENT_PLACENTA
Examiner placenta	Vérifier l'intégrité du placenta	A faire après la DN / DA	ACTION_STR_MENU_PATIENT_EXAM_PLACENTA
Réponse quiz placenta	Bonne réponse au quiz de placenta	montre que la SF a bien vérifié la placenta, indicateur très bof	QUIZ_EXAMEN_PLACENTA_OK
Révision utérine	Effectuer la révision utérine	post délivrance, patiente déjà délivrée, il faut faire la révision utérine / même si placenta intègre / dans le jeu elles doivent vérifier l'intégralité du placenta / pas forcément en vrai	ANIMATION_UTERINE_REVISION
Révision filière CV	Effectuer la révision de la filière cervico-vaginale	suit la révision utérine, si rien à la révision (pas de placenta) pour repérer hémorragie	ANIMATION_CERVICOVAGINAL_REVISION

Examiner périnée	Examiner le périnée	au moment de la révision filière utérine	ACTION_STR_MENU_PATIENT_PERINE_EXAM
Suture déchirure	Effectuer une suture déchirure	si au moment révision filière CV on trouve une lésion -> suturer	STR_MENU_PATIENT_SUTURE_DECHIRURE
A/R Sonde vésicale	Faire un aller-retour de la sonde vésicale	A faire dès le diagnostic (en début de phase)	ANIMATION_TWO_WAYS_VESICAL_PROBE
Question allergie	Poser une question sur les allergies	avant administration antibiotique	CONVERSATION_ALLERGIE
Antibiotique	Administrer un antibiotique	a la révision utérine, PRECURSEUR allergie	MEDIC_STR_MEDIC_NAME_ANTIBIOTIQUE
Appel Anesthésiste	Demander à l'AR de venir en salle (scénario buhara)(sera suivi d'un VOICE_RECORDER_START)	début prise en charge / Diag HPP, PRECURSEUR anesthésiste absent (Buhara)	TALK_TO_AR
Appel Anesthésiste	Faire venir l'AR par téléphone	Au début prise en charge	ACTION_STR_MENU_PHONE_DEMANDER_DE_VENIR_EN_SALLE_AR
Cristalloïde	Administrer un cristalloïde	prise en charge anest. Si gros saignements, pertinent pour la SF dans le cas de l'allergie - dès que l'allergie est diagnostiquée	MEDIC_CRISTALLOIDES
Ephedrine	Administrer de l'ephedrine	à donner quand chute de tension (en théorie avec avis de l'AR)	MEDIC_STR_MEDIC_NAME_EPHREDRINE
Oxytocine	Administrer de l'oxytocine	synto - première molécule - en tout début de prise en charge	MEDIC_STR_MEDIC_NAME_OXYTOCINE

Tx Hemo	Hémoglobine passe en dessous de 8 g/dL	Etat du monde - déclencheur d'une action	PHYSIO_HEMOBLOGINE_UNDER_8
Administrer Oxygene	Administrer de l'oxygène	au diag HPP	MEDIC_OXYGENE
Récupérer Hemocue	Au diag HPP	au diag HPP (mini bilan biologique donne l'hémoglobine)	HEMOCUE_RESULT
Effectuer un bilan biologique	Effectuer un bilan biologique	au diag HPP	BILAN_BIOLOGIQUE
Récupérer le résultat d'un bilan biologique	Récupérer le résultat d'un bilan biologique	arrive au bout de 20mn, si le bilan est demandé en début prise en charge	RESULT_BILAN_BIOLOGIQUE
Prendre le taux d'hémoglobine	Prendre le taux d'hémoglobine	Au diag HPP	ACTION_STR_MENU_HEMOGLO_FAIRE_HEMOGLO

Indicateurs spécifiques à la troisième phase (post 30 mn)

