

Ministère de l'enseignement Supérieur et de la recherche Scientifique

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Badji Mokhtar Annaba University
Université Badji Mokhtar – Annaba



Faculté de Technologie

Département Informatique

جامعة باجي مختار –

عنابة

كلية

التكنولوجيا

قسم الإعلام الآلي

Thèse

Présentée pour obtenir le diplôme de

Doctorat Troisième Cycle

Filière : Informatique

Spécialité : Ingénierie des connaissances

Par :

Rahmouni Nesrine

Thème :

Apprentissage par compétences

Devant le jury composé de :

Kimour Mohamed Tahar	Prof.	Université Badji Mokhtar -Annaba	Président
Besnsebaa Tahar	Prof.	Université Badji Mokhtar -Annaba	Rapporteur
Boudour Rachid	Prof.	Université Badji Mokhtar -Annaba	Examineur
Lafifi Yacine	Prof.	University 8 May 1945 Guelma	Examineur

2022/2023

Table des matières

Table des matières	i
Liste des figures	iii
Liste des tableaux	v
1 Introduction	3
1.1 Contexte de travail	4
1.2 Motivations	6
1.3 Problématique et objectifs	7
1.4 Méthodologie de recherche	8
1.5 Organisation du manuscrit	9
2 Le cadre théorique de l'approche par compétence	10
2.1 Un éclairage conceptuel de l'approche par compétences	11
2.2 La notion de compétence	12
2.3 Les compétences spécifiques et les compétences transversales	14
2.4 l'évaluation dans l'approche par compétence	15
2.5 conclusion	17
3 Le diagnostic de compétences de l'apprenant dans les EIAH	19
3.1 Un éclairage conceptuel de la notion diagnostic	20
3.2 L'incertitude dans les EIAH	27
3.3 Les approches utilisées face à l'incertitude	29
3.4 Conclusion	41
4 Contribution	42
4.1 Architecture	43
4.2 Le cadre formel	49
4.3 Le processus de diagnostic	55
4.4 Conclusion	67
5 Implémentation	69
5.1 Le processus de diagnostic	73

6	Expérimentation	77
6.1	Critères d'évaluation	78
6.2	Évaluation 1 : Programmation algorithmique	80
6.3	Évaluation 2 : Métiers du Multimédia et de l'Internet	88
7	Conclusion	94
7.1	Résumé des travaux	95
7.2	Les limites de Diag-skills	96
7.3	Perspectives	96

Liste des figures

3.1	Le modèle de recouvrement	23
3.2	Le modèle différentiel	24
3.3	Le modèle buggy	25
3.4	Le modèle stéréotype	26
3.5	Le modèle de connaissances	30
3.6	Le modèle de diagnostic	30
3.7	Le modèle de l'expert Muse-Logique	31
3.8	Le modèle de l'apprenant Muse-Logique	31
3.9	Partie du modèle de l'apprenant Muse-Logique	32
3.10	Processus de diagnostic	34
3.11	Le modèle de l'apprenant FLS1	35
3.12	Une partie du modèle de l'apprenant	35
3.13	L'architecture de FB-ITS	36
3.14	Le modèle de diagnostic FB-ITS	37
3.15	Les variables d'entrées de processus de diagnostic	37
3.16	La performance de l'apprenant	38
3.17	Réseau bayésien implémenté dans FB-ITS	38
3.18	Le module de diagnostic de [CARPENTIER 2015]	39
4.1	Architecture globale	44
4.2	L'ontologie AlgoSkills	45
4.3	La relation sémantique de précédence	45
4.4	Le module d'évaluation	46
4.5	Exemple de l'organisation du module de scénarisation	48
4.6	Le module de diagnostic	49
4.7	Fonction d'appartenance « état de connaissance de l'apprenant »	50
4.8	Les relations entre les théories	52
4.9	Représentation abstraite du Modèle des Croyances Transférables	53
4.10	Le processus de diagnostic	57
4.11	La fonction de transformation	58
5.1	Le chargement de l'ontologie par Owlready	71
5.2	Chargement de l'ontologie dans le démonstrateur	71

5.3	Des fonctions pour la manipulation des relations entre les compétences	72
5.4	La représentation graphique de l'ontologie	73
5.5	Exemple des fonctions pour les inférences	73
5.6	L'implémentation de la fonction de transformation	74
5.7	L'implémentation de la fonction de propagation avec affaiblissement ascendante	75
5.8	L'implémentation de la fonction de traduction	76
6.1	Extrait de l'ontologie du domaine	82
6.2	Processus d'évaluation	85
6.3	Extrait du modèle du domaine	89
6.4	Première partie du test	90
6.5	Deuxième partie du test	91
6.6	Le processus de diagnostic	92

Liste des tableaux

4.1	Matrice de quasi-similarité	60
6.1	Matrice de confusion entre les prédictions de Diag-skills et l'état effectif	86
6.2	Matrice de confusion entre expert et Diag-Skills	86
6.3	Matrice de confusion	92

Résumé

Nos travaux portent sur les Environnements Informatiques pour l'apprentissage humain (EIAH). Nous nous intéressons particulièrement au diagnostic des compétences des apprenants. Le diagnostic des compétences permet de dresser une vue globale sur les acquis, les lacunes et les besoins de chaque apprenant facilitant ainsi la personnalisation des apprentissages.

Un module de diagnostic s'appuie en général sur l'analyse des traces d'interaction de l'apprenant avec l'EIAH. Dans notre contexte en particulier, le module de diagnostic s'appuie sur les résultats d'évaluation qui sont issus des interprétations (parfois subjectives) des formateurs, ou des processus d'évaluation automatique. Ces données d'évaluation sont souvent entachées d'un certain nombre de défauts. Il peut s'agir notamment de données incertaines, imprécises, absentes, ou parfois même contradictoires. Nous proposons alors dans le cadre de ce travail, un module de diagnostic, intitulé Diag-Skills, qui se base sur la théorie des fonctions de croyances qui permet de représenter dans le même cadre formel l'ensemble de ces défauts (incertitude, imprécision, absence et contradiction). Plus concrètement, nous attribuons à chaque compétence une distribution de masse de croyance sur l'acquisition ou la non-acquisition de cette compétence. Ces croyances sont mises à jour à l'arrivée de nouvelles évaluations. Nous proposons un processus de diagnostic en cinq étapes : 1) la transformation des notes d'évaluations en des distributions de masse de croyances, 2) la révision des distributions de masse de croyance à l'arrivée de nouvelles croyances, 3) la propagation des distributions des masses de croyance aux compétences voisines afin de prédire l'état des compétences non évaluées, 4) la fusion des distributions de masse de croyance en quantifiant l'éventuel conflit, 5) la traduction des distributions de masse de croyance en état de compétences : acquise, probablement acquise, probablement non acquise, non acquise, indéterminée, conflictuelle.

Le module de diagnostic que nous proposons a fait l'objet de deux expérimentations réalisées respectivement sur un cours d'algorithmique à l'Université de technologie de Compiègne et un cours de conception d'interface à l'Université de Toulouse III. Ces expérimentations ont permis de valider le pouvoir prédictif de Diag-Skills en montrant un excellent taux de précision. Les résultats de ces deux évaluations ont permis de valider les hypothèses associées aux critères objectifs que nous avons définis pour l'approche de diagnostic, à savoir la capacité de fournir un diagnostic des compétences évaluées de l'apprenant et de prédire correctement l'état des compétences non évaluées de ce dernier.

Summary

Our work focuses on Computer Environments for Human Learning . We are particularly interested in the diagnosis of learners' skills. The diagnosis of competences allows to draw up a global view on the assets, the gaps and the needs of each learner, thus facilitating the personalization of learning.

A diagnostic module is generally based on the analysis of the learner's interaction with the EIAH. In our context in particular, the diagnostic module relies on assessment results that are derived from the (sometimes subjective) interpretations of trainers, or from automatic assessment processes. This assessment data is often flawed in a number of ways. They can be uncertain, imprecise, missing, or even contradictory. In this work, we propose a diagnostic module, called Diag-Skills, which is based on the theory of belief functions and allows to represent in the same formal framework all these defects (uncertainty, imprecision, absence and contradiction). More concretely, we assign to each skill a distribution of belief mass on the acquisition or non-acquisition of this skill. These beliefs are updated when new assessments are received. We propose a five-step diagnostic process : 1) transforming assessment scores into belief mass distributions, 2) revising belief mass distributions upon the arrival of new beliefs, 3) propagating belief mass distributions to neighboring skills to predict the state of unassessed skills, 4) merging belief mass distributions by quantifying potential conflict, 5) translating belief mass distributions into skill states : acquired, probably acquired, probably not acquired, not acquired, undetermined.

The diagnostic module that we propose has been the object of two experiments carried out respectively on an algorithmic course at the University of Technology of Compiègne and an interface design course at the University of Toulouse III. The results of these two evaluations validated the hypotheses associated with the objective criteria that we have defined for the diagnostic approach, namely the capacity to provide a diagnosis of the learner's assessed skills and to correctly predict the state of the learner's non-assessed skills.

Chapitre 1

Introduction

Sommaire

1.1 Contexte de travail	4
1.1.1 EIAH et personnalisation d'apprentissage	4
1.2 Motivations	6
1.3 Problématique et objectifs	7
1.4 Méthodologie de recherche	8
1.5 Organisation du manuscrit	9

1.1 Contexte de travail

Les travaux de recherche présentés dans cette thèse portent sur la personnalisation de l'apprentissage dans les environnements informatiques pour l'apprentissage humain (EIAH) et particulièrement sur le diagnostic des compétences de l'apprenant dans ces environnements.

Dans ce cadre, le diagnostic des compétences est un processus informatique conçu dans le but de déterminer l'état des compétences d'un apprenant (maîtrisées ou non) à partir de ses traces d'interactions avec l'EIAH pour permettre à l'environnement d'apprentissage de fournir un apprentissage sur mesure à chaque apprenant selon ses acquis et ses besoins. Notre travail s'articule autour de trois notions principales : les traces d'interactions de l'apprenant avec l'environnement qui représentent les entrées du diagnostic, le processus de diagnostic de compétences de l'apprenant et l'état des compétences qui représente le résultat du diagnostic. Les interactions de l'apprenant avec l'environnement d'apprentissage fournissent des traces concernant l'activité de l'apprenant dans l'environnement. Nous définissons ces traces comme une séquence temporelle d'observable. Son usage dépend des différents objectifs poursuivis par chacun des acteurs du dispositif [SOLLER et al. 2005].

Dans ce travail, le processus de diagnostic des compétences de l'apprenant prend en entrée ces traces pour faire des inférences sur l'état des compétences de l'apprenant. Puisque les compétences de l'apprenant évoluent, l'état des compétences de l'apprenant change au cours de son processus d'apprentissage. Pour concevoir un tel processus de diagnostic, il faut pouvoir représenter les compétences, identifier les traces d'interaction pertinentes pour le diagnostic et développer un processus informatique capable de lire ces traces, les analyser et faire des inférences sur l'état des compétences de l'apprenant. Nous présenterons plus en détails quelques-unes des nombreuses approches existantes pour faire un tel diagnostic dans l'état de l'art. Le résultat du diagnostic, souvent appelé « modèle de l'apprenant » (student model en anglais), se présente, le plus souvent, comme une liste de caractéristiques de l'apprenant (ses connaissances, ses compétences, ses objectifs. etc.) pouvant être indépendantes entre elles ou pas. A chaque compétence est associé le niveau de maîtrise de l'apprenant, par exemple « maîtrisée » ou « non maîtrisée », éventuellement avec un degré de croyance (confiance).

La création d'un diagnostic des compétences pour un EIAH est une tâche pluridisciplinaire qui requiert : un travail didactique afin d'identifier les compétences du domaine à diagnostiquer et un travail informatique pour l'implémentation et l'intégration dans l'EIAH. Dans la sous section suivante nous présentons brièvement le concept de la personnalisation de l'apprentissage dans les EIAH.

1.1.1 EIAH et personnalisation d'apprentissage

L'un des principaux atouts des EIAH est leur capacité à s'adapter à l'apprenant, afin de lui permettre d'apprendre à son rythme et d'accomplir ses objectifs d'apprentissage. La personnalisation est donc une des problématiques fondamentales de ce domaine de recherche. [MICHELET et LUENGO 2012]. Dans la littérature, le terme personnalisation est souvent confondu avec le terme individualisation [VANDERSPELDEN 2005]. De ce fait, dans un premier temps nous faisons la distinction entre personnalisation, individualisation et adaptation.

- **La personnalisation** consiste à prendre en compte les caractéristiques de chaque apprenant (capacités, attentes, besoins..), ainsi que les buts pédagogiques des enseignants, pour proposer à partir de ces deux contraintes un apprentissage adapté [LEFEVRE 2009].
- **L'individualisation** consiste à personnaliser l'apprentissage en ajoutant le concept d'autonomie. Selon [VANDERSPELDEN 2005], individualiser l'apprentissage revient à exalter les vertus de l'autonomie, de la différenciation, du rythme de l'apprenant, de la responsabilisation, de la confiance, et de l'auto-évaluation.
- **L'adaptation** désigne la capacité du système informatique à se modifier structurellement en réaction à certains événements bien identifiés. Dans les EIAH, [BURGOS, TATTERSALL et KOPER 2006] ont décrit le processus d'adaptation comme " une méthode utilisée pour créer une expérience d'apprentissage pour l'apprenant et le tuteur, basée sur la configuration d'un ensemble d'éléments dans une période spécifique visant l'amélioration de performances de l'apprenant". Généralement, cette adaptation s'appuie sur un modèle de l'apprenant qui regroupe ses spécificités. Nous reviendrons en détail sur la notion de modèle de l'apprenant plus tard dans le manuscrit.

L'adaptation tient compte, non seulement des connaissances de l'apprenant, de ses préférences, de ses intérêts, de ses capacités cognitives, mais aussi de ses tâches et de ses objectifs. Selon l'implication de l'apprenant dans le processus d'adaptation, nous distinguons des environnements d'apprentissage adaptables et des environnements d'apprentissage adaptatifs. En effet, Les environnements adaptables permettent à l'utilisateur de modifier certains paramètres et d'adapter le comportement de l'environnement en conséquence. En revanche, les environnements adaptatifs s'adaptent automatiquement aux utilisateurs en se basant sur les hypothèses du système concernant les besoins des utilisateurs [OPPERMANN 1994]. Par ailleurs, la littérature énumère plusieurs types d'adaptation des EIAH. Chaque type utilise diverses informations et vise à mettre au point les activités et les actions de l'apprenant pour obtenir la meilleure expérience d'apprentissage [BUTZ, SIGAUD et GÉRARD 2004]. Nous citons :

1. **adaptation d'interface** : il s'agit d'adapter dynamiquement la représentation graphique du système tels que les paramètres des options graphiques. Par exemple, la fréquence d'affichage et le niveau de détail du rendu graphique. Certains systèmes éducatifs utilisent cette adaptation afin d'attirer l'attention de l'apprenant pour favoriser son engagement et sa motivation [HOCINE et al. 2011] ;
2. **adaptation de flux d'apprentissage** : il s'agit d'adapter dynamiquement la navigation de l'apprenant dans l'EIAH. Cette adaptation s'appuie généralement sur les besoins et acquis de chaque apprenant. Elle a pour vocation l'orientation de l'apprenant dans son processus d'apprentissage ;
3. **Adaptation de contenu** : il s'agit de changer dynamiquement les sources d'apprentissages tels que les cours, les exercices, etc. Cette adaptation s'appuie souvent sur l'état cognitif et les préférences de chaque apprenant. Généralement, elle a pour vocation d'aider l'apprenant à atteindre ses objectifs pédagogiques/ [BRUSILOVSKY et MILLER 2001] [DE BRA, AROYO et CHEPEGIN 2004].

1.2 Motivations

Ce travail de recherche s'intègre dans un projet qui ambitionne l'amélioration des apprentissages de l'algorithmique à l'université Badji Mokhtar Annaba par la construction d'un EIAH dédié qui s'appuie sur l'apprentissage par compétences où l'apprenant est l'acteur principal de son apprentissage.

Cette approche d'apprentissage a pour vocation de combattre l'échec scolaire, développer l'autonomie des apprenants et favoriser la personnalisation des apprentissages. Comme nous l'avons dit précédemment, un des enjeux majeurs des environnements informatiques d'apprentissage est leur capacité à fournir un apprentissage sur mesure pour chaque apprenant. La création de ces environnements peut s'avérer difficile car les étudiants apprennent non seulement avec des besoins différents, mais aussi avec des caractéristiques d'apprentissage différentes [LO, CHAN et YEH 2012]. Une solution à ce défi est la modélisation de l'apprenant qui a été introduite dans les systèmes de tutorat intelligents. Son utilisation a été ensuite étendue à la plupart des applications logicielles éducatives actuelles qui visent à être adaptatives et personnalisées. La modélisation de l'apprenant peut être définie comme le processus de collecte d'informations pertinentes afin de déduire l'état cognitif actuel de l'apprenant et de le représenter de manière à ce qu'il soit accessible et utile au système d'apprentissage pour offrir une adaptation [THOMSON 2008]. Dans notre cadre de travail, nous nous occupons du diagnostic des compétences de l'apprenant afin de fournir un modèle de compétences qui permet d'affiner la personnalisation des apprentissages, de suivre la progression des apprenants et leur donner des feedbacks pertinents. Ainsi que , d'offrir un outil de réflexion pour améliorer l'EIAH. Ce processus de diagnostic consiste à faire des inférences en s'appuyant sur les notes d'évaluation de l'apprenant, ce qui est souvent considéré comme un processus complexe dans les environnements informatiques d'apprentissage [HUAPAYA 2012]. Par ailleurs, dû à l'absence d'interaction directe avec l'apprenant dans ces environnements, il est difficile de mesurer réellement l'état des compétences chez un apprenant. Par conséquent, le diagnostic est souvent approximatif [CONATI, GERTNER et VANLEHN 2002], et le modèle de l'apprenant qui en résulte est moins performant. De plus, Les notes d'évaluation étant issues d'interprétations (parfois subjectives) d'un expert, ou d'un processus d'évaluation automatique, les données fournies sont entachées d'un certain nombre de défauts tels que : l'incertitude, l'imprécision, l'ambiguïté et parfois même les contradictions. Pour cela, il est nécessaire de prendre en compte toutes ces imperfections pour améliorer le processus de diagnostic et par conséquent maximiser la performance du modèle de l'apprenant et permettre de fournir à ce dernier des rétroactions pertinentes. Par exemple, si le diagnostic montre qu'un apprenant maîtrise probablement une compétence, le feedback lui proposera un problème isomorphe afin de renforcer le diagnostic, alors que si le diagnostic montre que la compétence est probablement non maîtrisée, un contre-exemple pourra lui être proposé afin de déstabiliser son raisonnement erroné. En revanche, le processus d'apprentissage de l'apprenant est un processus évolutif où l'état de compétences de l'apprenant change au cours du temps. C'est-à-dire que l'apprenant durant son processus d'apprentissage peut apprendre ou oublier des connaissances. Pour cela, il est indispensable de considérer la notion de l'évolution de l'apprenant au cours du temps. Nos

motivations liées à l'amélioration de la personnalisation de l'apprentissage nous conduisent donc à considérer ces notions d'imperfections pour construire notre modèle de diagnostic de compétences de l'apprenant.

1.3 Problématique et objectifs

Les motivations que nous venons d'évoquer sur le plan de l'apprentissage en ligne mettent en exergue des besoins liés à la construction des EIAH. Par ailleurs, la capacité de ces environnements à fournir un apprentissage adapté et des rétroactions pertinentes à chaque apprenant est conditionnée par la qualité du modèle de l'apprenant.

Dans le cadre de nos travaux, notre objectif majeur est l'amélioration de la personnalisation d'apprentissage par la construction d'un modèle de diagnostic de compétences de l'apprenant. Ce modèle s'appuie sur l'analyse des traces des interactions de l'apprenant avec le système tels que ses résultats d'évaluation. Les résultats d'évaluation peuvent être issus de l'interprétation du comportement de l'apprenant par un système informatique ou de l'interprétation d'un formateur. De ce fait, les données fournies sont entachées d'un certain nombre de défauts :

- **incertitude** : un apprenant peut donner une réponse correcte sans pour autant maîtriser les compétences qui lui sont associées. A l'inverse, un apprenant peut donner une mauvaise réponse sans que cela ne soit nécessairement lié à une défaillance dans les compétences ;
- **imprécision** : la note d'évaluation attribuée à la compétence peut ne pas être précise. Par exemple, un processus d'évaluation automatique pourrait estimer que la note d'évaluation attribuée à une compétence est comprise entre 15 et 20 ;
- **contradiction** : les notes d'évaluation peuvent provenir de diverses sources d'informations (formateur, un processus automatique d'évaluation) Par conséquent, ces évaluations peuvent être contradictoires ;
- **ambiguïtés** : la source d'information est sujette à plusieurs interprétations (ex : l'apprenant s'estime plutôt débutant).

De plus, les sources d'informations ne sont pas toujours disponibles (par exemple, les compétences non évaluées) Dans ce cas, le système ignore complètement leur état. Malgré cela, il doit être capable de représenter ce manque d'informations pour permettre la prise de décision. S'ajoute à ces défauts, le caractère dynamique des compétences de l'apprenant. En effet, l'état des compétences de l'apprenant évolue au cours du temps, ce qui nécessite d'avoir un mécanisme automatique pour la révision de l'état de ces compétences. Par ailleurs, notre problématique s'articule autour de l'élaboration d'un modèle capable de générer dynamiquement des diagnostics de compétences de l'apprenant embarqué dans un EIAH, intégrant des données issues de différentes sources de traçage, tout en prenant en compte les imperfections de ces données et la fiabilité de ces sources. Ceci donne lieu à une première question de recherche : comment prendre en compte ces imperfections dans le processus de diagnostic afin d'améliorer la personnalisation des apprentissages?

une deuxième question est : comment réviser automatiquement l'état de compétences de l'apprenant obtenu ?

Un autre point important dans la conception d'un tel modèle est sa généralité. Notamment, l'enjeu informatique de notre proposition est de générer dynamiquement des diagnostics de compétences de l'apprenant tout en considérant les imperfections des traces d'interactions, le caractère évolutif des compétences de l'apprenant et en optimisant les efforts nécessaires pour la réutilisation de ce modèle dans d'autres domaines. Pour cela, notre objectif de recherche est divisé en deux sous-objectifs :

- **objectif à court terme** : concevoir un modèle générique pour le diagnostic automatique des compétences de l'apprenant dans un EIAH ;
- **objectif à long terme** : améliorer la personnalisation des apprentissages dans les EIAH.

1.4 Méthodologie de recherche

Après avoir bien cerné notre problématique et objectifs de recherche, nous avons cherché à dégager une approche de diagnostic des compétences de l'apprenant dans un EIAH basé sur l'apprentissage par compétences en s'appuyant sur l'analyse des traces de l'interaction de l'apprenant avec le système. Nous avons centré nos efforts précisément sur l'analyse des résultats d'évaluation de l'apprenant durant son processus d'apprentissage.

La problématique de recherche a été conçue en commençant par une étude sur les EIAH et la personnalisation de l'apprentissage dans ces environnements qui met en exergue des besoins liés à la modélisation de l'apprenant. En réponse à ces besoins, nous proposons une approche de diagnostic des compétences de l'apprenant qui permet de déterminer l'état de ses compétences durant son processus d'apprentissage. Cette approche porte sur le couplage de la théorie des fonctions de croyances et un modèle sémantique. L'intérêt de l'utilisation du modèle sémantique est d'avoir une approche de diagnostic générique indépendante du domaine. La théorie des fonctions de croyance est utilisée pour considérer les imperfections tachées aux traces de l'apprenant dans le processus de diagnostic. Cette approche a pour vocation de diagnostiquer l'état des compétences évaluées de l'apprenant et de prédire l'état des compétences non évaluées en s'appuyant sur les relations sémantiques entre les compétences du domaine. Notamment, pour permettre au système de fournir des rétroactions pertinentes nous avons proposé un mécanisme de révision pour mettre à jour automatiquement l'état de compétence de l'apprenant à chaque interaction avec le système. De même, pour enrichir le modèle de diagnostic nous avons proposé un mécanisme de fusion qui permet de fusionner les croyances du système sur l'état de compétence de l'apprenant issues de différentes sources d'information tout en quantifiant l'éventuel conflit résultant de cette fusion.

Le module de diagnostic Diag-skills est l'implémentation de l'approche proposée. Ce module a fait l'objet de deux expérimentations réalisées respectivement à l'université de technologie de Compiègne et l'université Toulouse III, pour évaluer son processus de diagnostic.

1.5 Organisation du manuscrit

Ce manuscrit est organisé comme suit :

Dans le chapitre 2, nous présentons une partie du cadre théorique qui concerne la théorie de l'approche par compétences et nous étudions les notions et les concepts liés à l'application de cette théorie dans le domaine éducatif.

Dans le chapitre 3, nous nous intéressons à la notion de diagnostic des compétences de l'apprenant. Nous détaillons les concepts liés à ce processus et nous exposons la problématique liée à ce dernier dans les environnements informatiques pour l'apprentissage en particulier la notion de l'incertitude. A la fin de ce chapitre, nous présentons les différentes approches proposées pour le diagnostic de l'apprenant dans les environnements informatique d'apprentissage.