Indicateur	Description	Remarques	Nom
Sulprostone	Administration du sulprostone	Dans les 30 mn de la prise en charge, après 500 ml effectifs	MEDIC_STR_MEDIC_NAME_SULPROSTONE
Poser sonde vésicale	Poser une sonde vésicale à demeure	au moment diag HPP MAJEURE	ANIMATION_VESICAL_PROBE
Demande CGR	Demande de CGR	Pertinent si AR absent en début de HPP - Culo Globulaire	MEDIC_STR_MEDIC_NAME_CONCENTRES_DE_GLOBULES_ROUGES
Fibrinogène	Administrer de la fibrinogène	transfusion, commandé en même temps que culo/ PFC	STR_MEDIC_NAME_FIBRINOGENE_HUMAIN
Acide Tranexémique	Administrer de l'acide tranexémique	a donner si tx hémoglobine < 8g/dl (HPP MAJEURE?)	MEDIC_STR_MEDIC_NAME_ACIDE_TRANEXAMIQUE

Demande PFC	Demander du plasma frais congelé	en cas de HPP majeure	MEDIC_STR_MEDIC_NAME_PLASMA_FRAIS_CONGELE
Administrer PFC	Administrer plasma frais congelé	le scénario s'arrête avant / peut être fait 20 mn après la commande / éventuellement pertinent prise en charge qui dure	STR_MEDIC_NAME_PLASMA_FRAIS_CONGELE
Pose 2eme voie	Poser la 2ème VVP	dès le diag HPP majeure	ANIMATION_VVP2
Demande de bilan biologique fibrinogène	au diag HPP	néant	BILAN_BIO_STR_BILAN_FG
Demande de bilan biologique TCA	au diag HPP	néant	BILAN_BIO_STR_BILAN_TCA
Demande de bilan biologique TP	au diag HPP	néant	BILAN_BIO_STR_BILAN_TP
Demande de bilan biologique NFS	au diag HPP	néant	BILAN_BIO_STR_BILAN_NFS
Récupérer le résultat d'un bilan biologique	Récupérer le résultat d'un bilan biologique	arrive au bout de 20mn, le bilan demandé en début prise en charge	RESULT_BILAN_BIOLOGIQUE
Poser ballon bakri	Pose du ballon de Bakri	Post sulprostone (1h après diag), dans le cas HPP persistante	ANIMATION_BAKRI_BALLOON

Indicateurs génériques à toutes les phases

Indicateur	Description	Remarques	Nom
Poser question douleur	Poser une question sur la douleur	Plus particulièrement dans certains scénarios critiques	CONVERSATION_DOULEUR
Prendre température	Prendre la température	Plus particulièrement dans certains scénarios critiques	ACTION_STR_MENU_THERMOMETER_PRENDRE_TEMPERATURE

Consulter feuille suivi	Consulter la feuille de surveillance	remplie par le jeu / donne repère temporel / indicateur SA ?	ACTION_STR_BOTTOMBAR_ACTION_PATIENT_SHEET
Consulter scope	Récupérer les valeurs physio	consultation du scope - doit s'effectuer régulièrement	MOTEUR_PHYSIO_SAVE
Vérifier anesthésie	Anesthésie de la patiente	Est une réponse à la question "poser question douleur"	MEDIC_ANALGESIE_PATIENTE
Vérifier tonus utérin	Vérifier le tonus utérin	geste de base de surveillance de l'hémorragie - doit s'effectuer régulièrement	ACTION_STR_MENU_PATIENT_PARLER
Poser question patiente	Poser une question à la patiente	plus particulièrement dans certains scénarios critiques	ASKED_QUESTION
Vérifier sac collecteur	Vérifier le sac collecteur	Origine du diagnostic	ACTION_STR_MENU_SAC_COLLECTEUR_VERIFIER_PERTES_SANGUINES
Effectuer massage utérin	similaire à la vérification du tonus, non prioritaire si manque personnel médical, PRECURSEUR douleur patiente	similaire à la vérification du tonus - doit s'effectuer en continu, mais pas prioritaire si manque personnel médicale	ACTION_STR_MENU_PATIENT_MASSAGE_UTERIN