Dans le chapitre 4, nous décrivons notre approche. Dans un premier temps, nous présentons l'architecture globale dans laquelle s'intègre le module de diagnostic que nous proposons. Ensuite, nous clarifions la notion des incertitudes et expliquons comment nous la considérons dans le cadre de nos travaux. Puis, nous exposons notre cadre formel utilisé qui est la théorie des fonctions de croyances. Finalement, nous détaillons le processus de diagnostic que nous avons opérationnalisé au sein d'un module que nous avons nommé

Nous présentons l'implémentation de notre approche de diagnostic tout en présentant les différentes fonctions proposées pour la génération dynamique des diagnostics dans le chapitre 5.

Dans le chapitre 6, nous détaillons les expérimentations réalisées pour évaluer notre proposition.

Finalement, dans le chapitre 7, nous dressons un résumé de nos travaux en mettant en exergue les limites qui y sont liées, tout en s'ouvrant sur des conclusions d'amélioration.

Chapitre 2

Le cadre théorique de l'approche par compétence

Sommaire

2.1 Un éclairage conceptuel de l'approche par compétences	11
2.2 La notion de compétence	12
2.3 Les compétences spécifiques et les compétences transversales	14
2.4 l'évaluation dans l'approche par compétence	15
2.4.1 L'évaluation en bref	15
2.4.2 Les types d'évaluation	16
2.4.3 l'évaluation des compétences	16
2.5 conclusion	17

Dans le cadre de nos travaux, nous nous intéressons, principalement, au développement des compétences de l'apprenant. Nous dressons dans ce chapitre un court état de l'art des origines et les postulats de l'approche par compétence et son intégration dans le domaine éducatif, et nous abordons ensuite l'angle de l'évaluation des compétences de l'apprenant.

Nous commençons tout d'abord par dresser une vue d'ensemble sur cette approche dans la section 2.1, suivi d'une description détaillée de la notion de compétence et les différents types de cette dernière dans les sections 2.2 et 2.3. Par la suite, nous abordons la notion de l'évaluation en général dans le domaine éducatif tout en détaillant les différents types de cette dernière et en s'intéressant particulièrement à l'évaluation de compétences dans la section 2.4. Nous concluons dans la section 2.5 en donnant une vue d'ensemble sur les limites de l'évaluation de compétences.

2.1 Un éclairage conceptuel de l'approche par compétences

Originnaire des États-Unis à partir de 1980, cette approche exploite la notion de compétence dans le but de structurer et d'orienter les dispositifs d'enseignement supérieur dédiés à la formation professionnelle [BOUTIN 2004] elle s'est étendue par la suite pour intégrer le domaine éducatif de plusieurs pays dans le monde.

Certains chercheurs estiment que l'adoption de cette approche dans le domaine de l'éducation s'explique par la volonté de pallier les problèmes des approches d'apprentissages précédentes telle que l'approche par objectifs [D.-Q. NGUYEN et BLAIS 2007] qui était perçue comme un dispositif qui réduisait l'apprentissage à des comportements observables à atteindre [BOUTIN 2004]. En effet, l'approche par compétence n'a pas pour vocation de produire des comportements chez les apprenants, loin de là, elle cherche à développer des dispositions qui permettent de générer des conduites de comportement chez les apprenants de façon à les rendre capables de faire face aux différentes situations rencontrées [CHAUVIGNÉ et COULET 2010]. Cette approche a fait l'objet de nombreuses définitions dans la littérature [JONNAERT, ETTAYEBI et DEFISE 2009].

[AGOUZOU, DIA et THIERO 2009] ont défini cette théorie comme une "méthode d'élaboration des programmes qui se centre non plus sur les contenus d'apprentissage, mais sur leur mobilisation intégrée dans des situations problèmes". Autrement dit, ces programmes mettent l'accent sur la démonstration du savoir plutôt que sur le savoir lui-même.

De leurs côtés, [DE KETELE 2008] [DOLZ et OLLAGNIER 2002], [JONNAERT 2009], affirment que l'objectif de cette approche vise à développer la capacité par les apprenants de mobiliser un ensemble intégré de ressources pour résoudre une situation-problème appartenant à une famille de situations. C'est dans ce sens que [COOPER et WEBER 1973] décrivent cette théorie comme un passage de la théorie à la réalité, ou encore comme un passage de « connaître » à « faire ».

Par ailleurs, [BISSONNETTE et RICHARD 2001] considèrent que l'approche par compétences est une approche qui vise à faire acquérir aux apprenants des savoir-faire et des savoir-être utilisables dans la vie de tous les jours. En effet, cette approche affirme qu'il est nécessaire de douter d'une architecture de savoirs, mais le plus important est de savoir les combiner et mobiliser

efficacement pour résoudre des situations et par la suite utiliser ce processus pour résoudre un nombre plus vaste de situations. Autrement dit, dans cette approche une connaissance n'est pas bonne en soi, indépendamment des contextes et conditions dans lesquels on en fait usage. On ne devrait pas enseigner des connaissances sans se préoccuper de leur utilisation, puisque le sens des connaissances est étroitement relié à leur usage. En effet, cette approche permet à l'apprenant d'acquérir des compétences durables susceptibles de l'aider dans son parcours éducatif et dans sa vie quotidienne.

Toutefois, il existe un consensus autour de l'approche par compétence et de ces définitions, celui d'une approche d'élaboration des programmes centrée sur le développement de compétences. L'idée vient de situer au mieux les savoirs dans l'expérience et le vécu de l'apprenant dans un contexte .

En effet, l'approche par compétence cherche à placer l'apprenant au centre de son processus d'apprentissage afin de favoriser chez ce dernier l'autonomie, la curiosité et la performance. Par ailleurs, la confrontation de l'apprenant à des situations d'apprentissage permet à celui-ci d'apprendre à réfléchir, à mobiliser des connaissances, à choisir des démarches et des procédures adaptées. Ainsi, cette confrontation va aider l'apprenant à prendre conscience de ce qu'il sait ou de ce qu'il aurait besoin de savoir.

L'approche par compétence ne change pas seulement le rôle de l'apprenant dans le processus d'apprentissage mais aussi celui du formateur (enseignant). En effet, ce dernier devient un guide ou un accompagnateur qui veille à la compréhension correcte par l'apprenant des tâches à réaliser. Notamment l'observation du processus de réalisation des tâches par l'apprenant permet au formateur de cerner les besoins et les lacunes de chaque apprenant. Il pourra alors servir de personne-ressources pour aider, orienter, fournir des outils d'aide, et donner à chacun des retours pertinents par rapport à ses résultats obtenus durant le processus d'apprentissage.

2.2 La notion de compétence

A l'instar de la notion de l'approche par compétence, la notion de compétence se prête aussi à plusieurs définitions [BRAHIMI, FARLEY, JOUBERT et al. 2011]. Nous nous intéressons dans ce mémoire à la notion de compétence dans les écrits pédagogiques et didactiques.

[PERRENOUD 2002] précise qu'une compétence est "un ensemble des savoir-faire de haut niveau, qui exigent l'intégration de multiples ressources cognitives dans le traitement de situation-problème". Ou la situation-problème renvoie à une tâche concrète à accomplir dans certaines conditions qui supposent que les personnes franchissent un certain nombre d'obstacles incontournables pour y arriver. La situation-problème est toujours une fiction sous contrôle qui fait partie des outils d'une pédagogie fondée sur l'auto construction des savoirs [PAQUETTE 2002]. Donc, être compétent, c'est faire appel aux bonnes ressources, les combiner de manière efficace et les utiliser à bon escient.

Également, [ROMAINVILLE et al. 1998], rapportent que "la compétence est un savoir-agir complexe prenant appui sur la mobilisation et la combinaison efficace d'une variété de ressources internes et externes à l'intérieur d'une famille de situations". La notion de " famille

de situations" se réfère à un ensemble de situations semblables, qui peuvent entrer dans une même catégorie, étant donné certains points communs. Dans cette optique, chaque famille de situations traite une compétence. Donc, Une compétence peut être développée pour elle-même, mais aussi devenir une ressource pour une autre compétence, notamment, l'acquisition de la compétence nécessite de pouvoir la réutiliser dans diverses situations.

De la même manière, [J. TARDIF 2006] a défini la compétence comme « un savoir-agir complexe prenant appui sur la mobilisation et la combinaison d'une variété de ressources internes et externes à l'intérieur d'une famille de situations ». L'idée de ressources englobe une variété de sources hétérogènes. Ou la notion de ressources internes se réfère aux ressources propres à l'apprenant, elles sont multiples et de plusieurs ordres (cognitif, affectif, etc.) tels que ses acquis, ses expériences, ses habiletés, etc. [LE BOTERF 2008] identifie ces ressources comme suit :

- des savoirs au sens large du mot : des savoirs déclaratifs, des savoirs procéduraux (savoir comment faire), des savoirs conditionnels (savoir quand intervenir de telle ou telle manière) ;
- des capacités : des habiletés, des savoir-faire (savoir y faire), des schèmes de perception (de pensée, de jugement, d'évaluation) ;
- d'autres ressources, qui ont une dimension normative (des attitudes, des valeurs, des normes, des règles intériorisées, un certain rapport au savoir (à l'action, à l'autre, au pouvoir).

Quant aux ressources externes cela concerne les ressources de l'environnement auxquelles l'apprenant peut faire appel, tels ses pairs, son formateur, les sources documentaires, etc. Donc, la compétence est un savoir-agir qui intègre des connaissances, mais également d'autres ressources. Cette idée implique que les connaissances sont une composante nécessaire, mais non suffisante de la compétence : on a besoin de connaissances pour être compétent dans un domaine ou dans une situation, mais le seul fait de posséder des connaissances ne rend pas nécessairement compétent.

De plus, [J. TARDIF 2006] détermine cinq caractéristiques principales inhérentes à la compétence :

1. **le caractère intégrateur** : une compétence pour pouvoir se développer elle sélectionne et cordonne une multitude de ressources pertinentes de natures variées ;
2. **le caractère combinatoire** : le développement de compétence nécessite la sélection, la mobilisation et la combinaison de manière particulière l'ensemble de ressources appropriées selon les contextes ou les situations ;
3. **le caractère développemental** : la compétence se développe tout au long de la vie ;
4. **le caractère contextuel** : chaque compétence est mise en œuvre à partir d'une situation précise. En effet, une compétence n'existe pas en elle-même, elle est souvent liée à son champ d'application. Elle ne peut se manifester qu'à travers l'utilisation appropriée des ressources qu'elle mobilise. Autrement dit, une compétence n'est observable et mesurable qu'à travers l'action de l'individu qui met en mouvement plusieurs de ses ressources (internes et externes) pour résoudre un problème donné ;

5. **le caractère évolutif** : la compétence prend nécessairement appui sur les ressources existantes, ressources qui sont appelées à se développer et à s'enrichir à travers leur mobilisation et leur utilisation dans des contextes et situations variés. Cela donne aux compétences la capacité d'intégrer de nouvelles ressources et de nouvelles situations sans pour autant changer sa nature.

Scallon(2004)[SCALLON 2004] développe également la notion de compétence autour de l'action, et affirme que la compétence consiste à mobiliser des savoirs afin d'atteindre un objectif. Selon cet auteur, il n'y a aucune autre façon de développer et d'inférer les compétences que dans l'action.

Cependant, au-delà de la pluralité des définitions attribuées à la compétence, pour certains "un savoir agir", pour d'autres "une capacité".etc. Il y a néanmoins des éléments qui constituent une sorte de consensus sur ce concept [DELORME 2008]. En effet, ces définitions convergent cependant sur le fait que la personne compétente est en mesure de mobiliser les ressources pertinentes pour résoudre un certain type de problème ou effectuer un certain type de tâches complexes. Autrement dit, le développement de la compétence nécessite souvent la confrontation de l'apprenant à des situations d'apprentissage pertinentes. Par ailleurs, la compétence n'a de sens qu'en situation, et c'est là que l'apprenant peut percevoir l'utilité de ses apprentissages.

2.3 Les compétences spécifiques et les compétences transversales

Comme nous l'avons évoqué précédemment, une compétence est souvent contextualisée. Par ailleurs, une compétence peut correspondre à plusieurs situations analogues tout comme elle peut être rattachée à un nombre plus restreint de situations ou « familles » de situations plus ou moins vastes [LEGENRE 2001]. Dans la littérature, les chercheurs ont distingué deux types de compétences, selon leur champ d'application, les compétences spécifiques (disciplinaires) et les compétences transversales[BRAHIMI, FARLEY et JOUBERT 2011].

1. Compétences spécifiques / disciplinaire

[LE BOTERF 2016] précise qu'une compétence disciplinaire est « une compétence spécifique propre à une activité dans une discipline précise ». C'est-à-dire une compétence dont le champ d'application est délimitée à un ensemble restreint de situations faisant appel à des savoirs spécifiques d'une activité professionnelle donnée. De ce fait, ces compétences requièrent nécessairement des connaissances qui sont elles aussi relativement spécifiques. Par exemple, dans le contexte scolaire, la maîtrise des équations de deuxième degré nécessite des connaissances particulières dans le champ de mathématique.

2. Compétences transversales

[PERRENOUD et al. 1995], estime que « toute compétence de haut niveau est transversale au sens où elle mobilise des connaissances et des méthodes issues de plus d'une discipline »

Toutefois, [LE BOTERF 2016] indique que « ce sont des compétences qui peuvent être exercées dans plusieurs disciplines » elles peuvent être :

- **d'ordre intellectuel** : exploiter l'information, résoudre des problèmes, exercer sa pensée critique, mettre en œuvre sa pensée créatrice ;
- **d'ordre méthodologique** : pratiquer des méthodes de travail efficaces, exploiter les technologies de l'information et de la communication ;
- **d'ordre personnel et social** : développer son identité personnelle, entretenir des relations interpersonnelles harmonieuses, travailler en coopération, faire preuve de sens éthique ;
- **de l'ordre de la communication** : communiquer de façon appropriée.

De ces définitions on peut qualifier de transversal toute compétence dont le champ d'application est très vaste qui mobilise des ressources pouvant s'appliquer dans un très grand nombre de situations. Ces compétences sont généralement décrites de manière décontextualisée même si leur utilisation est nécessairement contextualisée [D. TARDIF 2013]. Par ailleurs, le développement de compétences disciplinaires et transversales est étroitement lié. Les compétences disciplinaires contribuent au développement de compétences plus génériques, ces dernières ne pouvant se construire qu'en contexte, et réciproquement, les compétences transversales sont appelées à jouer un rôle important dans l'acquisition de compétences disciplinaires, faisant simultanément appel à des ressources spécifiques et à d'autres plus génériques [LEGENRE 2001]

2.4 L'évaluation dans l'approche par compétence

Dans le cadre de l'éducation, l'évaluation a suscité de nombreuses recherches et publications. Dans cette section, tout d'abord nous présentons une brève définition de la notion d'évaluation tout en distinguant les différents types de cette notion et finalement nous discutons la notion de l'évaluation dans l'approche par compétence.

2.4.1 L'évaluation en bref

[BARBIER 1994] définit l'évaluation comme « un acte délibéré et socialement organisé aboutissant à la production d'un jugement de valeur ». Un « acte délibéré » ne se conçoit pas sans objet. Toutefois, si le jugement de valeur est le produit reconnu de tout processus d'évaluation, il ne peut pas constituer un but en soi [CHAUVIGNÉ 2021]. De plus, [KETELE et ROEGERS 1993] estiment que « Évaluer signifie recueillir un ensemble d'informations suffisamment pertinentes, valides et fiables, et examiner le degré d'adéquation entre cet ensemble d'informations et un ensemble de critères adéquats aux objectifs fixés au départ ou ajustés en cours de route, en vue de prendre une décision. » [CHAUVIGNÉ 2021]. Autrement dit, le processus d'évaluation consiste plus particulièrement à établir un jugement sur l'adéquation entre les critères retenus et les données recueillies, entre le référent et le référé [MACCARIO 1986].

2.4.2 Les types d'évaluation

Dans la littérature les chercheurs distinguent plusieurs types d'évaluation selon différents paramètres [ANIS 2014] :

— **Selon l'objectif de l'évaluation :**

1. **évaluation formative** : elle vise la personnalisation des apprentissages afin de permettre aux enseignants de fournir des rétroactions pertinentes à chaque apprenant ;
2. **évaluation formatrice** : c'est une forme particulière d'évaluation formative. L'objectif de cette évaluation est la régulation de l'apprentissage par l'enseignant ou l'apprenant ;
3. **évaluation réflexive** : elle a pour vocation de permettre à l'apprenant d'avoir un outil de réflexion sur son processus d'apprentissage et son comportement ;
4. **évaluation régulatrice** : elle vise à cerner les lacunes des apprenants afin de réajuster les interventions de l'enseignant ;
5. **évaluation sommative** : réalisé généralement à la fin de chaque séance d'apprentissage afin de vérifier l'atteinte d'objectif prévu de l'apprentissage.

— **Selon le moment de l'évaluation :**

1. **évaluation pronostique** : avant chaque session d'apprentissage afin de permettre à l'enseignant de prédire les chances de succès de chaque apprenant ;
2. **évaluation diagnostic/formatrice** : après la session d'apprentissage afin de permettre à l'enseignant de faire des remédiations ;

— **Selon la forme de l'évaluation :**

1. **évaluation normative** : vise à situer les apprenants les uns par rapport aux autres, en fonction des scores obtenus par les membres d'un groupe de référence ;
2. **évaluation critériée** : vise à vérifier le potentiel d'un apprenant en fonction d'un objectif défini par avance.

2.4.3 L'évaluation des compétences

Dans l'approche par compétence le processus d'évaluation vise à soutenir le développement des compétences de l'apprenant et à aider l'enseignant dans son rôle de guide d'apprentissage. Cependant, la nature et les propriétés de la compétence rendent cette tâche difficile et complexe. [CHAUVIGNÉ 2021] a cerné les sources de cette complexité comme suit :

- la compétence n'est pas directement observable, on l'infère souvent à partir de l'activité du sujet et cette inférence est souvent sujette à la subjectivité de l'évaluateur ;
- la compétence est souvent liée à son contexte et généralement son application nécessite des adaptations pour faire face à la singularité de chaque situation ;

- une compétence peut s'exprimer de plusieurs manières (il y a toujours plusieurs façons d'être compétent) ;
- comme nous l'avons indiqué précédemment la compétence a un caractère évolutif, elle ne cesse de se développer à chaque expérience, et il n'est possible d'évaluer qu'un niveau momentané de développement.

De plus, une compétence peut être contextualisée par plusieurs situations d'apprentissage, et dans ce cas, l'évaluation de l'acquisition de la compétence nécessite l'évaluation de cette dernière dans toute ces situations d'apprentissages .

Au-delà des propriétés de la compétence, l'évaluation de compétences souffre d'autres problèmes telle que l'incertitude. En effet, l'incertitude autour des résultats est un problème inhérent à l'évaluation de compétences, elle est présente sur tous les plans. Notamment, il est impossible de vérifier l'organisation exhaustive de chaque compétence développée ni de prévoir avec certitude le développement de chaque compétence [CHAUVIGNÉ 2021].

Pour pallier ce problème, les chercheurs ont proposé d'adopter une attitude dans le processus d'évaluation, celle de mettre en exergue l'incertitude engendrée par la notion de compétences afin d'informer l'enseignant de cette incertitude, lui permettre de gérer cette dernière et de proposer des remédiations pertinentes pour chaque apprenant. Par conséquent, pour aider les enseignants à « gérer l'incertitude », il est important de proposer des outils de diagnostic qui leur permettent de repérer les capacités de chaque apprenant à mobiliser leurs acquis [KAHN et al. 2003], et c'est de là que naît notre ambition de construire un module de diagnostic de compétences de l'apprenant dans un EIAH. Notamment, cela nous paraît une voie prometteuse pour aider le formateur à améliorer les apprentissages de chaque apprenant. Nous détaillons la notion diagnostic dans les EIAH dans le chapitre suivant.

2.5 conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'approche par compétence et les différentes notions inhérentes à cette dernière.

Dans un premier temps, nous avons fourni un bref historique de l'intégration de cette approche dans le monde éducatif et nous avons détaillé l'apport de cette dernière au processus d'apprentissage. Par ailleurs, **nous avons constaté que cette approche est intégrée dans le monde éducatif suite à une volonté de pallier les problèmes des approches précédentes telles que l'approche par objectifs.** En effet, **cette approche vise à mettre l'apprenant au centre de ses apprentissages en favorisant sa confrontation à des situations diverses et variées afin de lui permettre d'acquérir des compétences.** Dans un deuxième temps, nous avons clarifié la notion de compétence. Cette notion a suscité de nombreuses définitions dans la littérature. Néanmoins, au-delà de la pluralité des définitions, **il y a un consensus autour de cette notion celui d'une notion qui s'appuie sur le savoir mobiliser des ressources internes et externes de l'individu dans le but de faire face à une situation déterminée.**

Finalement, nous avons étudié la notion de l'évaluation dans cette approche. En effet, **l'approche par compétence l'évaluation n'est pas fin en soi, mais un outil pour mieux com-**

prendre les apprenants et les accompagner dans leur processus d'apprentissage. En revanche, **l'évaluation de compétence est un processus complexe en raison de diverses propriétés de la compétence qui requièrent une implication forte de l'enseignant dans ce processus ce qui accentue la notion de subjectivité et par conséquent l'incertitude autour de résultats d'évaluation. Pour faire face à ce problème, une attitude d'informer le formateur (l'enseignant) des incertitudes autour du comportement de l'apprenant est adoptée.** En effet, ces informations vont aider le formateur à mieux situer les performances de chaque apprenant afin de fournir des interventions pertinentes à ce dernier.

C'est dans ce cadre que s'inscrit notre travail de recherche. Notre objectif est de concevoir un module de diagnostic de compétences de l'apprenant tout en considérant la notion d'incertitude. Nous nous intéressons dans le chapitre suivant à l'exploration de la piste de diagnostic de l'apprenant dans les EIAH tout en détaillant la notion d'incertitude dans ce processus et en décrivant quelques approches utilisées pour gérer les incertitudes dans le processus de diagnostic.

Chapitre 3

Le diagnostic de compétences de l'apprenant dans les EIAH

Sommaire

3.1 Un éclairage conceptuel de la notion diagnostic	20
3.1.1 Le diagnostic pédagogique	20
3.1.2 Le diagnostic dans les EIAH	21
3.1.3 Le modèle de l'apprenant	22
3.1.4 Les approches de modélisation de l'apprenant	23
3.1.5 Bilan	26
3.2 L'incertitude dans les EIAH	27
3.2.1 La classification des incertitudes	27
3.2.2 Bilan	28
3.3 Les approches utilisées face à l'incertitude	29
3.3.1 Les réseaux bayésiens	29
3.3.2 La logique floue	33
3.3.3 Approche hybride	36
3.3.4 La théorie des fonctions de croyance	39
3.3.5 Bilan	40
3.4 Conclusion	41

Notre problématique de recherche porte sur le diagnostic de compétences de l'apprenant, et plus particulièrement sur la prise en compte des incertitudes dans ce processus. La difficulté de nos travaux consiste à considérer les différentes formes d'incertitude dans le processus de diagnostic. Nous présentons dans ce chapitre les différents éléments de la littérature qui nous ont guidé dans notre travail de recherche.

Ce chapitre traite principalement trois sujets : la notion de diagnostic pédagogique, l'incertitude dans les EIAH et les approches utilisées dans la littérature pour gérer les incertitudes dans le processus de diagnostic.

Nous commençons tout d'abord par dresser une vue d'ensemble sur la notion de diagnostic pédagogique tout en détaillant le processus de ce dernier dans les EIAH dans la section 3.1.

Dans la section suivante 3.2, nous détaillons la notion d'incertitude et nous listons ses différentes formes et origines dans les EIAH.

Dans la section 3.3 nous réalisons une revue de littérature sur les approches utilisées pour gérer l'incertitude dans le processus de diagnostic de compétence et de connaissance de l'apprenant dans les EIAH. Enfin, nous concluons ce chapitre par le positionnement de notre approche par rapport aux éléments de l'état de l'art dans la section 3.4.

3.1 Un éclairage conceptuel de la notion diagnostic

Usuellement, dans le monde éducatif, le terme diagnostic renvoie au processus d'évaluation, et cela a généré une certaine confusion théorique et même pratique. En ce sens, nous faisons quelques précisions concernant la notion de diagnostic dans le contexte éducatif.

3.1.1 Le diagnostic pédagogique

Dans « diagnostic pédagogique », nous trouvons le terme diagnostic qui provient du grec (dia-par, à travers, la connaissance, le discernement). Tel que l'indique son étymologie, ce terme signifie « connaissance à travers les signes ». Souvent utilisé dans le domaine médical, il désigne l'association entre les symptômes et les causes [BOGAERT 2009].

Dans le contexte pédagogique, nous trouvons la définition la plus large de [RAGNEMALM 1995] « Le diagnostic de l'apprenant est défini comme le processus abstrait de collecte d'informations sur l'apprenant et de transformation de ces informations pour la prise des décisions pédagogiques dans l'ITS ».

[FERNANDEZ 2011] de son côté a défini le diagnostic pédagogique comme un processus d'enquête scientifique, pris en charge par une base épistémologique, qui se dirige vers la connaissance et l'appréciation de tout acte éducatif fait afin de prendre une décision pour l'amélioration du processus d'enseignement/apprentissage.

De même, [SILVESTRE 2002] affirme que le diagnostic est un processus instrumental qui permet de recueillir des informations afin d'approfondir les connaissances sur les réalisations et les performances de l'apprenant conformément à un objectif par exemple l'intervention, pour l'amélioration des performances de l'apprenant.

[HOC 1991] a défini le diagnostic comme un processus organisé qui a pour vocation d'associer le comportement de l'apprenant à l'état qui l'explique le mieux pendant le processus d'apprentissage. Il estime que ce processus s'appuie sur des étapes précises :

1. l'acquisition des indices, qui consiste à recueillir des informations concernant l'apprenant et son activité dans le processus d'apprentissage. Cette acquisition est guidée par l'objectif de diagnostic préalablement fixé ;
2. la génération des présomptions sur le comportement de l'apprenant et faire des inférences et des déductions ;
3. l'élaboration des conclusions et des résultats de diagnostic ;
4. l'élaboration ou l'ajustement du diagnostic qui peut être utilisé pour orienter les stratégies des prochaines acquisitions d'indices.

Toutefois, l'idée prédominante de ces définitions est que le diagnostic pédagogique renvoie à un processus qui a pour vocation de nous informer sur les performances des apprenants à travers les signes qu'il présente (ses actions et ses réactions lors d'une activité d'apprentissage) sans établir des distinctions entre ces dernières dans le processus d'apprentissage. Dans ce processus, l'évaluation est considérée comme une activité qui intervient généralement dans la première étape de processus dont l'objectif est de recueillir des informations sur l'apprenant. [MARTINEZ GONZÁLEZ 1993].

3.1.2 Le diagnostic dans les EIAH

[PY et HIBOU 2006] définissent le diagnostic de l'apprenant dans les EIAH comme étant un processus qui a pour vocation d'inférer les caractéristiques cognitives d'un sujet à partir de son comportement, ils font l'hypothèse que les observables recueillis manifestent un certain état de connaissances, et ce processus de diagnostic cherche à reconstruire cet état de connaissances sur la base des observations.

Selon [SÉBASTIEN LALLÉ 2015], l'élaboration du diagnostic de l'apprenant dans les EIAH consiste à la construction d'un modèle informatique qui s'appuie sur trois composantes à savoir, les traces de l'apprenant, le traitement des traces, et le résultat de traitement. Le processus de ce modèle informatique est organisé comme suit :

- il prend en entrée les traces de l'apprenant dans l'EIAH. Ces traces sont collectées selon l'objectif de diagnostic (identifier les connaissances/ compétences/.... de l'apprenant) ;
- l'analyse et le traitement de traces de l'apprenant selon l'implémentation du diagnostic ;
- retourner le résultat du traitement sous la forme d'un modèle de l'apprenant. Ce dernier contribue à la personnalisation et l'individualisation du processus d'apprentissage. Nous détaillons ce concept dans la sous-section suivante.

Ce processus de diagnostic nécessite un travail sur le domaine d'application tel que l'identification et l'organisation de composantes du domaine, la conception des activités pour le recueil des traces et le suivi de l'apprenant. Ce travail relève généralement de l'ingénierie des EIAH [BOURRIER 2020].

Dans la littérature, nous distinguons deux types de diagnostic dans les EIAH à savoir, le diagnostic dépendant du domaine d'application et le diagnostic indépendant du domaine (générique). Le diagnostic dépendant est celui conçu pour un EIAH en particulier et qui ne peut pas être réutilisé pour d'autres EIAH. Quant au diagnostic générique, il est conçu d'une manière à être applicable à différents domaines d'apprentissage. Dans le contexte de notre travail, nous avons opté pour le diagnostic générique afin d'avoir l'avantage de réutiliser ce modèle de diagnostic pour différentes EIAH.

3.1.3 Le modèle de l'apprenant

Comme nous l'avons dit précédemment, le processus de diagnostic dans les EIAH retourne un résultat sous la forme d'un modèle de l'apprenant. Tout d'abord, nous distinguons la notion du modèle de l'apprenant et de profil de l'apprenant. Dans notre contexte la notion de modèle de l'apprenant ne doit pas être confondue avec la notion du profil de l'apprenant. En effet, la notion profil de l'apprenant renvoie à l'ensemble des informations personnelles de l'apprenant sans interprétations ni inférences. Contrairement au modèle de l'apprenant qui donne une représentation abstraite de l'apprenant qui contient des inférences, des déductions, des explications, etc. [L. NGUYEN et DO 2008]. Dans le reste de ce mémoire, nous nous intéressons au modèle de l'apprenant et principalement à une composante précise de ce modèle à savoir l'état de compétence de l'apprenant.

Dans la littérature, le modèle de l'apprenant est né de la volonté de fournir un apprentissage sur mesure pour chaque apprenant en adaptant l'interaction apprenant-tuteur [PY 1998]. Ce modèle désigne "l'ensemble d'informations propres à l'apprenant". Ces informations portent le plus souvent sur l'état des connaissances et des compétences de l'apprenant, déterminé par le système selon le comportement de l'apprenant pendant le processus d'apprentissage [PY 1998]. Néanmoins, ce modèle peut représenter d'autres aspects de l'apprenant comme ses buts, ses préférences d'apprentissage, ses motivations, etc, ce qui permet aux EIAH d'avoir une base pour le raisonnement et la génération automatique des rétroactions pertinentes afin d'adapter l'EIAH de façon dynamique aux besoins d'apprentissage de chaque apprenant. Au début, l'accès à ce modèle était seulement réservé au système (les experts, formateurs, etc.), et récemment ce modèle devient ouvert aux apprenants. L'objectif de cette ouverture est d'offrir à l'apprenant un outil de réflexion et lui permettre de situer ses acquis et cerner ses lacunes. Ainsi de favoriser l'autonomie et le sens de la responsabilité chez l'apprenant selon [BULL 2004], cette ouverture du modèle peut se faire de plusieurs façons à savoir :

- Ouverture pour la visualisation des informations du modèle ;
- Ouverture pour visualisation et édition, dans ce cas l'apprenant a la possibilité de modifier les informations du modèle à volonté ;
- Ouverture pour construction co-opérative du modèle où les informations du modèle sont partagées entre le système et l'apprenant ;
- Ouverture pour visualisation et discussion des informations du modèle, où l'apprenant peut négocier le contenu du modèle avec le système.

De nombreux auteurs mettent l'accent sur l'aspect dynamique du modèle de l'apprenant. [MENDELSON et DILLENBOURG 1991] définissent le modèle de l'apprenant comme étant « un portrait des connaissances de l'apprenant qui s'enrichit à chaque étape de l'apprentissage ». D'autres auteurs mettent en exergue l'aspect incertain du modèle de l'apprenant, nous détaillons cet aspect dans la section suivante.

Dans la littérature plusieurs approches ont été utilisées pour la modélisation de l'apprenant. Dans notre contexte nous distinguons le processus de la modélisation de l'apprenant et le processus de diagnostic. En effet, la modélisation de l'apprenant est le processus d'élaboration des informations pertinentes sur l'apprenant telles que ses connaissances, ses compétences, etc. Quant au diagnostic, c'est le processus d'élaboration des informations sur l'apprenant tout en cernant les imperfections de ces informations, dans notre cas le processus de diagnostic réfère au processus d'élaboration des informations concernant l'état de compétences de l'apprenant tout en cernant les incertitudes existantes dans ces informations.

Nous présentons brièvement quelques approches utilisées pour la modélisation de l'apprenant dans la sous section suivante.

3.1.4 Les approches de modélisation de l'apprenant

1. Le modèle de recouvrement (overlay model)

Créé par [STANSFIELD, CARR et GOLDSTEIN 1976] est l'un des modèles de l'apprenant les plus populaires et les plus utilisés dans les EIAH [CHRYSAFIADI et VIRVOU 2013]. Dans ce modèle, la connaissance de l'apprenant est modélisée comme un sous-ensemble de la connaissance de l'expert. Ce dernier représente le modèle du domaine dans les EIAH [BRUSILOVSKY et MILLÁN 2007] (cf figure 3.1).

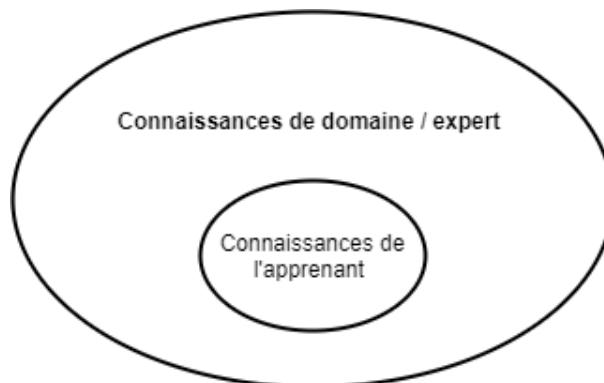


FIGURE 3.1 – Le modèle de recouvrement

Pour chaque fragment de connaissance du domaine, le modèle de recouvrement donne une estimation du niveau de connaissance de l'apprenant. Au début, cette estimation était quantifiée par une variable booléenne pour indiquer si la connaissance est acquise ou non, mais récemment, le modèle de recouvrement utilise d'autres paramètres pour l'estimation de la connaissance de l'apprenant tels que des paramètres qualitatifs (faible,

moyen, excellent) ou des paramètres quantitatifs telle que l'attribution d'un degré de probabilité à chaque fragment de connaissance pour indiquer le degré d'acquisition de cette connaissance par l'apprenant. Le modèle de recouvrement peut estimer l'état de l'apprenant pour une connaissance indépendamment des autres connaissances du domaine, et cela explique sa large adoption pour la modélisation de l'apprenant dans les EIAH [CHRYSAFIADI et VIRVOU 2013]. Au cours de l'apprentissage, le modèle de l'apprenant s'enrichit et évolue vers un modèle de connaissances de l'expert ou du domaine. Généralement, le modèle se construit en comparant les connaissances de l'apprenant à celles du domaine [LABIDI et SÉRGIO 2000]. Selon [MBATCHOU 2019], cette construction s'appuie sur :

- les informations implicites qui découlent de la comparaison entre le comportement de l'apprenant et les décisions de l'expert ;
- les informations structurelles qui relèvent du réseau de dépendance et de complexité relative aux différentes compétences en jeu ;
- les informations explicites qui peuvent être obtenues par un test ou questionnaire ;
- les prérequis supposés inférés ou stockés après la dernière interaction de l'apprenant.

Malgré la simplicité de ce modèle, il présente plusieurs inconvénients. En effet, le modèle de recouvrement représente seulement les connaissances correctes de l'apprenant. Il ne permet ni de représenter les connaissances incorrectes de l'apprenant ni de représenter la façon dont les apprenants intègrent de nouvelles connaissances à celles qu'ils possèdent déjà ou la façon dont leurs propres structures de représentation évoluent avec l'apprentissage.

2. Le modèle différentiel

Le modèle différentiel est une extension du modèle de recouvrement. Ce modèle divise la connaissance du domaine en deux parties dont l'une représente l'ensemble des connaissances présentées à l'apprenant et l'autre celles non présentées [GREER et MCCALLA 2013] (cf figure 3.2).

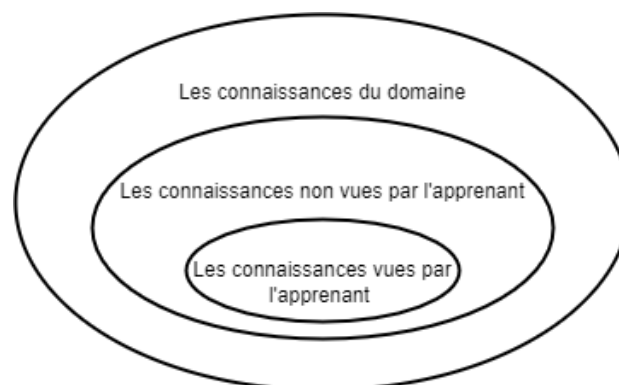


FIGURE 3.2 – Le modèle différentiel

Dans ce modèle, les erreurs de l'apprenant sont prises en compte. Puisque le modèle du domaine ne possède pas des connaissances incorrectes, le modèle différentiel ne peut

pas analyser les erreurs de l'apprenant. La stratégie de ce modèle est basée sur la remédiation permettant à l'apprenant de s'améliorer pour avoir une connaissance aussi proche que possible de celle du domaine.

3. **Modèle buggy ou modèle avec méprise** Dans ce modèle, en plus des connaissances de l'expert, un apprenant peut avoir des raisonnements incorrects (cf figure 3.3)

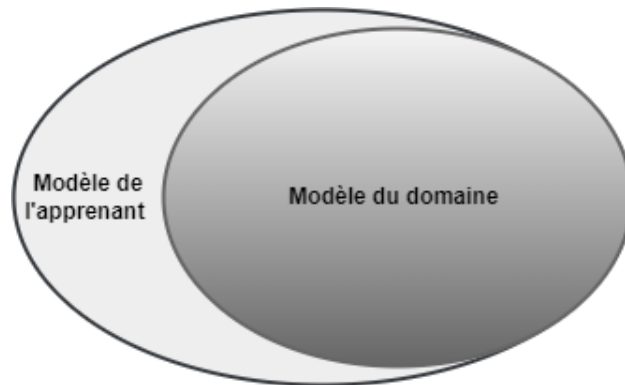


FIGURE 3.3 – Le modèle buggy

Pour identifier les raisonnements incorrects de l'apprenant, le modèle buggy s'appuie sur une liste des erreurs potentielles que les apprenants pourraient commettre. Cette liste est mise à jour automatiquement par le système en reconstruisant le processus de résolution d'un problème, et générant les mauvaises règles à partir des solutions hypothétiques fausses qui seront utilisées pour concevoir les idées fausses des apprenants ou des bogues procéduraux [VIRVOU et TSIRIGA 2000].

La faiblesse de cette approche est liée à sa liste des erreurs pas forcément exhaustive qui est renseignée durant le processus d'apprentissage. En effet, une erreur non répertoriée d'un apprenant ne sera pas prise en compte dans le processus d'analyse des erreurs de ce dernier. Ainsi, cette approche de modélisation considère seulement l'acquisition des connaissances procédurales alors qu'il existe entre autres des connaissances factuelles (connaissances sur les faits), conceptuelles (connaissances sur les caractéristiques des concepts et leurs relations) et méta-cognitives (connaissances sur ses processus cognitifs).

4. Le modèle stéréotype de l'apprenant

Un autre modèle très utilisé pour la modélisation de l'apprenant dans les EIAH est le modèle stéréotype. Ce modèle a été introduit dans les approches de modélisation de l'apprenant par [RICH 1979] dans le système appelé GRUNDY. L'idée principale de ce modèle est de regrouper tous les apprenants d'un système adaptatif en plusieurs groupes généralement en fonction de certaines caractéristiques qu'ils partagent. De tels groupes sont appelés des stéréotype. Plus précisément, un stéréotype contient les connaissances communes sur un groupe d'apprenants. Un nouvel apprenant sera affecté à un stéréotype précis si certaines de ses caractéristiques correspondent à celles contenues dans le stéréotype (cf figure 3.4) .

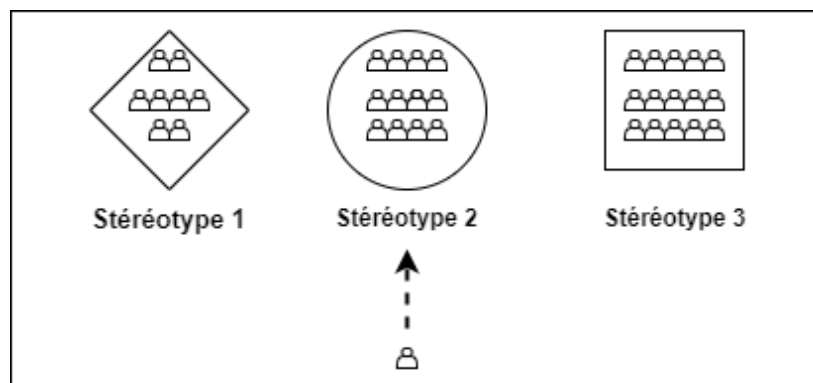


FIGURE 3.4 – Le modèle stéréotype

L'utilisation de la technique des stéréotypes a pour avantage de pouvoir déduire les connaissances d'un apprenant particulier à partir du ou des stéréotypes associés, autant que possible, sans passer explicitement par le processus d'élicitation des connaissances avec chaque apprenant individuel. Les informations sur les groupes des apprenants peuvent être maintenues avec une faible redondance. Néanmoins, ce modèle présente certains inconvénients. En effet, le modèle stéréotypes est assez rigide, car les stéréotypes sont construits à la main avant que les utilisateurs réels n'aient interagi avec le système et ils ne sont pas mis à jour d'une manière automatique, ce qui nécessite une intervention explicite de l'expert.

3.1.5 Bilan

Dans cette section nous avons réalisé une revue de littérature sur la notion de diagnostic pédagogique principalement dans les EIAH. En effet le diagnostic dans les EIAH renvoie à la construction d'un modèle informatique qui analyse les traces de l'apprenant dans le système afin de déterminer des informations sur l'apprenant tout en cernant les imperfections de ces informations. Ce processus retourne un résultat sous la forme d'un modèle de l'apprenant. Par la suite nous avons choisi de détailler la notion du modèle de l'apprenant tout en distinguant le processus de modélisation de l'apprenant et le processus de diagnostic. Finalement, nous avons présenté les premières approches utilisées pour la modélisation de l'apprenant dans les EIAH.

Dans le cadre de nos travaux de thèse, notre objectif consiste à proposer un module informatique pour le diagnostic de compétence de l'apprenant tout en considérant les incertitudes autour du comportement de ce dernier dans les EIAH. Dans la suite de l'état de l'art, nous faisons une revue de littérature de cette notion (l'incertitude), et nous présentons en particulier les différentes formes et origines de cette dernière .

3.2 L'incertitude dans les EIAH

Selon [MUFTI-ALCHAWAFA et LUENGO 2009], la notion d'incertitude dans les EIAH est présente durant tout le processus d'apprentissage et en particulier dans le processus de modélisation et de diagnostic de l'apprenant.

En effet, [EYSSAUTIER-BAVAY 2008], estiment que "les informations contenues dans le modèle de l'apprenant ne sont qu'une vue subjective partielle des connaissances supposées de l'apprenant et non le reflet exact de toutes les connaissances d'un apprenant". Par ailleurs, la modélisation de l'apprenant s'appuie sur des inférences et des interprétations des actes de l'apprenant, qui sont souvent incomplètes et imparfaites. [DANINE 2010] Ainsi que, [DIMITROVA, SELF et BRNA 1999] de leur côté définissent le modèle de l'apprenant comme une représentation des croyances qu'a le système au sujet des croyances des apprenants accumulées pendant le processus de diagnostic, (the system's beliefs about the learner's beliefs).

Toutes ces définitions mettent en évidence le fait que la notion d'incertitude est un problème inhérent à la modélisation et le diagnostic de l'apprenant dans les EIAH. Pour prendre en compte ces incertitudes, nous proposons une approche de diagnostic de l'état de compétences de l'apprenant tout en quantifiant l'incertitude. Nous allons détailler cette notion ainsi que ses différents types, formes et origines dans les EIAH.

3.2.1 La classification des incertitudes

Dans la littérature nous distinguons deux types d'incertitude, l'incertitude aléatoire et l'incertitude épistémique [OBERKAMPF et al. 2004] :

- incertitude aléatoire ou appelée aussi incertitude de variabilité, provient du caractère aléatoire de l'information du à une variabilité naturelle résultant de phénomènes aléatoires (ne peut pas prédire avec certitude son résultat). Par exemple, un exercice à été évalué par deux expert montre une différence dans la note d'évaluation obtenue ;
- incertitude épistémique provient nécessairement de l'incomplétude ou du manque d'information. Par exemple, le manque d'information sur le comportement de l'apprenant dans les EIAH indique des incertitudes sur l'état de connaissances de ce dernier.

Dans les EIAH, ces incertitudes peuvent provenir de différentes sources, et se présentent selon différentes formes. Selon [EPP et BULL 2015], nous pouvons synthétiser et décrire les formes et les sources de cette notion comme suit :

1. **infidélité** : cela concerne la différence entre ce qui a été observé et la réalité. Cette forme d'incertitude peut provenir de plusieurs sources, essentiellement les erreurs potentielles telle que l'intention de l'apprenant. Par exemple, cliquer accidentellement sur la mauvaise réponse dans un test à choix multiples. Par ailleurs, l'infidélité peut s'accroître à cause de la complexité de l'interaction apprenant-tuteur. En effet, plus cette interaction est complexe et non directive plus le degré d'infidélité autour du comportement de l'apprenant est fort ;
2. **imprécision** : comprend l'erreur standard de mesure ainsi que la granularité à laquelle les informations peuvent être suivies ou mesurées. Par exemple, dans un test, une note

sous forme d'un pourcentage (87) aurait plus de précision qu'une note en lettres (A) ;

3. **incomplétude** : certaines informations récoltées sur l'apprenant sont incomplètes. De ce fait, le système peut raisonner et faire des inférences sur des informations incomplètes, par exemple les notions du cours dont l'apprenant n'a pas été déjà évalué ;
4. **subjectivité de jugement** : il s'agit de la subjectivité d'une source de données ou des déductions qui sont faites sur les données, ainsi que de la fiabilité de la source de données ou de l'agent qui effectue les déductions. Dans le contexte éducatif, cela peut concerner la personne qui effectue une évaluation. Par exemple, on peut faire confiance à l'évaluation d'un enseignant plutôt qu'à celle d'un pair lorsque des environnements d'apprentissage améliorés par la technologie permettent d'effectuer des évaluations par les pairs ;
5. **invalidité** : cela concerne l'utilité et la crédibilité des données pour l'objectif visé. Par exemple, les commentaires de l'enseignant qui sont liés à une rubrique peuvent sembler plus valables pour un étudiant que les commentaires d'un pair qui ne sont pas liés à la rubrique du devoir ;
6. **actualité des informations** : en général, les informations les plus récentes constituent une mesure plus fiable des capacités d'un apprenant que les anciennes informations. Certains systèmes de modélisation effectuent une moyenne pondérée des activités des étudiants, les activités les plus récentes ayant plus de poids afin de tenir compte de l'incertitude qui peut être due à l'actualité. D'autres systèmes traitent ce problème en calculant la moyenne des mesures de performance et en fournissant des informations sur l'évolution de la performance de l'apprenant dans le temps ;
7. **incohérence statistique** : il s'agit du désaccord sur les preuves obtenues. Par exemple, les apprenants peuvent avoir une mauvaise performance lors d'une évaluation à cause d'une perturbation, bien qu'ils aient normalement de bonnes performances. Comme pour l'actualité, certains systèmes effectuent également différents types d'agrégation pour tenir compte de la variance de la performance de l'apprenant.

S'ajoutent à ces sources d'incertitude le problème de la complexité du domaine d'application et la nature des composantes du domaine. Lorsqu'il s'agit d'un domaine complexe où la résolution des situations d'apprentissage accepte plusieurs démarches avec différentes compétences, le degré d'incertitude autour du comportement de l'apprenant devient très important.

3.2.2 Bilan

Dans cette section, nous nous sommes particulièrement intéressés à la notion d'incertitude dans les EIAH. Nous avons constaté que l'incertitude est un problème inhérent au processus de modélisation de l'apprenant. Nous avons recensé dans la littérature deux types d'incertitude, l'incertitude épistémique qui renvoie à l'incertitude due au manque d'information et l'incertitude aléatoire qui renvoie à l'incertitude due à la variabilité des phénomènes aléatoires. Ces incertitudes peuvent provenir de différentes sources et se présentent à plusieurs formes.

De multiples approches ont été proposées pour gérer ces incertitudes, telles que les réseaux bayésiens ou encore la logique floue. Dans la section suivante, nous présentons quelques ap-

proches de l'intelligence artificielle utilisées pour gérer les incertitudes autour du comportement de l'apprenant dans les EIAH tout en mettant en exergue les avantages et les limites de chacune de ces approches.

3.3 Les approches utilisées face à l'incertitude

Dans la littérature plusieurs approches ont été proposées pour gérer les incertitudes dans le processus de diagnostic de l'apprenant, nous présentons ces approches dans les sous-sections suivantes.

3.3.1 Les réseaux bayésiens

Un réseau bayésien (appelé aussi réseau probabiliste) est un graphe orienté acyclique où les nœuds de ce graphe représentent des variables aléatoires et les arcs expriment les liens (l'influence/l'interdépendance/ causalité) entre les variables. Chaque nœud a sa table de probabilité conditionnellement à ses parents (selon les arcs) dans le graphe [GONZALES et WUILLEMIN 1998].

Diagnostiquer les connaissances ou les compétences de l'apprenant dans un EIAH en utilisant les réseaux bayésiens consiste à attribuer une probabilité à des concepts du domaine (connaissance, compétence) à partir des interactions de l'apprenant avec le système [PY et HIBOU 2006]. Cette probabilité représente généralement le degré de maîtrise de ce concept par l'apprenant. De nombreux travaux de l'état de l'art utilisent des réseaux bayésiens, pour le processus de diagnostic de l'apprenant dans les EIAH. Nous choisissons de représenter en exemple deux travaux réalisés dans ce cadre.

1. Le modèle de TELEOS [LUENGO et al. 2006]

Technology Enhanced Learning Environment for Orthopaedic Surgery est un environnement d'apprentissage conçu pour l'apprentissage de la chirurgie orthopédique. Cet environnement dispose d'un module de diagnostic qui s'appuie sur la combinaison d'un modèle sémantique sous la forme d'ontologies et un réseau bayésien de type diagramme d'influence. L'objectif de cet environnement est de permettre aux jeunes chirurgiens de s'exercer à des gestes précis. Il est constitué de trois modèles :

- modèle de connaissances du domaine;
- modèle de diagnostic;
- modèle de décision.

Le modèle de connaissances de TELEOS s'appuie sur la théorie des champs conceptuels de [VERGNAUD 1990] et décrit par les quatre ensembles :

- Un ensemble de problèmes \mathbf{P} ;
- Un ensemble \mathbf{R} d'opérateurs (ou actions) servant à la résolution d'un problème;
- Un ensemble Σ de structures de contrôles (ou connaissances déclaratives);

- Un ensemble **L** de systèmes de représentation utilisés au cours de la résolution d'un problème.

Les concepts du domaine sont liés par des relations de dépendance, la résolution d'un problème **P** nécessite l'application valide de l'ensemble des opérateurs associés **R**. Ainsi, l'application valide des opérateurs **R** nécessite l'utilisation des contrôles associés. Lors de la résolution du problème **P** si les traces de l'apprenant sont jugées correctes alors le contrôle est valide. La Figure 3.5 représente un extrait du modèle de connaissances.

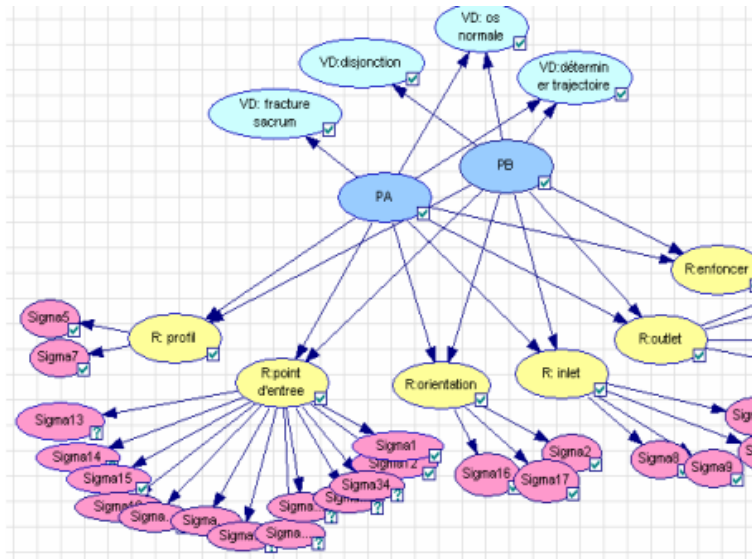


FIGURE 3.5 – Le modèle de connaissances

Dans cet EIAH, le modèle de connaissances de l'apprenant est une extension du réseaux bayésiens de référence. Chaque élément de connaissance lié à un problème est doté d'un vecteur de probabilité. Ce vecteur est mis à jour par les traces d'interaction de l'apprenant (cf. figure 3.7).

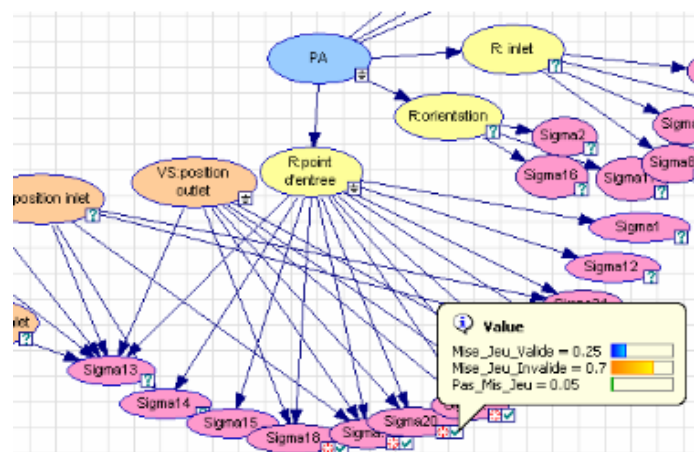


FIGURE 3.6 – Le modèle de diagnostic

Le résultat de ce processus de diagnostic permet au modèle de décision d'identifier les rétroactions les plus pertinentes. Cette identification concerne l'item de connaissance

diagnostiquer et aussi le type de rétroaction.

2. Le modèle de Muse-Logique [TATO et al. 2016]

Muse-Logique est un environnement informatique (tuteur intelligent) créé pour le développement des compétences en matière de raisonnement déductif, il s'appuie sur la combinaison des expertises logiques, psychologiques (les processus de raisonnement déductif) et informatiques.

Muse-Logique comporte trois modèles principaux à savoir, le modèle tuteur, le modèle apprenant et le modèle expert. Ce dernier met en œuvre un modèle de compétences et un modèle de connaissances en matière de raisonnement logique .

La figure 3.7 représente les différentes dimensions du modèle de l'expert.

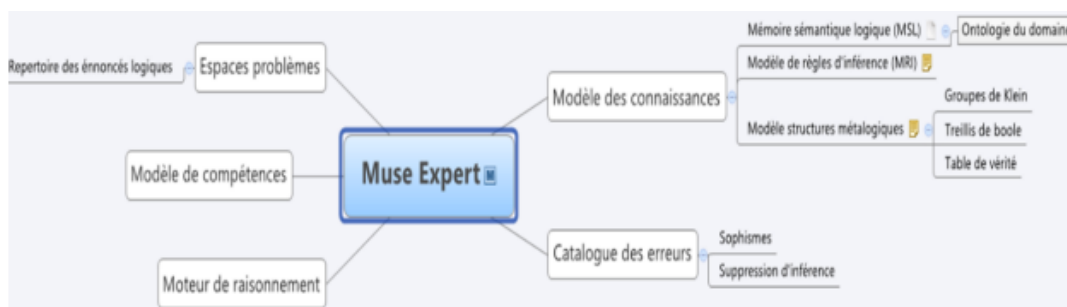


FIGURE 3.7 – Le modèle de l'expert Muse-Logique

Grâce à ce modèle qui regroupe l'expérience et la méta-connaissance des experts du domaine, le tuteur peut sélectionner le système logique le plus pertinent qui doit être utilisé dans une situation problématique donnée ainsi que le degré d'expressivité nécessaire.

Le modèle apprenant de cet environnement d'apprentissage comporte plusieurs dimensions (cf.figure 3.8)

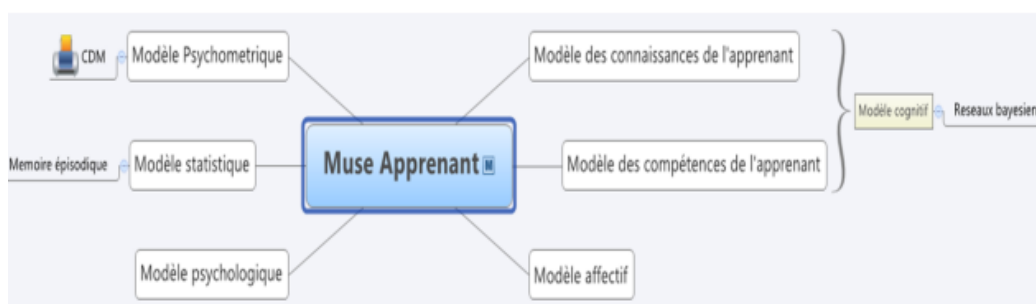


FIGURE 3.8 – Le modèle de l'apprenant Muse-Logique

Pour déterminer l'état cognitif de l'apprenant tout en considérant les incertitudes autour du comportement de l'apprenant, Muse-Logique développe un processus de diagnostic qui s'appuie sur un réseau bayésien. Ce réseau bayésien est capable non seulement de déterminer l'état cognitif de l'apprenant mais aussi de prédire le comportement de

l'apprenant dans les situations d'apprentissage futures en utilisant les interactions précédentes de l'apprenant avec le système.

Ci- dessous une partie du modèle de l'apprenant Muse-Logique pour des compétences en raisonnement déductif (cf.figure 3.9).



FIGURE 3.9 – Partie du modèle de l'apprenant Muse-Logique

Dans ce modèle Il existe deux types de nœuds :

- **Skills nodes** : représentent toutes les compétences impliquées dans l'apprentissage du raisonnement déductif, elles ont une probabilité continue entre 0 et 1 qui correspond à la non-acquisition et l'acquisition de la compétence par un apprenant.
- **Evidences nodes (items nodes)** : contenant les preuves, qui représentent les réponses des apprenants aux exercices. Ces nœuds sont représentés par une variable aléatoire Q avec une distribution de probabilité. Q = 1 signifie que l'apprenant a répondu correctement à l'exercice, Q = 0 signifie que la réponse est incorrecte.

la structuration et l'initialisation de ce modèle ont été réalisées par les experts du domaine conformément à la théorie sous-jacente du développement du raisonnement (les experts du domaine). L'état cognitif de l'apprenant est continuellement mis à jour à chaque fois que l'apprenant donne une réponse à une étape du problème. En utilisant cette réponse de l'apprenant, le modèle prédit l'état cognitif de l'apprenant pour d'autres concepts du domaine. Le tuteur s'appuie sur ces prédictions afin de choisir les exercices appropriés pour chaque apprenant.

Comme nous l'avons indiqué précédemment, les réseaux bayésiens sont une des approches de l'intelligence artificielle les plus utilisées pour la gestion des incertitudes dans le domaine de diagnostic des apprenants dans les EIAH. En revanche, malgré son efficacité, cette approche ne répond pas entièrement à nos besoins dans le cadre de la construction d'un module de diagnostic de compétence de l'apprenant. En effet, le focus majeur de notre module de diagnostic est de représenter les différentes formes d'incertitude dans le processus de diagnostic telle que l'ignorance qu'a le système sur l'état de compétence de l'apprenant, ce qui est diffi-

cile avec les réseaux bayésiens. En effet, comme les approches probabilistes classiques pour les réseaux bayésiens, le concept d'équi-probabilité est identique au concept d'ignorance totale. Par ailleurs, cette approche ne fait pas la différence entre le cas où les probabilités sur les hypothèses du domaine sont équiprobables et le cas où le système ignore l'état des hypothèses du domaine.

De plus, les réseaux bayésiens ont le problème majeur de devoir être initialisés (attribuer des probabilités initiales aux concepts du domaine) ce qu'est très difficile pour l'expert et nécessite de disposer d'une quantité suffisante d'informations, la collection de ces informations est souvent une tâche ardue pour les concepteurs du système étant donné l'effort considérable nécessaire.

3.3.2 La logique floue

D'autres travaux dans le cadre du diagnostic de l'apprenant dans les EIAH utilisent la logique floue. Cette approche s'appuie sur des "valeurs ou degrés de vérité" sous la forme de chiffres réels compris entre 0 et 1. Contrairement à la classique logique booléenne qui repose sur deux valeurs "vrai ou faux" (1 ou 0), la logique floue admet la possibilité de vérités partielles, situées entre les deux extrêmes 0 et 1, en utilisant la notion de fonction d'appartenance. Cette approche a été formulée pour la première fois par le mathématicien Lotfi Zadeh [Lotfi Aliasker ZADEH 1965], dans le cadre de ses recherches sur la compréhension du langage naturel par les ordinateurs.

Dans la sous-section suivante, nous présentons deux modèles qui s'appuient sur la logique floue pour le processus de diagnostic de l'apprenant

1. Le modèle de [HUAPAYA 2012]

[HUAPAYA 2012] est un modèle pour le diagnostic cognitif de l'apprenant dans un EIAH qui s'appuie sur la théorie de la logique floue. Ce modèle a été intégré dans le cours d'analyse numérique de l'université "Faculty of Engineering" (UNMDP) pendant les années 2010 et 2011. Le processus de diagnostic de ce modèle vise à estimer le niveau de connaissance atteint par l'apprenant à la fin de son processus d'apprentissage (la fin du cours). Pour cela, il s'appuie sur l'analyse des interactions précises de l'apprenant avec le système. Ces interactions sont présentées sous la forme de trois variables linguistiques :

- **La progression de l'apprenant** : cela concerne l'évolution de l'apprenant pendant le processus d'apprentissage. Cette évolution s'exprime par le changement dans les notes d'évaluation de l'apprenant pendant le processus d'apprentissage. Cette variable est calculée sur la base des notes de tests enregistrées de chaque apprenant en tenant compte de leurs chronologie. Par exemple, la croissance des notes d'évaluation de l'apprenant indique l'amélioration de l'état cognitif de l'apprenant. Cette variable peut prendre une des trois valeurs linguistiques "croissant, stable et décroissant" ;
- **La réussite de l'apprenant dans les tests** : il s'agit de l'information la plus pertinente pour le module de diagnostic. Les résultats des tests sont stockés dans le système. le niveau de réussite peut être non satisfaisant, satisfaisant ou très satisfaisant ;

- **Le niveau de l'apprenant** : consiste à mesurer les performances de l'apprenant en référence aux performances d'autres apprenants pour le même cours. Cette variable peut être "Au-dessous de la moyenne, Autour de la moyenne ou Au-dessus de la moyenne".

Le processus de diagnostic :

Nous décrivons en bref les différentes étapes de ce processus (cf.figure 3.10).

- (a) **Fuzzification** : consiste à transformer les variables linguistiques d'entrée (indiquées précédemment) en des variables floues ;
- (b) **L'inférence floue** : faire des inférences sur l'ensemble flou des entrées en utilisant une base de règles floues prédéfinies par le module de diagnostic ;
- (c) **Défuzzification** : consiste à retourner le résultat de ce processus sous forme de variable linguistique.

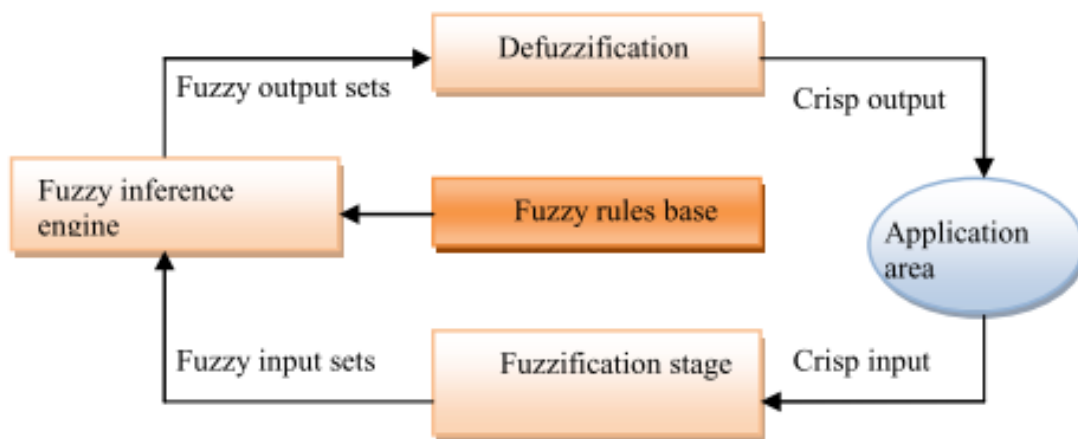


FIGURE 3.10 – Processus de diagnostic

Comme nous l'avons indiqué plus haut, l'état de connaissances de l'apprenant déterminé est sous la forme d'une variable linguistique qui prend ses valeurs dans l'ensemble Faible, Moyen, Elevé. Le niveau estimé sert à guider l'évaluateur et l'aider à prendre ses décisions.

2. le modèle de [SANI et al. 2015]

Ce modèle vise le diagnostic de connaissances de l'apprenant dans AC-ware Tutor[GRUBISIC 2012], un environnement pour l'apprentissage de l'informatique. Le processus de diagnostic de connaissances de l'apprenant s'appuie sur les résultats des tests d'évaluation de chaque apprenant pour les connaissances du domaine . Ces résultats ainsi que les concepts du domaine sont regroupés dans un modèle sous la forme d'une ontologie.

Le modèle de diagnostic prend en entrée ces résultats d'évaluation pour chaque apprenant, ensuite en s'appuyant sur le processus de la logique floue décrit précédemment (fuzzification, inférence logique et défuzzification), il détermine l'état de connaissances de l'apprenant pour chaque concept. Cet état représente une variable linguistique

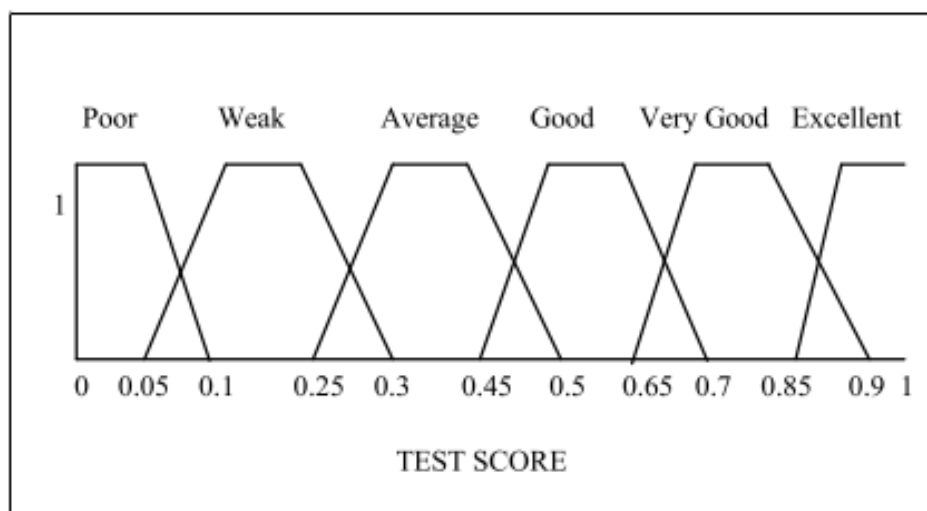


FIGURE 3.11 – Le modèle de l'apprenant FLS1

qui prend ses valeurs dans l'ensemble [Poor, Weak, Average, Good, Very Good, Excellent] (cf. figure 3.11).

une partie de modèle de l'apprenant déterminée par ce processus de diagnostic est présentée dans la figure 3.13

Concept (Dc)	Fuzzy Term	Membership Deree
App Sofstware	Average	1.0
Arith Operation	Poor	1.0
Arith Log Unit	Average	1.0
Assembler	Poor	1.0
Basic	Poor	1.0
C	Weak	1.0
Central Unit	Good	1.0
Central Proc Unit	Good	1.0
Device for Comm	Excellent	1.0

FIGURE 3.12 – Une partie du modèle de l'apprenant

Comme nous l'avons indiqué précédemment, la logique floue est une des approches populaires dans le cadre de la gestion des incertitudes dans le processus de diagnostic de l'apprenant dans les EIAH. Cependant, comme les réseaux bayésiens, cette approche ne répond pas entièrement à nos perspectives de représenter les différentes formes d'incertitude dans le processus de diagnostic de compétences de l'apprenant tels que le conflit et les incohérences contenues dans le modèle de l'apprenant. En effet, avec cette approche on peut utiliser et fusionner des informations issues de différentes sources d'information mais sans pouvoir souligner l'éventuel conflit ou incohérence entre ces sources d'information.

3.3.3 Approche hybride

D'autres chercheurs ont proposé de combiner plusieurs approches pour gérer les incertitudes dans le processus de diagnostic. Nous présentons un de ces modèles dans la sous-section suivante.

Le modèle de FB-ITS[ERYILMAZ et ADABASHI 2020]

FB-ITS est un tuteur intelligent dédié à l'apprentissage d'Excel pour les étudiants de première année informatique de "Atilim University". Ce tuteur adopte une approche hybride qui combine la logique floue et les réseaux bayésiens pour le diagnostic de l'état de connaissances de chaque apprenant afin d'améliorer la personnalisation des apprentissages et favoriser la progression des apprenants (cf.figure 3.13).

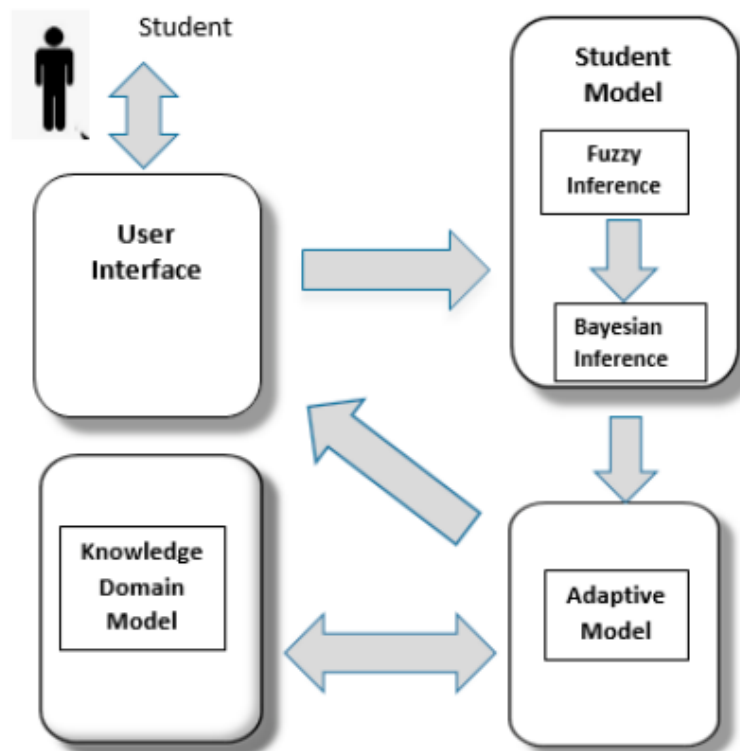


FIGURE 3.13 – L'architecture de FB-ITS

L'objectif majeur du module de diagnostic de ce tuteur est de suivre l'évolution des connaissances de chaque apprenant et d'identifier leurs acquis et les concepts du domaine qu'ils sont prêts à apprendre. Pour ce faire, le processus de diagnostic s'appuie sur deux phases : la détermination de la performance de l'apprenant en utilisant la logique floue et la prédiction de l'état de connaissances de l'apprenant en utilisant le réseau bayésien (cf.figure 3.14)



FIGURE 3.14 – Le modèle de diagnostic FB-ITS

1. La logique floue :

Dans cette phase le module de diagnostic vise à déterminer la performance de l'apprenant pour des concepts du domaine précis selon les informations qu'a le tuteur sur les interactions de l'apprenant avec ces concepts. Ces informations sont les résultats d'évaluation de l'apprenant dans deux tests proposés par le tuteur. Le premier est un pré-test proposé à chaque apprenant avant d'entamer la session d'apprentissage afin de mesurer ses prérequis. Quant au deuxième c'est un test final proposé aux apprenants à la fin de la session d'apprentissage. Ces informations sont transformées par des règles floues définies par les experts à des variables linguistiques (cf. figure 3.15).

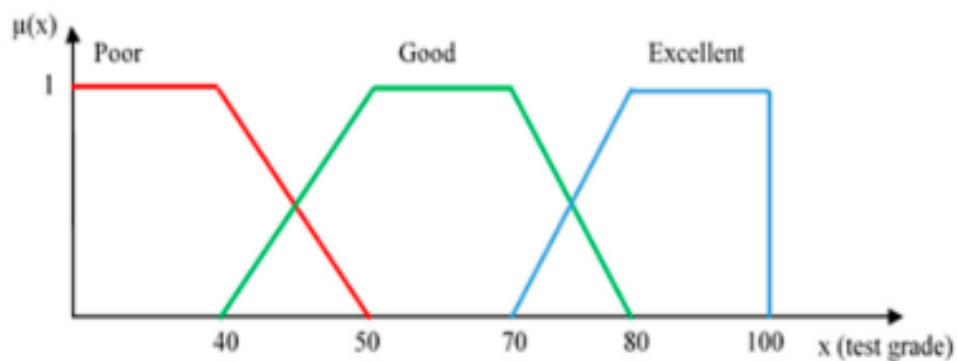


FIGURE 3.15 – Les variables d'entrées de processus de diagnostic

Ces variables linguistiques sont utilisées par la suite par une autre base de règles floues afin de déterminer la performance de l'apprenant qui s'exprime aussi sous la forme d'une variable linguistique (cf. figure 3.16).

La performance déterminée de l'apprenant est mise à jour automatiquement à chaque interaction de l'apprenant avec le système grâce à une base de règles d'inférence logique prédéfinies par les experts du domaine.

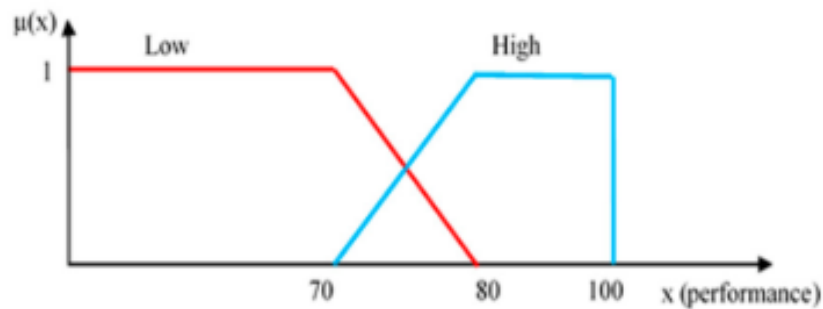


FIGURE 3.16 – La performance de l'apprenant

2. le réseau bayésien :

L'objectif de cette phase est de prédire l'état de connaissances de l'apprenant pour les concepts reliés à ceux déjà évalués en utilisant la performance de l'apprenant déterminée par la logique floue. Pour ce faire, cette phase s'appuie sur un réseau bayésien composé de 11 noeuds qui représentent les notions du cours Excel (cf figure 3.17),

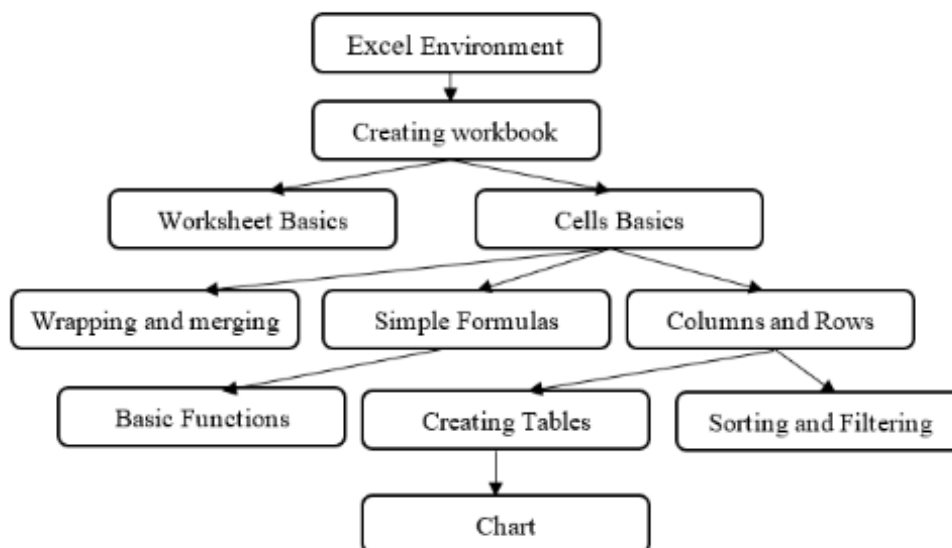


FIGURE 3.17 – Réseau bayésien implémenté dans FB-ITS

les concepts du domaine sont reliés entre-eux par une relation de précédence, chaque concept du domaine possède une ou plusieurs notions prérequis. Ce modèle est initialisé par l'expert du domaine. Pour prédire l'état d'une connaissance pas encore évaluée, le réseau bayésien utilise l'état de performances de l'apprenant pour les concepts reliés à cette dernière

L'objectif des auteurs de ce modèle était d'aider les apprenants à progresser dans leur apprentissage. Pour cela, ils avaient besoin de bien cerner les performances et les lacunes de chaque apprenant. Pour répondre à ce besoin, les auteurs ont choisi d'utiliser une approche de diagnostic hybride qui combine la logique floue et les réseaux bayésiens. L'évaluation de ce

modèle a montré des résultats satisfaisants en termes de l'amélioration de la progression des apprenants. En revanche, en plus des limites des deux approches (la logique floue et les réseaux bayésiens) décrits précédemment, ce modèle considère que l'état des connaissances de l'apprenant est binaire, donc une connaissance est soit acquise, soit non acquise, ce qui n'est pas toujours le cas en considérant l'incertitude autour de résultats d'évaluation sur lesquels repose le processus de diagnostic de l'apprenant.

3.3.4 La théorie des fonctions de croyance

Contrairement à la logique floue et les réseaux bayésiens, cette approche est peu utilisée dans le cadre du diagnostic de l'apprenant malgré son intérêt pour la modélisation et la gestion de différentes formes d'incertitude dans l'information. Nous décrivons en détail cette approche dans le prochain chapitre. Nous présentons dans la sous-section suivante un des modèles de diagnostic qui nous a inspiré dans notre travail de recherche.

Le modèle TAILOR de [CARPENTIER 2015]

Dans ses travaux de recherche qui concerne la scénarisation personnalisée dynamique dans les environnements virtuels pour la formation, CARPENTIER 2015 propose un modèle pour le diagnostic des connaissances de l'apprenant. Ce modèle de diagnostic est composé d'une base de connaissances et un modèle de décision (cf figure 3.18)

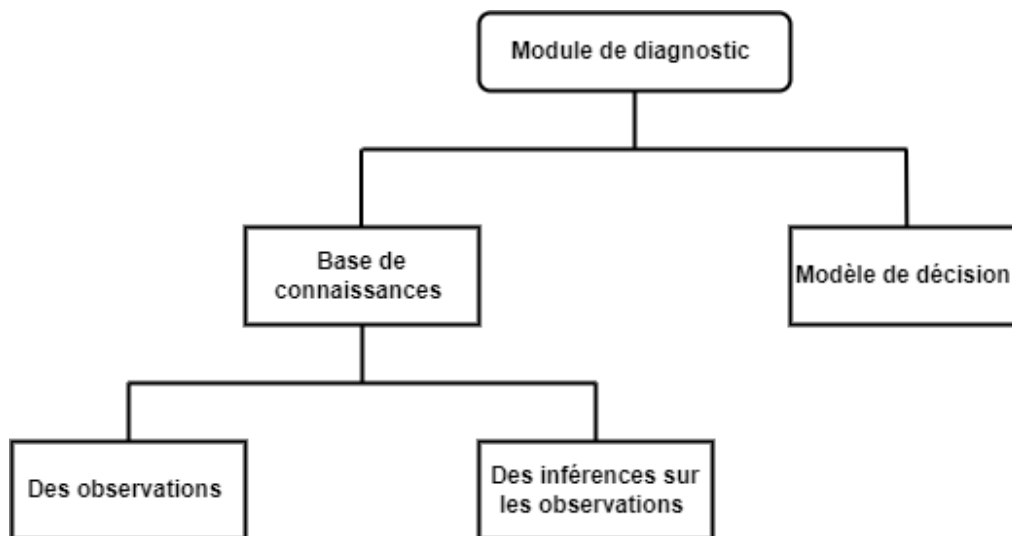


FIGURE 3.18 – Le module de diagnostic de [CARPENTIER 2015]

Dans ce modèle, la base de connaissances représente l'ensemble des connaissances sur l'apprenant. Elle se constitue à la fois des connaissances issues de l'observation directe de l'apprenant et des connaissances inférées à partir de ces observations. Quant au modèle de décision, il contient un jeu de contraintes conditionnées par un objectif scénaristique.

Le processus de diagnostic de ce modèle s'appuie sur le modèle des croyances Transférables (MCT)[SMETS et KENNES 1994]. Ce dernier permet la fusion de différentes informations sur l'apprenant issues de sources hétérogènes tels que les résultats des évaluations faites par les formateurs ou d'une auto-évaluation, les demandes d'assistance de la part de l'apprenant,

les capteurs physiologiques (rythme cardiaque, électro-encéphalographie, etc.) tout en considérant l'éventuel conflit résultant.

Le modèle de l'apprenant obtenu est représenté sous la forme d'un couple situation d'apprentissage et l'état de l'apprenant pour cette situation. En effet, le modèle du domaine est représenté par des classes de situations d'apprentissage, chaque classe est identifiée par un ensemble de descripteurs qui généralise tous les variants qui permettent de distinguer une classe de situations d'une autre. Il s'agit de :

- Variables cognitives : L'ensemble des variables de l'état du monde qui sont déterminantes dans le déroulement d'une tâche;
- Compétences : L'ensemble des savoir-faire nécessaires à la résolution d'une situation;
- Critères de performances : L'ensemble des critères nécessaires pour la réussite d'une situation d'apprentissage;
- Tâches : l'ensemble des tâches nécessaires pour la résolution d'un problème/

le processus de diagnostic de ce module s'appuie sur 5 phases :

- La fusion sans conflit des informations et les inférences pour obtenir des croyances sur l'état de la connaissance de l'apprenant par rapport aux situations d'apprentissage du domaine;
- La révision de croyances à chaque interaction de l'apprenant avec le système;
- La propagation de croyances entre les situations d'apprentissage du domaine selon la loi de la zone proximale de développement;
- La fusion avec conflit de croyances attribuées à une situation issue de sources hétérogènes.

Par rapport aux modèles de diagnostic décrits précédemment, ce modèle offre une meilleure prise en compte de toutes les formes d'incertitude telles que l'ignorance, l'imprécision et le conflit. En revanche, ce modèle n'exploite pas les interactions entre les concepts du domaine afin de prédire l'état de l'apprenant pour les concepts dont le système ne dispose pas d'information.

3.3.5 Bilan

Dans cette section, nous avons fait une revue de littérature des approches de l'intelligence artificielle utilisées pour la gestion des incertitudes dans le processus de diagnostic de compétences et de connaissances de l'apprenant, et nous avons présenté en particulier quelques systèmes de diagnostic de l'état de l'art qui mettent en jeu ces approches tout en mettant en exergue les différentes limites de chaque approche. L'analyse des systèmes informatiques de l'état de l'art nous a permis de positionner notre approche de diagnostic.

3.4 Conclusion

Nous nous sommes intéressés dans ce chapitre au processus de diagnostic dans les EIAH. Nous avons dans un premier temps clarifié ce concept en faisant la distinction entre ce dernier et le processus d'évaluation. Puis, nous avons discuté de l'intégration de ce processus dans les EIAH tout en détaillant les différentes étapes de ce processus.

Notre problématique étant la prise en compte des incertitudes dans le processus de diagnostic de compétences de l'apprenant, nous nous sommes intéressés dans un second temps aux incertitudes autour du comportement de l'apprenant. Nous avons constaté qu'il existe différentes sources et formes d'incertitude autour du comportement de l'apprenant dans les EIAH. D'ailleurs, une des sources majeures d'incertitude est que la relation apprenant-tuteur est souvent non directive.

Au travers de l'état de l'art, nous avons vu que les réseaux bayésiens et la logique floue sont les approches les plus utilisées pour la gestion des incertitudes dans le processus de diagnostic. Nous avons analysé quelques modèles qui s'appuient sur ces deux approches et nous avons décrit les limites de ces approches en termes de la complexité, de la construction du modèle de diagnostic et la gestion des différentes formes d'incertitude. Pour conclure cette revue de l'état de l'art, nous avons présenté un modèle qui nous a beaucoup inspiré dans notre réflexion. En effet, nous avons choisi de considérer la théorie des fonctions de croyances pour le diagnostic de compétences de l'apprenant. L'analyse de ce modèle nous a explicité la richesse de cette théorie qui réside dans le fait qu'elle fournit une structure qui considère les différentes formes d'incertitude telles que l'imprécision, et l'ignorance. En outre, grâce aux différentes règles de fusion proposées dans cette approche, la fusion des informations issues de sources d'information hétérogènes tout en mettant en exergue l'éventuel conflit entre ces informations est envisageable.

Nous décrivons en détail notre approche de diagnostic dans le chapitre suivant.

Chapitre 4

Contribution

Sommaire

4.1 Architecture	43
4.1.1 le modèle du domaine	44
4.1.2 Le module d'évaluation	46
4.1.3 Le module de scénarisation	46
4.1.4 Le module de diagnostic	48
4.2 Le cadre formel	49
4.2.1 Le Modèle des Croyances Transférables	52
4.2.2 Formalisation	55
4.3 Le processus de diagnostic	55
4.3.1 La transformation	57
4.3.2 La révision	60
4.3.3 La propagation	63
4.3.4 La fusion	65
4.3.5 La traduction	67
4.4 Conclusion	67

Notre travail de recherche porte sur le processus de diagnostic dans les EIAH et plus particulièrement sur le diagnostic des compétences de l'apprenant. Ce processus de diagnostic s'appuie sur les notes d'évaluation de l'apprenant pour déterminer dynamiquement l'état des compétences évaluées et prédire l'état des compétences non évaluées de ce dernier. Cette prédiction est guidée par les relations sémantiques entre les compétences du domaine.

A l'instar des traces d'interaction de l'apprenant avec le système, les notes d'évaluation peuvent, dans certains cas, être incertaines, imprécises, ambiguës et parfois contradictoires. Pour établir un diagnostic qui soit le plus fidèle possible et qui permette d'améliorer la personnalisation de l'apprentissage, il est nécessaire de considérer toutes ces imperfections dans le processus de diagnostic. L'étude de la littérature nous a permis de proposer un modèle basé sur la théorie des fonctions de croyance afin de gérer les différentes formes d'incertitude dans le même cadre formel.

Dans ce chapitre, nous décrivons tout d'abord dans la section 4.1 l'architecture dans laquelle s'intègre notre module de diagnostic tout en détaillant les différentes interactions entre les modules. Ensuite, nous justifions le choix du cadre formel et les notions de bases de ce dernier dans la section 4.2. Finalement dans la section 4.3, nous présentons le processus de notre module de diagnostic et ses différentes fonctions.

4.1 Architecture

Dans l'introduction de ce mémoire, nous avons précisé que notre travail de recherche s'inscrivait dans un projet de construction d'un EIAH dédié à l'apprentissage de l'algorithmique qui met en jeu différents modules à savoir, le module d'évaluation, le module de diagnostic et le module de scénarisation. Ces modules s'appuient sur une représentation ontologique du domaine. Dans les sous-sections suivantes, nous donnons un aperçu global de l'architecture interne de l'EIAH tout en présentant les différentes interactions entre ces modules (cf.figure 4.1)

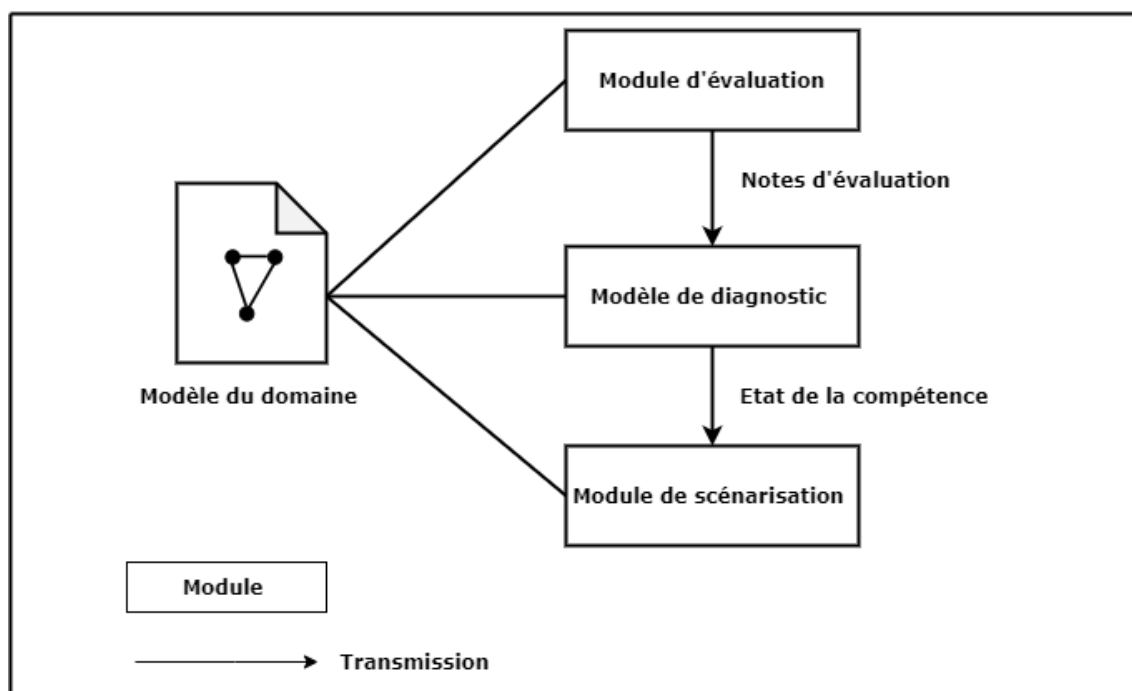


FIGURE 4.1 – Architecture globale

4.1.1 le modèle du domaine

Le modèle du domaine vise à modéliser les différents concepts du domaine d'application. Il s'agit de décrire à la fois les entités qui composent le domaine et les relations qu'elles entretiennent les unes avec les autres. Dans cet EIAH, le domaine est modélisé grâce à une ontologie réalisée par d'autres membres de notre équipe de recherche [BELHAOUES 2016]. Cette ontologie (cf figure 4.2) est organisée autour de trois super-classes :

1. **Classe de notion du domaine** : représente la hiérarchie des notions de base habituellement enseignées dans les cours d'algorithmique. Chaque notion est caractérisée par un nom, un commentaire qui la définit et une ou plusieurs sous-classes s'il en existe. Par exemple, la classe « fonction » est une sous-classe de la classe « structure algorithmique ».
2. **Classe de compétence** : regroupe deux types de compétences
 - **Compétence disciplinaire** : savoir mobiliser et utiliser efficacement des ressources spécifiques à chaque discipline.
 - **Compétence transversale** : savoir mobiliser efficacement des ressources communes aux différents domaines d'apprentissage. Ces compétences peuvent être d'ordres intellectuels, méthodologiques, personnelles et sociales. Elles sont extrêmement importantes dans la réalisation des situations d'apprentissage et sont en constante évolution.
3. **Classe de ressources** : regroupe l'ensemble des exercices et ses solutions utilisés pour le processus d'évaluation.

Ces concepts du domaine sont reliés entre-eux par différentes relations :

- **is-a** : utilisée pour décrire la hiérarchie des concepts. Par exemple : la boucle « for » **is-a** sous-classe de la classe « instructions itératives » ;
- **is-useful-to** : utilisée pour décrire l'utilité d'un concept pour une compétence. Par exemple : le concept « Récursivité » **is-useful-to** la compétence « identifier la structure récursive d'un problème » ;
- **has-for-objective** : relie chaque exercice de la classe ressources à une compétence

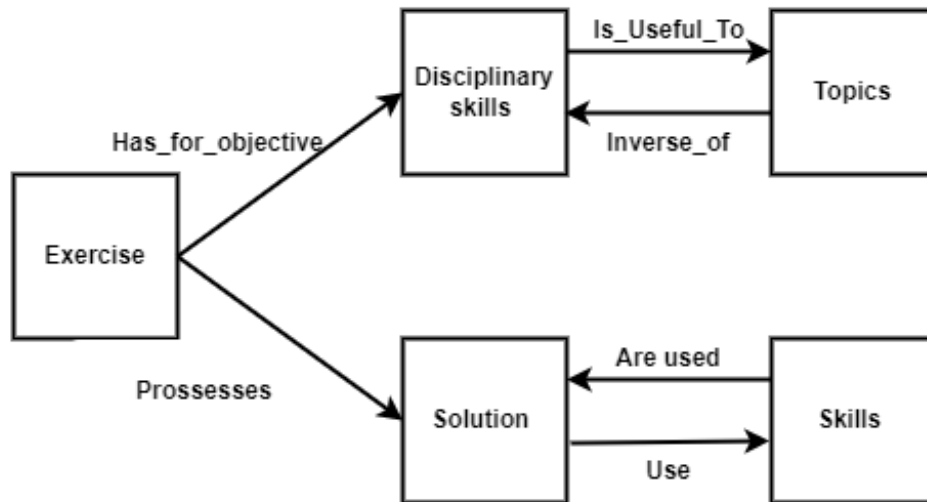


FIGURE 4.2 – L'ontologie AlgoSkills

Pour compléter les connaissances que nous avons sur les compétences (grâce aux liens décrits précédemment), nous proposons d'ajouter la relation sémantique « is-prerequisite » entre les compétences du domaine. Cette relation permet de définir les prérequis nécessaires pour l'acquisition d'une compétence. De plus, elle permet entre autres, d'expliquer pourquoi une compétence n'est pas acquise. Par exemple, une compétence A est prérequis d'une compétence B, cela veut dire que l'acquisition de la compétence A précède l'acquisition de la compétence B. Par ailleurs, si la compétence B est acquise cela veut dire que la compétence A est nécessairement acquise (cf figure 4.3).

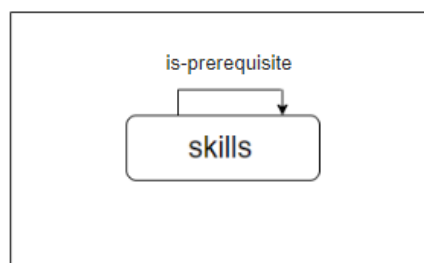


FIGURE 4.3 – La relation sémantique de précédence

4.1.2 Le module d'évaluation

Ce module est responsable de l'évaluation des productions de l'apprenant dans l'EIAH. En effet, chaque apprenant est confronté à une ou plusieurs situations d'apprentissage. Le module d'évaluation évalue la démarche de résolution de cette situation d'apprentissage par l'apprenant. Cette évaluation consiste à comparer la production de l'apprenant avec des solutions déjà prédéfinies par l'évaluateur, sans faire de distinction entre les apprenants. Le résultat de cette comparaison s'exprime par une note numérique attribuée à la compétence évaluée (cf. figure 4.4)

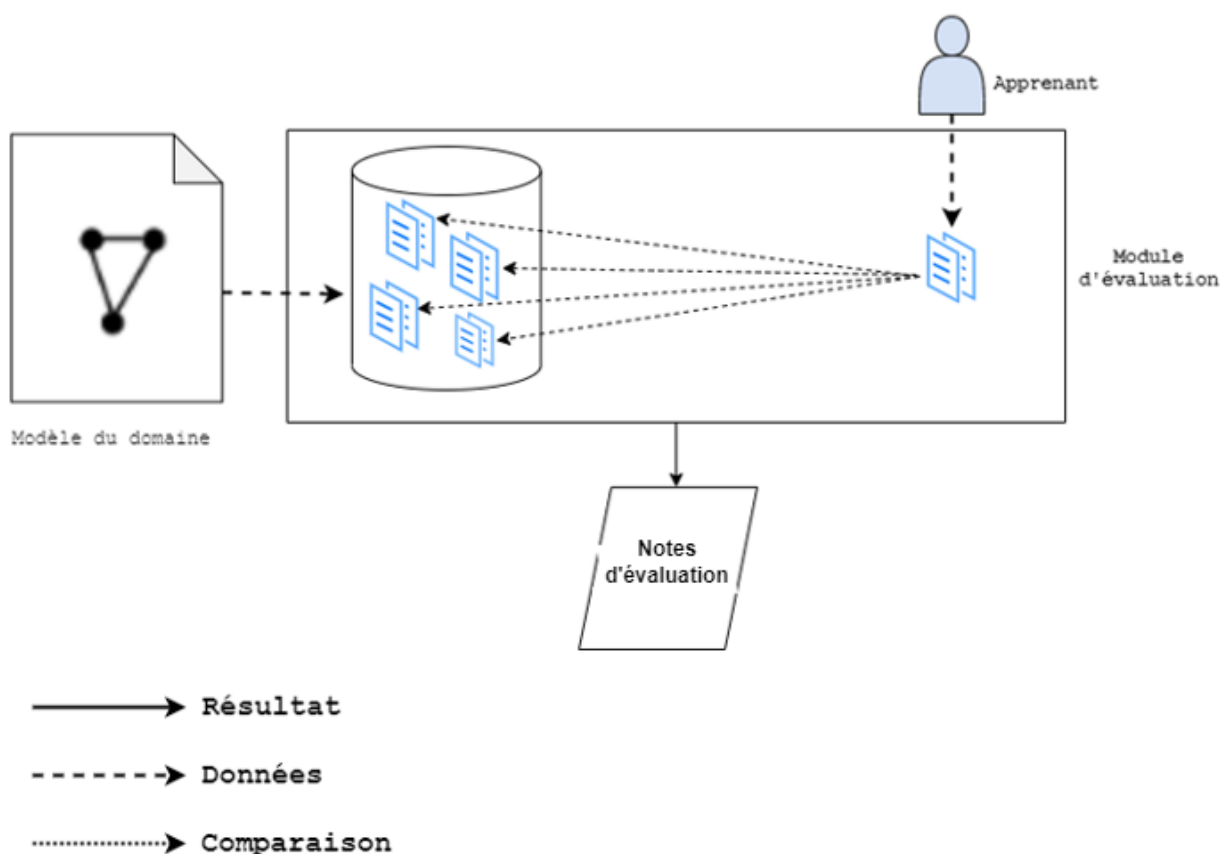


FIGURE 4.4 – Le module d'évaluation

4.1.3 Le module de scénarisation

Avant de décrire le module de scénarisation, nous définissons tout d'abord la notion de scénario dans un contexte d'apprentissage.

Un scénario est un ensemble ordonné d'activités pédagogiques (d'apprentissage ou d'assistance), régies par des acteurs qui utilisent et produisent des ressources ou « objets d'apprentissage » pouvant prendre plusieurs formes (texte, audio ou vidéo narrative). Le scénario d'apprentissage décrit le déroulement, et parfois les objectifs, les étapes, voire les consignes,

les outils et documents utilisés ou à produire. Même si un scénario pédagogique est généralement conçu par un enseignant qui peut être assisté par un ingénieur pédagogique, d'autres acteurs (responsable, tuteur, etc.) peuvent aussi être impliqués dans son élaboration[PERNIN et LEJEUNE 2004].

Un scénario pédagogique vise trois objectifs :

- définir en détail l'activité proposée aux apprenants ;
- spécifier de quelle manière la progression de l'apprentissage sera contrôlée ;
- décrire l'aide fournie tout au long de la progression de l'apprenant.

Dans notre contexte, le module de scénarisation a pour vocation de prévoir le déroulement du processus d'apprentissage, et d'évaluation selon les objectifs d'apprentissage définis préalablement par l'expert et le modèle de l'apprenant. Ce module s'appuie sur les phases suivantes :

- définir l'objectif pédagogique de la formation. Cet objectif peut être divisé en sous-objectifs pour affiner le processus de scénarisation de l'apprentissage ;
- récolter le contenu brut de la formation d'apprentissage. Cela concerne les cours et toutes les informations nécessaires pour le déroulement de la formation. Ce contenu est généralement fourni par l'expert du domaine qui représente dans notre contexte un enseignant. Ces informations sont transformées au concepteur pédagogique qui se charge de l'organisation de ce contenu sous la forme d'une matière pédagogique à scénariser ;
- définir la démarche pédagogique du module de scénarisation selon le profil de l'apprenant. Par exemple, pour un novice, la démarche pédagogique inductive est souhaitable. Cette démarche consiste à proposer à ce dernier une étude de cas, puis un exercice, ensuite des remédiations si cela est nécessaire, et finalement un apport ou un résumé de la notion traitée;
- construire le scénario pédagogique abstrait ;
- élaborer la structure de l'unité d'apprentissage (cf.figure 4.5).

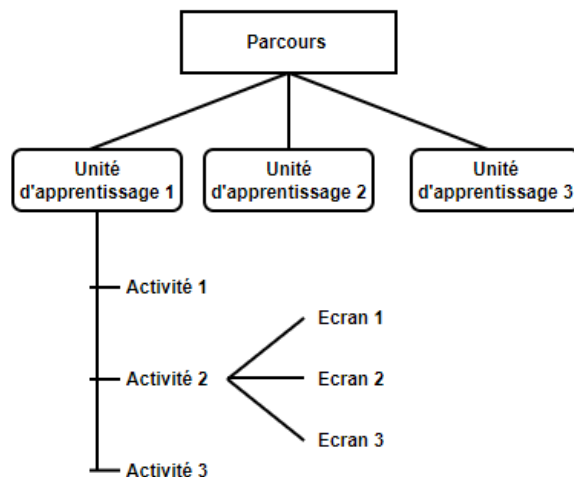


FIGURE 4.5 – Exemple de l'organisation du module de scénarisation

4.1.4 Le module de diagnostic

Dans cette architecture, le module de diagnostic reçoit les résultats retournés par le module d'évaluation (notes d'évaluation). À partir de ces résultats, il génère des croyances sur l'état des compétences de l'apprenant 4.6. L'état d'une compétence peut être :

- **acquise** dans le cas où le système a de fortes croyances sur l'acquisition de la compétence par l'apprenant ;
- **non acquise** dans le cas où le système a de fortes croyances sur la non acquisition de la compétence par l'apprenant ;
- **probablement acquise** dans le cas où le système a des croyances sur l'acquisition de la compétence de l'apprenant plus que des croyances sur la non acquisition de la compétence par l'apprenant ;
- **probablement non acquise** dans le cas où le système a des croyances sur la non acquisition de la compétence de l'apprenant plus que des croyances sur l'acquisition de la compétence par l'apprenant ;
- **indéterminée** dans le cas où le système ignore l'état de la compétence ;
- **conflictuelle** dans le cas où il y a des incohérences dans les croyances sur l'état de la compétence de l'apprenant.

Une fois les croyances générées, elles sont transmises par la suite au module de scénarisation qui se charge de générer les décisions adéquates. Le module de diagnostic constitue la contribution majeure de notre travail de recherche. Nous la détaillons dans la suite de ce chapitre et nous commençons par présenter le cadre formel de ce module qu'est la théorie des fonctions de croyance tout en justifiant le choix de ce cadre.

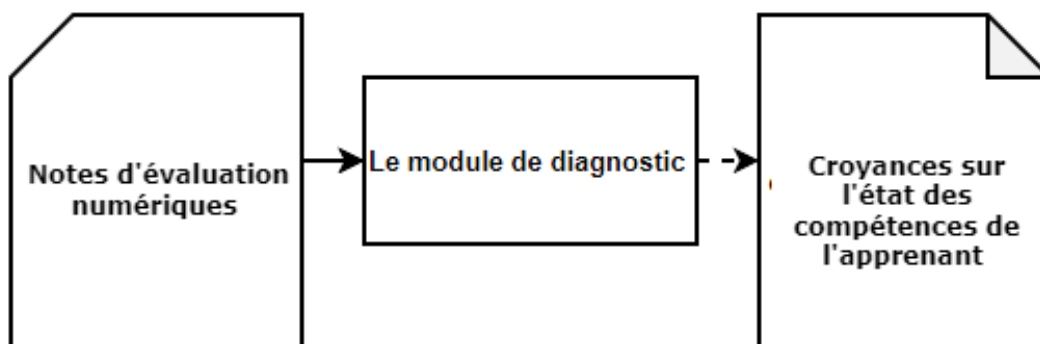


FIGURE 4.6 – Le module de diagnostic

4.2 Le cadre formel

L'objectif du module de diagnostic est de déterminer l'état des compétences de l'apprenant. Pour cela, il s'appuie sur les résultats d'évaluation fournis par le module d'évaluation. Comme nous l'avons précisé précédemment, les résultats d'évaluation sont souvent caractérisés par un certain nombre de défauts. Ils peuvent notamment être incertains, imprécis et parfois incohérents. Par conséquent, il est nécessaire de prendre en compte toutes ces imperfections dans le processus de diagnostic de compétences afin d'affiner de plus en plus les croyances de notre module sur l'état des compétences de l'apprenant. Pour ce faire, nous avons considéré les cadres formels suivants :

1. **La théorie des ensembles** proposée par le mathématicien allemand Georg Cantor. Cette théorie se donne comme primitives les notions d'ensemble et d'appartenance, à partir desquelles elle reconstruit les objets usuels des mathématiques : fonctions, relations, entiers naturels, relatifs, rationnels, nombres réels, complexes. Son formalisme permet de représenter l'imprécision des données. Une information se représente par un ensemble ou un intervalle de valeurs. Par exemple, la note d'évaluation de l'apprenant $\in [14, 20]$;

2. La théorie des probabilités

La théorie des probabilités classique définit la probabilité d'une information comme le rapport entre le nombre de résultats élémentaires favorables à cette information et le nombre total de résultats élémentaires. Cette information est représentée par une mesure de probabilité, définie comme une application $P : 2^\Omega \rightarrow [0, 1]$, vérifiant les deux conditions suivantes :

$$P(\Omega) = 1$$

$$\forall A, B \subset \Omega \quad \text{tels que} \quad A \cap B = \emptyset, \quad p(A \cup B) = P(A) + P(B)$$

Par exemple, $P(\text{état de compétence} = \text{Acquise}) = 0.4$;

Dans la littérature nous trouvons deux approches de la théorie des probabilités :

- l'approche fréquentiste : dans cette approche la probabilité d'une information est définie par la proportion de résultats favorables à cette information dans une expérience infinie de répétitions à l'identique et indépendantes. Par exemple, une pièce

de monnaie est lancée 10 fois. Pour établir l'information concernant la probabilité d'obtenir pile, on compte le nombre de fois où cette pièce tombe sur pile. Supposons que la pièce est tombée 6 fois sur pile, donc la probabilité est égale à $(6/10 = 0.6)$;

- L'approche subjective : dans cette approche la probabilité est définie comme un degré de croyance attribué à la vérité d'une proposition par un individu particulier. Généralement cette croyance est attribuée selon les retours d'expérience de l'individu. Par exemple, le choix d'une équipe gagnante dans une compétition sportive s'appuie souvent sur une probabilité subjective.

La théorie des Probabilités ne permet pas de distinguer l'ignorance totale et l'équiprobabilité de toutes les hypothèses. En effet, dans le cas de l'ignorance totale, la théorie des probabilités utilise une distribution uniforme sur l'ensemble des résultats élémentaires. Ce principe est appelé le principe de la raison insuffisante, selon lequel les résultats élémentaires sont également vraisemblables. [SALLAK, AGUIRRE et SCHON 2013] ;

3. **la théorie des ensembles flous** est une théorie mathématique du domaine de l'algèbre abstraite développée par [Lotfi A ZADEH 1996], Cette théorie permet de manipuler des informations exprimées en langage naturel. Cet objectif nécessitait d'étendre la théorie des ensembles et la logique propositionnelle classique. Un sous-ensemble A d'un référentiel Ω est classiquement défini par les objets qui le composent : un objet x appartient ou n'appartient pas à l'ensemble en question. La proposition logique associée "l'objet x appartient à l'ensemble A est soit vraie, soit fausse. Ce concept d'ensemble classique a été étendu à celui d'ensemble flou en utilisant l'idée d'appartenance partielle. Par conséquent, contrairement à la théorie des ensembles, un élément peut appartenir à plusieurs ensembles simultanément. Cette appartenance est quantifiée par une fonction d'appartenance qui prend ses valeurs dans l'intervalle $[0,1]$. Donc, en plus de l'imprécision, cette théorie permet de représenter l'ambiguïté. Par exemple, l'information concernant l'état de la connaissance de l'apprenant peut être représentée par la fonction d'appartenance suivante :

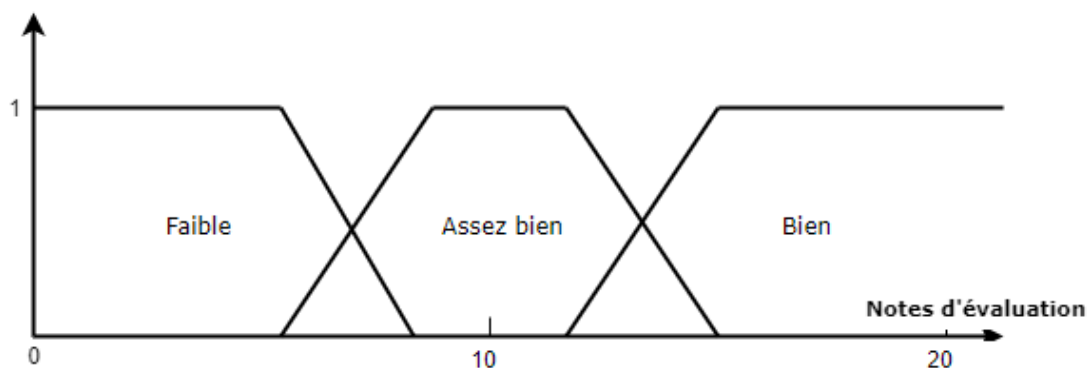


FIGURE 4.7 – Fonction d'appartenance « état de connaissance de l'apprenant »

4. **la théorie des possibilités** est une extension de la théorie des ensembles flous et la logique floue. Cette théorie a été développée notamment par Dubois et Prade [[DUBOIS et PRADE 1998]]. La distribution de possibilité π associée à un ensemble A s'appuie sur la définition donnée dans la théorie des ensembles flous en ajoutant la condition de normalisation suivante : la borne supérieure de π associée à A est égale à 1. Cette condition stipulant qu'au moins un élément (x) de A est possible. Donc, dans cette théorie, l'information sur une variable est représentée par deux valeurs. Une valeur de nécessité $N(x)$, qui quantifie la nécessité de cette information sur Ω tel que :

$$N : 2^{\Omega} \rightarrow [0, 1]$$

$$N(\emptyset) = 0, \quad N(\Omega) = 1, \quad \Pi(A \cap B) = \min(\Pi(A), \Pi(B)) \quad \forall A, B \subset \Omega$$

et une valeur de possibilité $\Pi(x)$, qui quantifie la possibilité de cette information sur Ω :

$$\Pi : 2^{\Omega} \rightarrow [0, 1]$$

$$\Pi(\emptyset) = 0, \quad \Pi(\Omega) = 1, \quad \Pi(A \cup B) = \max(\Pi(A), \Pi(B)) \quad \forall A, B \subset \Omega$$

Par exemple : la note d'évaluation d'un apprenant est comprise entre 14 et 16, avec un degré de possibilité de 0.9 et un degré de nécessité de 0.8 ;

5. **la théorie des fonctions de croyance** connue sous le nom de la théorie de Dempster-Shafer [SHAFER 1976]. Cette théorie généralise toutes les théories précédentes. Elle s'appuie sur l'utilisation des fonctions de croyance qui représentent le degré avec lequel l'ensemble des informations disponibles accrédite l'hypothèse selon laquelle la valeur d'un élément est comprise dans un ensemble, et aucune hypothèse plus spécifique. Cette théorie a deux particularités : contrairement à la théorie des probabilités classiques où $P(A) + p(\bar{A}) = 1$, elle permet d'affecter des masses à des sous-ensembles du cadre de discernement, et non pas uniquement à des singletons. La certitude d'un expert se traduit par une fonction de masse ayant un seul singleton pour élément focal unique. Avec cette fonction de masse, on peut représenter l'incertitude, l'imprécision, l'ignorance et le conflit. Par exemple, $x \in [10, 14]$ avec certitude de 40% cette information est représentée comme suit : $m(x \in [10, 14]) = 0.4, m(\Omega) = 0.6$, où $m(\Omega)$ représente l'ignorance du système.

Nous présentons les relations entre les théories précédentes dans la figure 4.8

L'analyse de ces cadres formels nous a permis de constater que la théorie des fonctions de croyance généralise toutes les théories précédentes, et permet de représenter toutes les formes d'incertitude aléatoire et épistémique. Cela nous a également permis de constater que le cadre des théories probabilistes s'avère insuffisant pour traiter des cas où l'incertitude épistémique est importante, car il ne permet pas de distinguer l'inconnu de l'équiprobable [SALLAK, AGUIRRE et SCHON 2013].

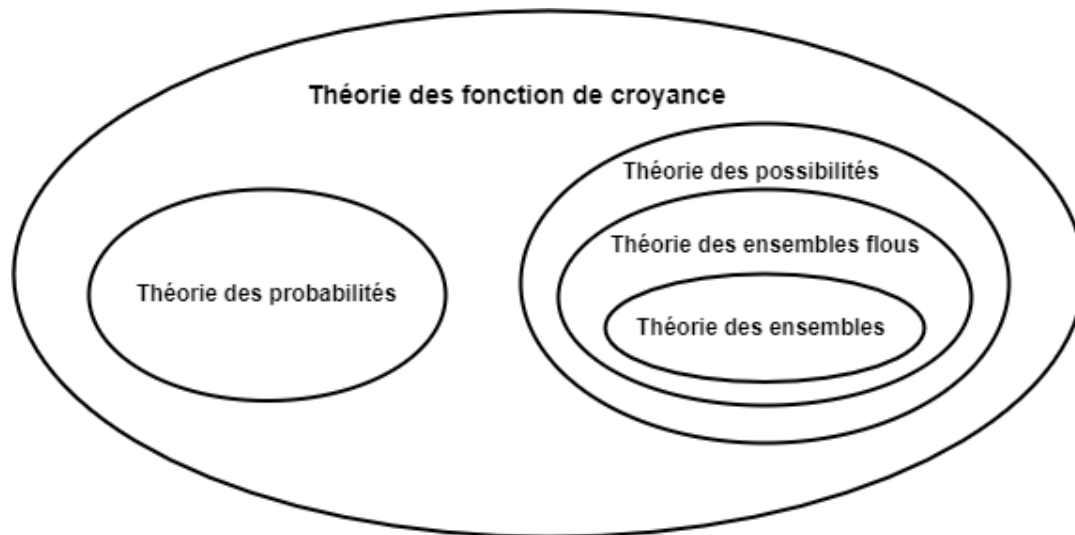


FIGURE 4.8 – Les relations entre les théories

Dans notre approche de diagnostic, pour considérer toutes les formes d'incertitude dans le processus de diagnostic, le cadre formel de la théorie des fonctions de croyance nous paraît pertinent. En effet, ce cadre permet de représenter l'incertitude, l'imprécision, l'incohérence et l'ignorance. Par ailleurs, ce cadre propose différentes règles qui permettent la fusion d'informations issues de différentes sources tout en quantifiant le conflit lorsque cela est pertinent. Nous choisissons en particulier d'utiliser le Modèle des Croyances Transférables (MCT) proposé par [SMETS et KENNES 1994]

Dans la sous-section suivante, nous présentons en détail ce cadre formel, ainsi que les éléments mathématiques associés.

4.2.1 Le Modèle des Croyances Transférables

Dans ce modèle, deux niveaux sont distingués (cf figure 4.9) :

- **le niveau crédal** : concerne la représentation des informations et la manipulation des croyances. Pour cela, il existe deux sous-niveaux : le sous-niveau statique qui se charge de la représentation des informations et le sous-niveau dynamique qui se charge de la manipulation des croyances ;
- **le niveau Pignistique** : concerne la prise de décision grâce à la transformation des fonctions de croyances en des fonctions de probabilité.

Dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance, l'information peut-être représentée par différentes fonctions. Nous choisissons d'utiliser la fonction de masse.

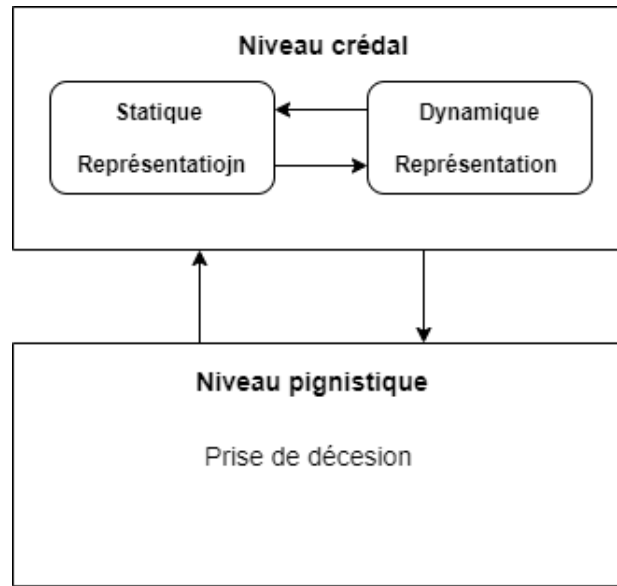


FIGURE 4.9 – Représentation abstraite du Modèle des Croyances Transférables

La fonction de masse :

Soit un problème P pour lequel on cherche une solution. Soit un ensemble fini Ω appelé cadre de discernement et les éléments le constituant sont exclusifs contenant des solutions possibles au problème P .

$$\Omega = \{\omega_1, \dots, \omega_k, \dots, \omega_K\}$$

Une fonction m appelée fonction de masse (bba : basic belief assignment) représente une information imparfaite sur Ω . Cette fonction est définie de 2^Ω à valeurs dans $[0, 1]$ avec comme contrainte :

$$\sum_{A \subset \Omega} m^\Omega(A) = 1$$

La quantité $m(A)$ représente la croyance sur le fait que A contienne la solution du problème de P . Cette part de croyance ne peut pas être allouée à un sous-ensemble de A . On affecte ainsi à l'ensemble des éléments de A une croyance en chacun d'entre eux sans prendre parti pour l'un d'eux. Un ensemble A tel que $m(A) > 0$ est appelé élément focal. A l'origine, [SHAFER 1976] a imposé une contrainte supplémentaire $m(\emptyset) = 0$. Cette contrainte fait référence au monde fermé qui impose l'exhaustivité de l'ensemble Ω . Cette contrainte est relâchée dans le cadre du MCT. Donc, Ω peut être incomplet (monde ouvert). La quantité $m(\emptyset) > 0$ peut alors être interprétée comme la part de croyance dans le fait que la solution du problème P se trouve en dehors de Ω .

Autres fonctions de croyances :

La croyance peut être allouée à d'autres fonctions qui sont liées à la fonction de masse m :

- la fonction de croyance $bel(A)$, aussi appelée crédibilité, quantifie la croyance totale en A et elle est définie par :

$$bel(A) = \sum_{\emptyset \neq B \subset A} m(B) \quad \forall A \subset \Omega$$

Les fonctions m et bel représentent deux facettes de la même information. Par ailleurs, on peut retrouver m à partir de bel en utilisant la transformée de Möbius [DRERSS, TENENBAUM et IWANIEC 1983]. L'implémentation de cette transformation peut être obtenue par de simples calculs matriciels issus des travaux de [SHAFFER 1976],

- la fonction de plausibilité définie par :

$$\begin{aligned} pl(A) &= \sum_{A \cap B} m(B) & \forall A \subset \Omega \\ &= bel(\Omega) - bel(\bar{A}) \\ &= 1 - m(\emptyset) - bel(\bar{A}) \end{aligned}$$

La quantité $pl(A)$ s'interprète comme la part de croyance qui pourrait potentiellement être allouée à A .

- a fonction de communalité est donnée par :

$$q(A) = \sum_{A \subset B} m(B) \quad \forall A \subset \Omega$$

- a fonction d'implicabilité est donnée par :

$$b(A) = \sum_{A \subset B} m(B) \quad \forall A \subset \Omega$$

Toutes ces fonctions représentent la même information mais sous des formes différentes. Le passage d'une fonction à l'autre est obtenue en utilisant des règles de transformation prédéfinies.

Prenons l'exemple de [VANNOORENBERGHE 2003] :

nous avons trois suspects dans une affaire de meurtre

$$\Omega = \{Philippe, Arthur, Laurence\}$$

Au début, sans avoir de connaissances sur la culpabilité des suspects, la fonction de croyance est caractérisée par la fonction de masse appelée la fonction vide

$$m(\Omega) = 1.$$

Cette fonction vide représente l'ignorance qu'a le système sur la culpabilité des suspects.

Ensuite, un témoin dit avoir aperçu la chevelure blonde du meurtrier, et cela ne peut correspondre qu'à deux suspects Philippe, Arthur. Dans ce cas, la fonction de masse prend la forme :

$$m(\{Philippe, Arthur\}) = 1.$$

Finalement, si le témoin a vu le meurtrier Philippe, dans ce cas, la fonction de masse attribue la totalité de la masse de croyance au suspect comme suit :

$$m(\{Philippe\}) = 1$$

Grâce à la généralité de la fonction de croyance et sa grande capacité à gérer des informations incertaines, cette dernière est utilisée dans différents domaines tels que : la reconnaissance des formes, le diagnostic médical, les systèmes d'aides à la décision, etc.

4.2.2 Formalisation

Dans notre contexte, les notes d'évaluation fournies par le module d'évaluation nous donnent des informations sur l'acquisition ou la non-acquisition de la compétence par l'apprenant. Par conséquent, l'application du cadre formel de la théorie des fonctions de croyance se fait tel que pour chaque compétence C, le cadre de discernement est :

$$\Omega = \{Acquise, Non - acquise\}$$

Par ailleurs, pour chaque compétence, nous définissons la distribution de masses de croyances et les notations suivantes :

- $m(a) = m(\{Acquis\})$ la masse de croyance attribuée au fait que la compétence soit acquise par l'apprenant ;
- $m(\neg a) = m(\{Non - acquis\})$ la masse de croyance attribuée au fait que la compétence soit non acquise par l'apprenant ;
- $m(i) = m(\{\Omega\})$ la masse de croyance attribuée à l'ignorance qu'a le système quant à l'acquisition ou la non-acquisition de la compétence par l'apprenant ;
- $m(c) = m(\{\emptyset\})$ la masse de croyance attribuée au conflit résultant de la contradiction entre les observations pour la même compétence.

avec :

$$m(a) + m(\neg a) + m(i) + m(c) = 1$$

Après avoir défini le cadre formel de notre module de diagnostic, nous décrivons dans la section suivante le processus de ce module.

4.3 Le processus de diagnostic

Le module de diagnostic proposé a pour objectif de déterminer l'état des compétences évaluées de l'apprenant et de prédire l'état des compétences non évaluées de ce dernier. Le processus de ce module se base sur cinq fonctions essentielles (cf.figure 4.10) :

- **La transformation** : qui permet la transformation des notes d'évaluation en une distribution de masse de croyances ;

- **La traduction** : qui permet la détermination de l'état d'une compétence à partir de la distribution de masse de croyances attribuée à la compétence. Nous définissons au total cinq états de compétences : acquise, non acquise, probablement acquise, probablement non acquise, conflictuel, indéterminé
- **La révision** : qui permet la mise à jour automatique de la distribution de masse de croyances d'une compétence à chaque nouvelle évaluation de cette compétence ;
- **La propagation** : qui permet la propagation des distributions de masse de croyances entre les compétences du domaine ;
- **La fusion** : qui permet de combiner la distribution de masse de croyance locale avec les distributions de masse de croyances issues des compétences voisines.

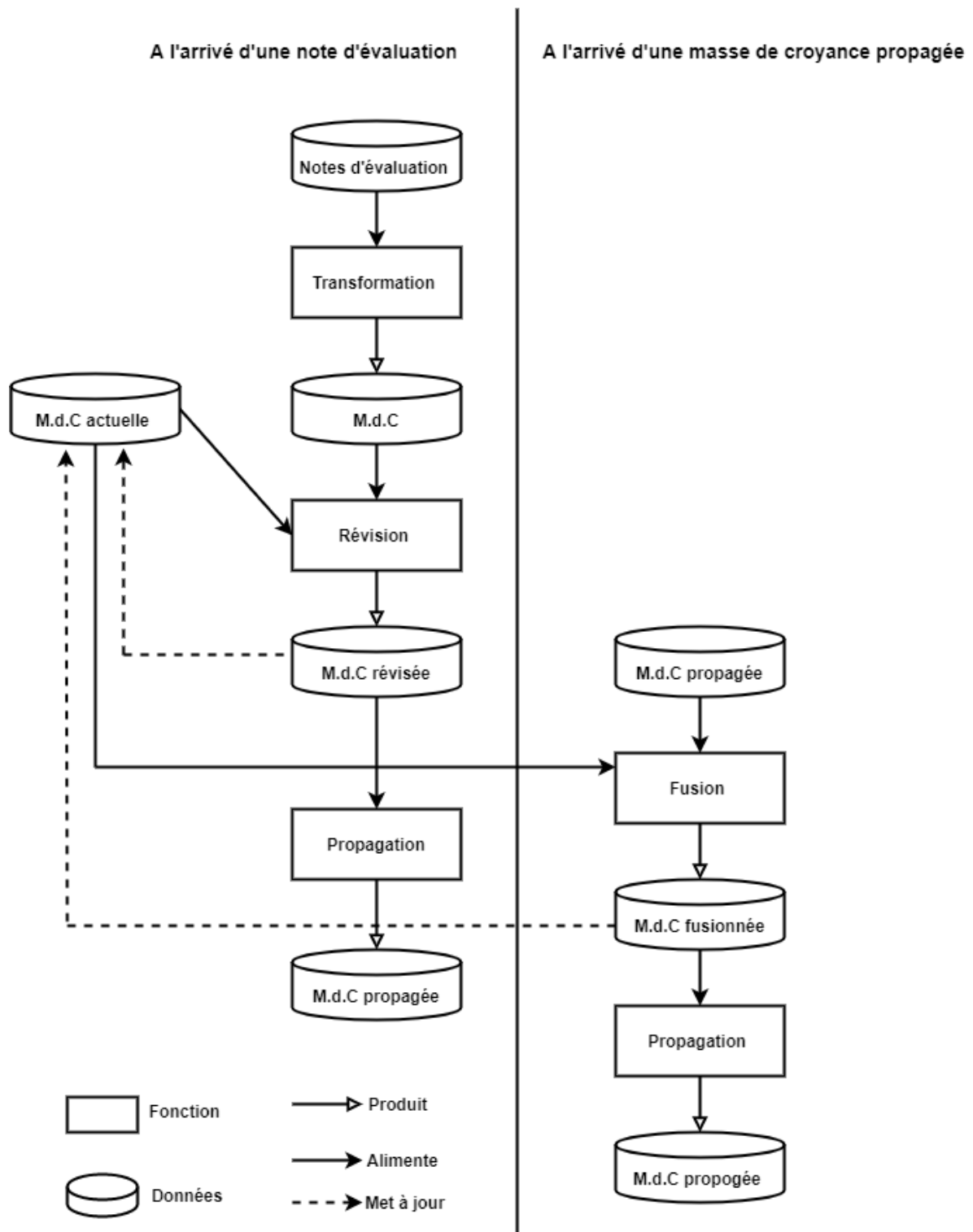


FIGURE 4.10 – Le processus de diagnostic

4.3.1 La transformation

Comme indiqué dans la section précédente, chaque compétence du domaine a une distribution de masse de croyances associée. Le module de diagnostic utilise ces distributions de masse de croyances pour déterminer l'état des compétences évaluées ou pour déduire l'état

des compétences non évaluées de l'apprenant. Dans tous les cas, le module de diagnostic se base sur la distribution de masse de croyances pour déterminer l'état de la compétence. Cependant, comme décrit dans l'architecture générale du système (cf. figure 4.1), le module de diagnostic reçoit des notes d'évaluation numériques. Ces notes numériques ne sont pas directement exploitables par le module de diagnostic. Il est nécessaire de les transformer tout d'abord en distributions de masse de croyances. Pour ce faire, nous proposons la fonction de transformation (T) illustrée dans la figure 4.11). Cette fonction prend en entrée la note d'évaluation **ne** reçue par l'apprenant, et d'autres paramètres à savoir :

- une note d'évaluation (n) qui représente la note maximale que peut avoir l'apprenant dans un test ;
- une note d'évaluation (E) qui représente la note minimale requise pour la validation du test d'évaluation ;
- une valeur (ϵ) qui exprime un intervalle de doute autour de la note d'évaluation (E).

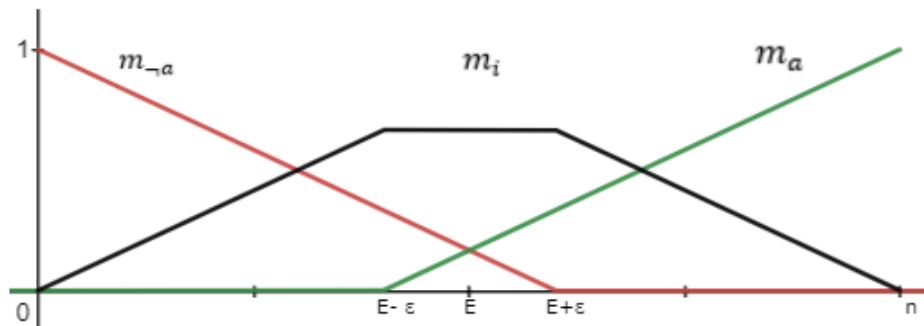


FIGURE 4.11 – La fonction de transformation

Comme indiqué dans la figure 4.11) on peut identifier trois intervalles dans la fonction de transformation :

- l'intervalle $[0, E-\epsilon]$. Dans cet intervalle, pour la note d'évaluation (0), la masse de croyance sur la non-acquisition de la compétence par l'apprenant est maximale et est égale à 1. Cette masse diminue au fur et à mesure que la note d'évaluation de l'apprenant (**ne**) augmente. Quant à la masse de croyance sur l'ignorance qu'a le système sur l'état de la compétence (i.e que la compétence peut être soit acquise soit non-acquise), cette dernière augmente avec l'augmentation de la note d'évaluation (**ne**).
- l'intervalle $[E+\epsilon, n]$. Dans cet intervalle, pour la note d'évaluation (n), la masse de croyance sur l'acquisition de la compétence par l'apprenant est maximale et est égale à 1. Cette masse diminue au fur et à mesure que la note d'évaluation (**ne**) diminue. Quant à la masse de croyance attribuée à l'ignorance qu'a le système sur l'état de la compétence de l'apprenant, celle-ci augmente avec la diminution de la note d'évaluation de l'apprenant (**ne**).
- l'intervalle $[E-\epsilon, E+\epsilon]$, dans cet intervalle, il existe un fort doute sur l'état de la compétence de l'apprenant. En effet, selon l'expert, à partir de la note d'évaluation (E) et jusqu'à

une marge de (ϵ), il existe toujours des croyances sur la non-acquisition de la compétence par l'apprenant. De la même manière, au-dessous de cette note d'évaluation (E), et à une marge de (ϵ), il existe des croyances sur l'acquisition de la compétence par l'apprenant. Par ailleurs, pour la note d'évaluation E , la masse de croyance sur la non-acquisition de la compétence par l'apprenant est égale à celle attribuée à la croyance sur l'acquisition de la compétence par l'apprenant. Quant à la masse de croyance attribuée à l'ignorance qu'a le système sur l'état de la compétence, elle est maximale.

Nous définissons chaque distribution de masse de croyances comme suit :

$$m_{\neg a} = m_{\neg a}(x) = \begin{cases} \frac{-1}{E+\epsilon} \cdot x + 1 & , & 0 \leq x < E + \epsilon \\ 0 & & E + \epsilon \leq x \end{cases}$$

$$m_a = m_a(x) = \begin{cases} \frac{1}{n-E+\epsilon} \cdot x + \frac{-E+\epsilon}{n-E+\epsilon} & & E - \epsilon < x \leq n \\ 0 & & x \leq E - \epsilon \end{cases}$$

$$m_i = m_i(x) = \begin{cases} 1 - m(\neg a) & , & 0 \leq x < E - \epsilon \\ 1 - m(\neg a) - m(a) & & E - \epsilon \leq x < E + \epsilon \\ 1 - m(a) & & E + \epsilon < x \end{cases}$$

$$m_c = m_c(x) = \begin{cases} 0 & , & \forall x \in n \end{cases}$$

Afin d'illustrer le fonctionnement de la fonction de transformation, nous prenons l'exemple suivant. Dans un test pour l'évaluation d'une compétence précise, un apprenant a eu la note de 15/20. La note minimale requise pour la validation de ce test est 10. Une marge de doute autour de cette note est fixée à 2 points. La transformation de cette note d'évaluation en une distribution de masse de croyance se fait telle que :

$$\begin{aligned} m_a &= 0.58 ; \\ m_{\neg a} &= 0 ; \\ m_i &= 0.42 ; \\ m_c &= 0 . \end{aligned}$$

Afin de considérer l'aspect dynamique de l'état des compétences de l'apprenant, il est nécessaire de le mettre à jour automatiquement à chaque interaction de ce dernier. Pour cela, nous définissons une fonction de révision qui permet d'actualiser l'état d'une compétence suite à une évaluation.

4.3.2 La révision

L'intérêt de cette fonction est de mettre à jour automatiquement l'état d'une compétence à chaque nouvelle évaluation de celle-ci. Cette nouvelle évaluation peut remettre en question l'état actuel de la compétence de l'apprenant ou le confirmer. Lorsque le nouvel état de la compétence est totalement différent de l'état actuel, cela veut dire qu'il a eu un apprentissage ou un oubli entre les deux évaluations. Par exemple, si l'état actuel de la compétence de l'apprenant est « non acquise », alors que la nouvelle évaluation indique que cette compétence est acquise par l'apprenant, dans ce cas, l'apprenant a probablement appris de nouvelles notions. Lorsque le nouvel état de la compétence est quasi-similaire à l'état actuel, cela veut dire que l'apprenant a plus ou moins maintenu son niveau. Par conséquent, nous proposons une fonction de révision de l'état des compétences de l'apprenant qui s'appuie sur deux mécanismes, selon que l'état actuel est révisé par un état quasi-similaire ou un état totalement différent. Dans la matrice 4.1, nous indiquons les paires d'états qui sont considérées comme quasi-similaires et ceux qui ne le sont pas. Dans les deux cas, nous estimons qu'il n'est pas pertinent de quantifier le conflit dans la révision, car la différence entre les états est due à un changement d'état correspondant à un apprentissage ou un oubli et non pas à une incohérence entre des données.

Ancien état \ Nouvel état	Nouvel état					
	Acquise	N. acquise	P. acquise	P. n. acquise	Ind.	Conf.
Acquise	1	0	1	0	0	0
Non acquise	0	1	0	1	0	0
Pacquise	1	0	1	0	0	0
P.n acquise	0	1	0	1	0	0
Indéterminé	0	0	0	0	1	0
Conflictuel	0	0	0	0	0	1

TABLEAU 4.1 – Matrice de quasi-similarité

1 : Etat quasi-similaire

0 : Etat non similaire

- **La révision par des croyances quasi-similaires.** Cela concerne la révision d'une croyance par une nouvelle croyance quasi-similaire. Par exemple, l'état actuel de la compétence montre qu'elle est non acquise et le nouvel état déterminé à partir de la nouvelle note d'évaluation indique que la compétence est non acquise ou probablement non acquise. Pour ce type de révision, l'état de la compétence de l'apprenant n'a presque pas changé. Par conséquent, nous confirmons les croyances du système sur l'état de la compétence de l'apprenant. Afin de quantifier cette confirmation, nous proposons de maximiser la prise en compte de la nouvelle information tout en minimisant la perte de l'ancienne. Par conséquent, nous choisissons d'utiliser la règle de révision interne proposée par [MA et al. 2011] qui répond parfaitement à nos besoins.

Avant de présenter l'application de cette règle dans notre contexte, nous décrivons brièvement son principe ainsi que ses propriétés.

Soit m_1, m_2 respectivement l'actuelle et la nouvelle distribution de masse de croyances attribuées à une compétence de l'apprenant x définies sur le même cadre de discernement Ω . et (\circ) l'opérateur de révision interne qui révisé m_1 par m_2 tel que :

$$m_1(x) \circ m_2(x) = \sum_{x \subset a} \sigma(x, a) m_1(a)$$

$$\sigma(x, a) = \begin{cases} \frac{m(x)}{Bel(a)} & \text{for } Bel(a) > 0, \\ 0 & \text{for } Bel(a) = 0 \quad \text{et } x \neq a, \\ 1 & \text{for } Bel(a) = 0 \quad \text{et } x = a. \end{cases}$$

cet opérateur dispose des propriétés suivantes :

- l'opérateur de révision n'est pas **commutatif**. En effet, à droite de cet opérateur, nous trouvons la nouvelle croyance. Cette dernière est plus informative que la croyance à la gauche de l'opérateur qui correspond à l'ancienne croyance ;
- il n'est pas **idempotent**. Ce qui signifie que la révision d'une croyance par une croyance similaire renforce la croyance résultante ;
- cet opérateur permet **la remise en cause des informations antérieures**. La perte de l'ancienne information est minimisée alors que la prise en compte de la nouvelle information est maximisée dans la croyance résultante. ;
- cet opérateur **ne génère pas de conflit**. Par contre, si le conflit existe déjà, l'opérateur de révision le conserve ;
- cet opérateur possède l'élément neutre. En effet, la révision d'une croyance vide (la croyance montre une ignorance totale du système sur l'état de la compétence) par une nouvelle croyance implique que l'ancienne croyance devient **un élément neutre** et la croyance révisée prend entièrement la valeur de la nouvelle croyance.

Soit m_1 et m_2 deux distributions de masses de croyances définies sur le même cadre de discernement Ω . m_R est la masse de croyance révisée qui permet de réviser m_1 par m_2

L'application de cette règle se fait tel que :

$$\begin{cases} m(a_R) = \frac{m_2(a)}{m_2(a)+m_2(\neg a)+m_2(c)} \cdot m_1(i) + m_1(a) \\ m(\neg a_R) = \frac{m_2(\neg a)}{m_2(a)+m_2(\neg a)+m_2(c)} \cdot m_1(i) + m_1(\neg a) \\ m(i_R) = m_1(i) \cdot m_2(i) \\ m(c_R) = \frac{m_2(c)}{m_2(a)+m_2(\neg a)+m_2(c)} \cdot m_1(i) + m_1(c) \end{cases}$$

- **la révision des croyances non similaires.** Cela concerne la révision d'une croyance actuelle par une nouvelle croyance non similaire. Par exemple, l'état actuel de la compétence montre qu'elle est non acquise, alors que le nouvel état de la compétence déterminé à partir de la nouvelle note d'évaluation montre qu'elle est acquise.

Cette révision concerne les cas non similaires présentés plus haut dans la matrice 4.1

Pour ce type de révision, l'état de la compétence de l'apprenant est remis en cause. Par conséquent, nous proposons d'accorder la même importance à la nouvelle et l'ancienne masse de croyance. Pour cela, nous choisissons d'utiliser la moyenne non associative.

Nous prenons l'exemple précédent de deux distributions de masse de croyances m_1, m_2 , (σ) l'opérateur de révision de la moyenne non associative qui révisé m_1 par m_2 tel que :

$$\begin{cases} m_R(x) = m_1(x) \sigma m_2(x) \\ m_R(x) = \frac{1}{2} \cdot m_1(x) + m_2(x) \end{cases}$$

L'application de cette règle permet de déterminer la distribution de masse de croyance révisée m_R :

$$\begin{cases} m_R(a) = \frac{m_1(a) + m_2(a)}{2} \\ m_R(\neg a) = \frac{m_1(\neg a) + m_2(\neg a)}{2} \\ m_R(i) = 1 - m_R(a) - m_R(\neg a) - m_R(c) \\ m_R(c) = \frac{m_1(c) + m_2(c)}{2} \end{cases}$$

Cet opérateur de révision a les propriétés suivantes :

- il n'est pas **commutatif**. La croyance à droite correspond à la croyance à jour ;
- il ne génère pas de conflit ;
- il n'est pas **idempotent**.

L'objectif ultime de notre module de diagnostic est d'établir un diagnostic global des compétences de l'apprenant. Pour cela, il faut non seulement déterminer l'état des compétences directement évaluées, mais également prédire l'état de celles qui ne l'ont pas été. Pour ce faire, nous proposons une fonction de propagation de croyances entre les compétences du domaine.

4.3.3 La propagation

La propagation de croyances entre les compétences du domaine est guidée par la relation de précédence « *is – prerequisite* » entre les compétences. En effet, l'acquisition d'une compétence implique forcément l'acquisition de ses prérequis. Cependant, la non-acquisition d'une compétence n'implique pas forcément la non-acquisition de ses prérequis. Par conséquent, nous émettons l'hypothèse que la propagation des croyances entre les compétences du domaine implique une perte d'information sur certaines croyances en fonction du sens de la propagation (d'une compétence vers ses prérequis ou l'inverse).

Pour quantifier cette perte d'information, nous proposons d'utiliser la règle d'affaiblissement de Shafer [SHAFER 1976]. Avant de décrire l'application de cette règle dans notre contexte, nous présentons ses fondements.

Affaiblissement

Dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance, la fonction de masse fournie par une source d'information peut être affaiblie en fonction de connaissances sur cette source d'information telle que sa fiabilité. Cet affaiblissement est quantifié comme suit :

$$\begin{cases} m(A) = (1 - \alpha)m(A) & \forall A \subset \Omega \\ m(\Omega) = (1 - \alpha)m(\Omega) + \alpha. \end{cases}$$

Le coefficient $(1 - \alpha)$ représente le degré de fiabilité de la source.

Dans le cas où $(1 - \alpha) = 0$, la source d'information n'est pas fiable et la totalité de la masse de croyance est transférée sur Ω , indiquant par conséquent une ignorance totale $m(\Omega) = 1$.

Dans le cas contraire, où $(1 - \alpha) = 1$, la source d'information est parfaitement fiable, et la fonction de masse n'est pas affaiblie.

Selon la relation de précédence « *Is – prerequisite* » entre les compétences du domaine, nous distinguons deux types de propagation : une propagation ascendante et une propagation descendante. Nous détaillons le mécanisme de chaque propagation dans la suite de cette section.

- **La propagation ascendante** : ce type de propagation fait référence à la propagation d'une compétence vers les compétences pour lesquelles elle est prérequis (que nous appellerons compétences parentes). Lorsqu'une compétence est non acquise, cela implique que les compétences parentes ne peuvent pas être acquises. D'autre part, lorsqu'elle est acquise, cela ne signifie pas nécessairement que les compétences parentes sont acquises. Par conséquent, dans ce type de propagation, nous pensons que la perte d'information

ne devrait pas concerner la croyance sur la non-acquisition de la compétence (c'est-à-dire la masse de croyance $m(\neg a)$) et ne devrait concerner que les croyances sur l'acquisition de la croyance $m(a)$, l'ignorance $m(i)$ et le conflit $m(c)$.

Comme nous l'avons indiqué précédemment, cette perte d'information est quantifiée par la règle d'affaiblissement. Dans notre contexte, nous considérons deux paramètres d'affaiblissement : $1 - \alpha$ qui représente la fiabilité des sources d'information et (n) qui représente le nombre des prérequis de la compétence.

Pour ce type de propagation, nous définissons la fonction d'affaiblissement \mathcal{F} qui prend en paramètres la distribution de croyance m , le coefficient α , le nombre de prérequis (n) et renvoie une distribution de masse affaiblie m_{AF} comme suit :

Soit A et B deux compétences, et A prerequisite de B.

$$\mathcal{F}(m_A, \alpha, n) \begin{cases} m_{AF}(a) = (1 - \alpha)^n * m_A(a), \\ m_{AF}(\neg a) = m_A(\neg a), \\ m_{AF}(c) = (1 - \alpha)^n * m_A(c), \\ m_{AF}(i) = 1 - m_A(a) - m_A(\neg a) - m_A(c) \end{cases}$$

Afin de déterminer l'état de la compétence **B**, cette distribution de masse affaiblie est fusionnée avec la distribution de masse locale de la compétence **B**. Nous détaillons cette fonction de fusion dans la sous-section 4.3.4.

- **La propagation descendante** : ce type de propagation fait référence à la propagation d'une compétence vers ses prérequis. Lorsqu'une compétence est acquise, cela implique que ses prérequis sont nécessairement acquis. En revanche, lorsqu'elle n'est pas acquise, cela ne signifie pas nécessairement que ses prérequis ne sont pas acquis. Par conséquent, lorsqu'il s'agit de la propagation descendante, nous pensons que la perte d'information ne devrait pas concerner la croyance sur l'acquisition de la compétence (c'est-à-dire la masse $m(a)$), et ne devrait concerner que les croyances ($m(\neg a)$, $m(i)$ et $m(c)$). Cette perte est quantifiée par la règle d'affaiblissement de Shafer [SHAFER 1976]. Dans notre contexte, nous considérons deux paramètres d'affaiblissement : $(1 - \alpha)$ qui représente la fiabilité des sources d'information et n qui représente le nombre de prérequis de la compétence. Nous définissons la fonction d'affaiblissement D qui prend en paramètres la distribution de masse de croyance m , le coefficient α , le nombre de prérequis (n) et renvoie une distribution de masse affaiblie m_{BF} comme suit :

Soit A et B deux compétences, et A prerequisite de B.

$$D(m_B, \alpha, n) \begin{cases} m_B(a) = m_B(a), \\ m_B(\neg a) = (1 - \alpha)^n * m_B(\neg a), \\ m_B(c) = (1 - \alpha)^n * m_B(c), \\ m_B(i) = 1 - m_B(a) - m_B(\neg a) - m_B(c) \end{cases}$$

Pour déterminer l'état de la compétence A, cette distribution de masse de croyance affaiblie est fusionnée avec la distribution de masse locale de la compétence A.

Lorsqu'une propagation de croyances a lieu, les compétences concernées reçoivent en entrée une croyance propagée qui vient compléter la masse de croyance locale. Par conséquent, pour déterminer le nouvel état de ces compétences, il est nécessaire de fusionner ces masses de croyances. Pour répondre à ce besoin, nous proposons une fonction pour la fusion de croyances.

4.3.4 La fusion

La fusion de ces croyances permet d'enrichir le modèle de diagnostic, et donc d'affiner la personnalisation des apprentissages. Par exemple, si la croyance propagée montre que cette compétence est acquise et si la croyance locale déterminée à partir d'une évaluation directe montre totalement le contraire, cela signifie qu'il existe une incohérence dans l'état de la compétence pour cet apprenant. Dans ce cas, une évaluation supplémentaire serait souhaitable pour lever cette incohérence. Par conséquent, il est essentiel de souligner les incohérences entre les sources d'information dans le processus de fusion. Pour répondre à ce besoin, nous proposons d'utiliser la règle de combinaison conjonctive de Shafer [SHAFFER 1976]. L'opérateur de cette règle de combinaison notée \otimes est définie comme suit :

Soit m_1 la distribution de masse locale associée à la compétence x et m_2 est la distribution de masse de croyance propagée à la compétence x . Ces distributions de masse de croyance sont définies sur le même cadre de discernement Ω . La fusion de ces deux masses de croyances se fait tel que :

$$m_f(x) = m_1(x) \otimes m_2(x),$$

$$m_f(x) = \sum_{A \cap B = x} m_1(A) m_2(B).$$

Cet opérateur de combinaison possède les propriétés suivantes :

- il est associatif ;
- il est commutatif ;
- possède l'élément neutre qu'est la distribution de masse avec ignorance totale $m(\Omega) = 1$.

Afin d'établir cette fusion dans notre processus de diagnostic, nous définissons la fonction de fusion f qui prend en entrée la distribution de masse locale m_l de la compétence(x) et la distribution de masse propagée m_p et renvoie une masse de croyance fusionnée m_f

$$f(m_l, m_p) \left\{ \begin{array}{l} m_{f,x}(a) = m_l(a) * m_p(a) + m_l(i) * m_p(a) + m_l(a) * m_p(i) \\ m_f(\neg a) = m_l(\neg a) * m_p(\neg a) + m_l(i) * m_p(\neg a) + m_l(\neg a) * m_p(i) \\ m_f(i) = m_l(i) * m_p(i) \\ m_f(c) = 1 - m_f(a) - m_f(\neg a) - m_f(i) \end{array} \right. \quad (4.1)$$

Comme il est indiqué dans la figure 4.10 , dans le processus de diagnostic, la propagation d'une distribution de masse de croyance entre les compétences est déclenchée dans les deux cas suivants :

- une compétence a été l'objet d'une évaluation directe ;
- une compétence a reçu une distribution de masse de croyance propagée.

L'évaluation d'une compétence implique une mise à jour de sa distribution de masse de croyance locale. Cette mise à jour déclenche une propagation de la distribution de masse de croyance dans les deux sens (propagation ascendante et descendante). Lorsqu'une compétence reçoit une masse de croyance propagée cela déclenche une propagation dans le même sens de la distribution de masse propagée.

Algorithm 1 propagation récursive lorsqu'un changement se produit dans l'état d'une compétence

```
1: if flag = 'TD-BU' then
2:   propagation(skill, 'BU')
3:   propagation(skill, 'TD')
4: else if flag = "TD" then
5:   for all prerequisite  $\in$  getPrerequisitesOf(skill) do
6:     propagated-belief := top-down-propagation(skill.belief)
7:     prerequisite.belief := fusion(propagated-belief, prerequisite.belief)
8:     propagation(prerequisite, 'TD')
9: else if flag = 'BU' then
10:  for all parent  $\in$  (getParentsOf(skill)) do
11:    propagated-belief := bottom-up-propagation(skill.belief)
12:    parent.belief := fusion(propagated-belief, parent.belief)
13:    propagation(parent, 'BU')
14: end if=0
```

4.3.5 La traduction

Comme indiqué dans l'architecture, le module de scénarisation reçoit les états des compétences du module de diagnostic. Ainsi, il est nécessaire de traduire la distribution de masse en état d'une compétence avant de l'envoyer au module de scénarisation. À cette fin, nous définissons la fonction T , qui prend les masses de croyances ($m(a)$, $m(\neg a)$, $m(i)$, $m(c)$) comme variables d'entrée, et renvoie l'état de la compétence correspondant. L'ensemble des règles utilisées par cette fonction sont présentées ci-dessous :

- si $m(\neg a) \geq 0.75$ alors l'état de la compétence est « non acquise » ;
- si $m(a) \geq 0.75$ alors l'état de la compétence est « acquise » ;
- si $m(c) \geq 0.75$ alors l'état de la compétence est « conflictuel » ;
- si $m(i) \geq 0.75$ alors l'état de la compétence est « indéterminé » ;
- si $(0.75 \geq m(\neg a) \geq 0.25$ et $m(\neg a) \geq m(a)$ alors l'état de la compétence est « probablement non acquise » ;
- si $(0.75 \geq m(a) \geq 0.25$ et $m(a) \geq m(\neg a)$ alors l'état de la compétence est « probablement acquise » ;
- si $m(a) \text{ et } m(\neg a) < 0.25$ et $m(i) \geq m(c)$ alors l'état de la compétence est « indéterminé » ;
- si $m(a) \text{ et } m(\neg a) < 0.25$ et $m(c) \geq m(i)$ alors l'état de la compétence est « conflictuel ».

4.4 Conclusion

Nous avons proposé un ensemble de fonctions qui raisonnent sur une représentation ontologique des compétences du domaine. Dans ce chapitre, nous avons tout d'abord détaillé l'architecture globale dans laquelle s'intègre notre module de diagnostic tout en présentant les différentes interactions de ce dernier avec les autres modules de l'architecture. Le module de diagnostic reçoit des notes d'évaluation sous la forme de valeurs numériques du module d'évaluation. Ces notes ne sont pas directement utilisables par le module de diagnostic. Pour ce faire, nous avons proposé une fonction qui permet de transformer ces notes d'évaluation en des distributions de masse de croyance. Cette fonction de transformation s'appuie sur l'expérience de l'expert et permet de représenter des croyances sur l'acquisition de la compétence par l'apprenant, des croyances sur la non acquisition de la compétence par l'apprenant, des croyances sur l'ignorance qu'a le système sur l'acquisition de la compétence par l'apprenant et finalement des croyances sur le conflit entre les croyances sur l'état de compétence. Par ailleurs, le module de diagnostic proposé permet de mettre à jour automatiquement l'état de la compétence de l'apprenant grâce à la fonction de révision. Cette dernière s'appuie sur deux mécanismes différents : un mécanisme pour la révision des croyances quasi-similaires qui se base sur la règle de la révision interne, et un mécanisme pour la révision des croyances non-similaires qui se base sur la moyenne non associative.

Ce module de diagnostic a pour vocation de déterminer l'état des compétences évaluées de l'apprenant et de prédire l'état des compétences non évaluées. Pour cela, nous avons proposé une fonction de propagation des distributions de masse de croyance entre les compétences du domaine. Cette propagation s'appuie sur la relation sémantique de précédence entre les compétences pour définir deux types de propagation : une propagation ascendante et une propagation descendante. Dans cette fonction, nous émettons l'hypothèse que la propagation des distributions de masse de croyance entre les compétences implique une perte d'information sur les distributions. Cette perte d'information est quantifiée par la règle d'affaiblissement de shafer [SHAFER 1976] La distribution de masse de croyance propagée est fusionnée avec la distribution de masse locale de la compétence. Cette fusion est accomplie par la règle de combinaison conjonctive qui permet de souligner le conflit entre les distributions de masse de croyance.

Cette approche de diagnostic a fait l'objet de deux expérimentations que nous détaillons dans le chapitre suivant.

Chapitre 5

Implémentation

Sommaire

5.0.1	Le démonstrateur Diag-skills	70
5.0.2	Modèle du domaine	70
5.0.3	l'implémentation de module d'évaluation	72
5.0.4	l'implémentation de Diag-skills	72
5.1	Le processus de diagnostic	73

Nos travaux sur le diagnostic dynamique de l'état des compétences de l'apprenant ont fait l'objet d'un démonstrateur en environnement informatique pour l'apprentissage humain afin de valider les capacités du module de diagnostic Diag-skills. Ce démonstrateur a été implémenté en Python. Il s'appuie sur trois composants, à savoir , le modèle du domaine, le module d'évaluation et le module de diagnostic Diag-skills. Nous présentons dans ce chapitre l'implémentation de ce démonstrateur.

Dans un premier temps, nous décrivons chaque composant ainsi que sa implémentation dans le démonstrateur. Ensuite, nous détaillons le processus de ce dernier.

5.0.1 Le démonstrateur Diag-skills

Ce démonstrateur est doté principalement de deux interfaces. Une première interface destinée au formateur qui lui permet :

1. d'ajouter ou supprimer des compétences ;
2. d'ajouter, supprimer ou modifier les relations entre les compétences du domaine ;
3. d'ajouter ou supprimer des apprenants ;

La deuxième interface est dédiée à l'affichage du résultat du diagnostic pour chaque apprenant. Ce résultats consiste à des états attribués à la compétence de l'apprenant. Nous présentons dans la section suivante les différentes composantes de ce démonstrateur.

5.0.2 Modèle du domaine

Comme nous l'avons indiqué précédemment, le modèle du domaine de l'EIAH s'appuie sur une représentation ontologique. Pour implémenter ce modèle (en langage owl) dans le démonstrateur, nous avons opté pour le logiciel protégé. Ce dernier permet de créer, importer et exporter des ontologies écrites dans des différents langages tel que : RDF-Schéma, OWL, DAML, OIL. En s'appuyant sur l'ontologie algo-skills [BELHAOUES 2016], nous avons créé un modèle du domaine au format Owl. Nous avons spécifié les différentes classes du modèle et les relations existantes entre ces dernières. Pour représenter le fait que chaque apprenant possède une ou plusieurs compétences, nous avons ajouté la classe "Apprenant" que nous avons relié avec la classe "Compétence" grâce à la relation sémantique « has ».

Afin de pouvoir interagir avec ce modèle, il a été nécessaire de développer une interface graphique qui permet de charger et manipuler cette ontologie développées en langage Owl par le module de diagnostic développé en Python. Pour le développement de cette interface, nous avons choisi d'utiliser le package Owlready. Owlready est un module qui permet de manipuler des ontologies OWL en Python. Il permet en particulier :

1. d'importer des ontologies de différents formats, à savoir RDF/XML, OWL/XML ou NTriples ;
2. de manipuler les classes, instances et annotations de l'ontologie en tant qu'objets Python ;
3. d'ajouter des méthodes Python aux classes de l'ontologie ;
4. de reclassifier automatiquement des instances en utilisant le raisonneur Hermit.

Pour notre démonstrateur nous avons créer des fonctions pour :

- accéder aux différents composants de l'ontologie ;
- ajouter des compétences, des apprenants etc. 5.2 ;
- créer des instances des compétences ou des apprenants ;
- créer ou supprimer des relations sémantiques entre les compétences etc.5.3.

Nous présentons une partie de notre implémentation de ces fonctions

```
>>> from owlready2 import *
>>> onto_path.append("/path/to/your/local/ontology/repository")
>>> onto.load()ext
```

FIGURE 5.1 – Le chargement de l'ontologie par Owlready

```
def add_competence(self, competence):
    if competence.getNomCompetence() not in self.graphe_de_competences:
        self.graphe_de_competences[competence.getNomCompetence()] = competence

def setList_apprenants(self, list_apprenants):
    self.list_apprenants = list_apprenants

def add_apprenant(self, apprenant):
    if apprenant.getNom() not in self.list_apprenants:
        self.list_apprenants[apprenant.getNom()] = apprenant
```

FIGURE 5.2 – Chargement de l'ontologie dans le démonstrateur

Dans ce démonstrateur, nous avons choisi de permettre aux utilisateurs de créer la représentation graphique de l'ontologie à partir de la description de différentes classes et relations entre ces dernières. Ce choix a été implémenté par la création des fonctions qui permettent la création et la modification des représentations graphiques de l'ontologie. Les différentes classes de l'ontologie sont représentées sous forme des noeuds et les relations entre ces classes sont représentées sous forme d'arcs (cf.figure 5.4)

Comme nous l'avons dit dans le chapitre précédent, le processus de prédiction de l'état de compétence de l'apprenant dans Diag-skills, s'appuie sur la propagation des croyances entre les compétences du domaine. Cette propagation est guidée par la relation de précédence entre

```

def ajouterArcs(self):
    if self.cbSrc.currentText() != self.cbDist.currentText():
        dis = self.ontologie.addArc(self.cbSrc.currentText(), self.cbDist.currentText())
        if dis:
            self.ldis.setText("Ajoutee")
            self.affichageListeCompetences.setText(self.ontologie.__str__())
        else:
            self.ldis.setText("Existe deja !!")

def suppArcs(self):
    if self.cbSrc.currentText() != self.cbDist.currentText():
        dis = self.ontologie.dellArc(self.cbSrc.currentText(), self.cbDist.currentText())
        if dis:
            self.ldis.setText("supprimee")
            self.affichageListeCompetences.setText(self.ontologie.__str__())
        else:
            self.ldis.setText("N'existe pas !!")
    else:
        self.ldis.setText("Comp 1 = Comp 2 !!")

```

FIGURE 5.3 – Des fonctions pour la manipulation des relations entre les compétences

les compétences. Nous avons défini des fonctions afin de faire des inférences sur les compétences du domaine telles que la détermination des prérequis d'une compétence et la détermination de l'ensemble des compétences dont une compétence précise est prérequis (cf figure 5.5)

5.0.3 l'implémentation de module d'évaluation

Dans ce démonstrateur le module d'évaluation automatique est remplacé par des évaluations manuelles réalisées par nos experts. Le processus d'évaluation consiste à une comparaison entre les réponses de l'apprenant et des réponses types prédéfinies par le formateur (l'expert), cette évaluation s'exprime par une note d'évaluation numérique entre 0 et 20.

5.0.4 l'implémentation de Diag-skills

Diag-skills est un module de diagnostic de compétences de l'apprenant dans les EIAH, permettant au formateur (expert) de mesurer les acquisitions de chaque apprenant et cerner ses lacunes. Pour cela, ce module s'appuie sur cinq fonctions à savoir la fonction de transformation, la fonction de révision, la fonction de propagation, la fonction de fusion et finalement la fonction de traduction (cf figure ??).

```
from networkx import *
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

def draw_graphe(graphe):

    edges = []
    temp_keys = list(graphe.keys())
    for c in graphe:
        for p in graphe[c].est_prerequis:
            edges.append((c,p))

    G = DiGraph()
    G.add_nodes_from(temp_keys)
    G.add_edges_from(edges)
    draw(G,with_labels = True)
    import pylab as P
    P.show()
```

FIGURE 5.4 – La représentation graphique de l'ontologie

```
def setNomCompetence(self,nom_competence):
    self.nom_competence = nom_competence

def setEstPrerequis(self,est_prerequis):
    self.est_prerequis = est_prerequis
```

FIGURE 5.5 – Exemple des fonctions pour les inférences

5.1 Le processus de diagnostic

Ce démonstrateur est doté principalement de deux interface : la première c'est une interface gérée par le formateur, elle permet à ce dernier d'annoter le modèle du domaine comme suit :

- ajouter ou supprimer des compétences;
- ajouter /supprimer /modifier les relations entre les compétences du domaine;
- ajouter ou supprimer des apprenant.

De plus cette interface permet aux formateurs de préciser les compétences évaluées pour chaque apprenant et les notes d'évaluation obtenues par ce dernier afin d'effectuer un diagnostic de l'état de compétences de chaque apprenant. A la réception de ces notes d'évaluation

par diag-skills une autre fenetre s'affiche dans la même interface afin de permettre au formateur de fixer les différentes paramètres de la fonction de transformation implémenté en python (cf figure ??).

Ensuite pour prédire l'état des compétences non évaluées de l'apprenants une autre fenetre s'affiche pour fixer les paramètres de la fonction de propoagation (cf figure 5.7)

```
def Transformation(ne,n,E,ε):  
  
    L =[ne,n,E,ε]  
    if 0<= ne <= E-ε :  
        R=[-ne/(E+ε)+1,0,1-(-ne/(E+ε)+1),0]  
    elif E-ε < ne < E :  
        R= [-ne/(E+ε)+1,(ne-E+ε)/ (n-E+ε),1-(-ne/(E+ε)+1)-((ne-E+ε)/ (n-E+ε)),0]  
    elif ne==E:  
        R=[ε/(E+ε),ε/(n-E+ε),1-( ε/(E+ε))- (ε/(n-E+ε)),0]  
    elif E< ne< E+ε:  
        R= [ -ne/(E+ε)+1,(ne-E+ε)/ (n-E+ε),1-(-ne/(E+ε)+1)-((ne-E+ε)/ (n-E+ε)),0 ]  
    elif E+ε <= ne <= n:  
        R= [ 0, (ne-E+ε)/(n-E+ε), 1-((ne-E+ε)/(n-E+ε)),0]  
  
    return R
```

FIGURE 5.6 – L'implémentation de la fonction de transformation

```

def propagation(self,type,alpha):

    if type=='AD':
        for competence_prerequie in self.prerequis:
            distribution_de_masse_affaiblie = affaiblissementD(
                self.distrubition_de_masse_local,
                len(self.prerequis[competence_prerequie].prerequis),
                alpha)
            nouvelle_distribution_de_masse_locale = fusion(
                distribution_de_masse_affaiblie,
                self.prerequis[competence_prerequie].distrubition_de_masse_local)
            self.prerequis[prerequie].setDistrubitionDeMasseLocal(nouvelle_distribution_de_
            self.prerequis[competence_prerequie].propagation('D',alpha)

        for competence_est_prerequie in self.est_prerequis:
            distribution_de_masse_affaiblie = affaiblissementA(
                self.distrubition_de_masse_local,
                len(self.est_prerequis[competence_est_prerequie].est_prerequis),
                alpha)
            nouvelle_distribution_de_masse_locale = fusion(
                distribution_de_masse_affaiblie,
                self.est_prerequis[competence_est_prerequie].distrubition_de_masse_local)
            self.est_prerequis[est_prerequie].setDistrubitionDeMasseLocal(nouvelle_distrib
            self.est_prerequis[competence_est_prerequie].propagation('A',alpha)

    if type=='A':
        for competence_est_prerequie in self.est_prerequis:

            distribution_de_masse_affaiblie = affaiblissementA(
                self.distrubition_de_masse_local,
                len(self.est_prerequis[competence_est_prerequie].est_prerequis),
                alpha
            )

            nouvelle_distribution_de_masse_locale = fusion(
                distribution_de_masse_affaiblie,
                self.est_prerequis[competence_est_prerequie].distrubition_de_masse_local
            )

            self.est_prerequis[est_prerequie].setDistrubitionDeMasseLocal(nouvelle_distribution_de_masse_local)

            self.est_prerequis[competence_est_prerequie].propagation('A',alpha)

```

FIGURE 5.7 – L'implémentation de la fonction de propagation avec affaiblissement ascendante

La deuxième interface, c'est une interface dédié à l'affichage de résultat de diagnostic pour chaque apprenant. c'est résultats consiste à des états attribuées à la compétences de l'apprenant. La détermination de ces états à partir de masses de croyances calculées est réalisé grâce

à une fonction de traduction implémenté dans dans ce démonstrateur (cf figure 5.8)

```
def traduction(D):
    if D[0]>=0.75 :
        return "Non_acquise"
    elif D[1] >= 0.75:
        return "Acquise"
    elif D[2] >= 0.75:
        return "Indetermine"
    elif D[3]>= 0.75 :
        return "conflictuel"
    elif D[0]>=0.25 and D[0]>=D[1] :
        return "Probablement_non_acquise "
    elif D[1]>=0.25 and D[1]>=D[0]:
        return "Probablement_acquise"
    elif (D[0] and D[1]) <0.25 and D[2]>D[3] :
        return "Indetermine"
    elif (D[0] and D[1]) <0.25 and D[3]>D[2] :
        return "conflictuel"
```

FIGURE 5.8 – L'implémentation de la fonction de traduction

Chapitre 6

Expérimentation

Sommaire

6.1 Critères d'évaluation	78
6.2 Évaluation 1 : Programmation algorithmique	80
6.2.1 Description du domaine d'application (Programmation algorithmique)	81
6.2.2 Le modèle du domaine	81
6.2.3 Protocole de l'évaluation	82
6.2.4 Processus Diag-Skills	83
6.2.5 Résultats	86
6.2.6 Interprétation de résultats	87
6.3 Évaluation 2 : Métiers du Multimédia et de l'Internet	88
6.3.1 Description du domaine d'application (Ergonomie et Accessibilité) . . .	88
6.3.2 Le modèle du domaine	88
6.3.3 Processus de diagnostic	89
6.3.4 Résultats	92
6.3.5 Interprétation de résultats	93

Comme nous l'avons indiqué dans le premier chapitre de ce mémoire, ce travail de recherche vise à répondre à deux objectifs majeurs. Le premier concerne la conception d'un modèle générique pour le diagnostic automatique des compétences de l'apprenant dans un EIAH. Quant au deuxième objectif, il concerne l'amélioration de la personnalisation des apprentissages dans les EIAH. L'évaluation de chacun de ces objectifs constitue un travail de grande ampleur qui mérite de s'y attarder pleinement. Par ailleurs, pour permettre d'évaluer ces objectifs, nous devons avoir accès à plusieurs ressources à savoir un environnement informatique d'apprentissage en ligne avec différents modules informatiques tels que le module d'évaluation et le module de scénarisation. De plus, nous devons disposer d'une représentation bien détaillée du domaine d'application. Bien que nous n'ayons pas eu accès à toutes ces ressources, nous avons pu évaluer un de nos objectif, qui concerne la construction d'une approche générique pour le diagnostic des compétences évaluées de l'apprenant et la prédiction de l'état de ses compétences non évaluées dans un EIAH.

Nous avons réalisé deux évaluations avec deux domaines d'applications différents afin d'évaluer plus la généralité de notre approche. Dans ce chapitre, nous détaillons le processus de chaque évaluation et nous exposons les résultats issus de ces expériences.

6.1 Critères d'évaluation

Dans la littérature plusieurs critères ont été proposés pour l'évaluation de l'approche de diagnostic. Les critères de comparaison sont parmi les critères les plus utilisés pour l'évaluation de l'approche de diagnostic [SÉBASTIEN LALLÉ 2015], tels que la précision de la prédiction, la racine de l'erreur quadratique moyenne, Akaike Information Criterion (AIC) et plusieurs autres critères. Le critère de comparaison est défini comme un processus qui prend en entrée l'approche de diagnostic et les résultats de diagnostic effectués pour une trace donnée à un moment précis, et retourne un résultat de comparaison. Chaque critère est calculable par un algorithme. Ainsi, selon [SÉBASTIEN LALLÉ 2015], le critère de comparaison possède les caractéristiques suivantes :

- **nature du calcul** : la nature du processus de calcul du critère qui peut être simple ou complexe. Un critère est dit simple, s'il prend en entrée l'approche de diagnostic et le modèle de l'apprenant inféré par cette approche de diagnostic et retourne le résultat du calcul. Ce critère est considéré comme un critère complexe s'il prend en entrée d'autres paramètres ou informations ;
- **type du résultat** : qui dépend généralement de la nature du critère simple ou complexe. Le résultat du calcul peut être numérique, symbolique ou mixte pour les critères complexes, et dans certains cas non typé ;
- **but** : chaque critère d'évaluation est utilisé pour un but bien défini. En effet, le but permet de justifier l'utilisation d'un critère pour une approche de diagnostic ;
- **documentation d'un critère** : en s'appuyant sur les caractéristiques détaillées précédemment, un critère est documenté par des éléments tels que, un nom, une description, un

but, une nature de calcul, un type de résultat, des paramètres, un algorithme et des références.

Afin d'évaluer notre module de diagnostic des compétences de l'apprenant Diag-skills, nous avons choisi de vérifier la pertinence de son processus de prédiction. En s'appuyant sur les éléments de la littérature concernant les critères d'évaluation, le critère de précision de la prédiction nous paraît pertinent pour notre cas.

Avant de détailler le processus d'évaluation de Diag-skills, nous décrivons la documentation de ce critère [SÉBASTIEN LALLÉ 2015].

- **nom** : Précision de la prédiction ;
- **description** : vérification de la bonne prédiction du comportement de l'apprenant ;
- **but** : mesurer la capacité de l'approche de diagnostic à prédire correctement le comportement de l'apprenant à partir du modèle de l'apprenant inféré. L'hypothèse est que plus le modèle de l'apprenant inféré est fidèle, plus le taux de bonne prédiction sera élevé. Autrement dit, ce critère vise à évaluer si le résultat du diagnostic obtenu par une approche permet de prédire correctement le comportement de l'apprenant ;
- **nature du diagnostic** : simple ;
- **type de résultat** : numérique ;
- **valeur retournée** : Mesure de précision.

$$\text{Mesure de précision} = \frac{P.\text{correctes}}{(P.\text{correctes} + P.\text{incorrectes})}$$

Avec :

P.correcte est le nombre de prédictions correctes du module de diagnostic ;

P.incorrecte est le nombre de prédictions incorrectes du module de diagnostic.

Kappa de Cohen

Le kappa de Cohen [COHEN 1968] sert généralement à mesurer l'accord entre deux évaluateurs (juges, observateurs) ou entre deux méthodes de classification. Ce processus mesurant le degré de concordance entre évaluateurs s'appelle la fidélité inter-évaluateur. La fiabilité entre les évaluateurs était mesurée traditionnellement par un simple pourcentage de concordance calculé comme étant le nombre de cas où les deux évaluateurs sont en accord divisé par le nombre total de cas considérés.

Ce pourcentage de concordance est critiqué en raison de son incapacité à prendre en compte la concordance aléatoire ou attendue par hasard, qui est la proportion de concordance que l'on s'attendrait à avoir si les deux évaluateurs ont basé leur évaluation simplement sur le hasard.

Le Kappa de Cohen est une mesure de concordance couramment utilisée qui élimine cet accord aléatoire lié au hasard. En effet, il tient compte de la possibilité que les évaluateurs

devinent au moins certaines variables en raison de l'incertitude. Il y a beaucoup de situations où nous pouvons calculer le Kappa de Cohen. Par exemple, nous pourrions utiliser le kappa de Cohen pour déterminer l'accord entre deux médecins pour diagnostiquer les patients en groupe pronostic « bon », « intermédiaire » et « mauvais ».

Le kappa de Cohen peut être utilisé pour deux variables catégorielles, qui peuvent être soit deux variables nominales soit deux variables ordinales. D'autres variantes existent, notamment :

- Le Kappa pondéré à utiliser uniquement pour les variables ordinales ;
- Le Kappa de Light, qui n'est que la moyenne de tous les Kappa de Cohen possibles lorsqu'il y a plus de deux variables catégorielles ;
- Le kappa de Fleiss, qui est une adaptation du kappa de Cohen pour n évaluateurs, où n peut être 2 ou plus.

La formule du Kappa de Cohen est définie comme suit :

$$\frac{P_0 - P_e}{1 - P_e}$$

- P_0 : proportion de l'accord observé ;
- P_e : proportion d'un accord aléatoire.

la valeur de kappa peut varier de -1 (aucun accord) à +1 (accord parfait).

- lorsque $k = 0$, l'accord n'est pas meilleur que ce qui serait obtenu par hasard ;
- lorsque k est négatif, l'accord est inférieur à l'accord attendu par hasard ;
- lorsque k est positif, l'accord d'évaluation dépasse l'accord aléatoire.

Dans la plupart des applications, on s'intéresse généralement davantage à l'ampleur du coefficient kappa plutôt qu'à la significative statistique de kappa. Les classifications suivantes ont été suggérées pour interpréter la force de l'accord en fonction de la valeur du Kappa de Cohen [CHATURVEDI et SHWETA 2015].

Mesure de Kappa	Interprétation de l'accord
< 0	Médiocre
0,01 - 0,20	Léger
0,21-0,40	Passable
0,41-0,60	Modéré
0,61-0,80	Substantiel
0,81 - 1,00	Presque parfait

6.2 Évaluation 1 : Programmation algorithmique

Nous avons mené une première évaluation à l'Université de technologie de Compiègne (UTC) avec des étudiants en première année de préparation intégrée. L'évaluation a porté sur

le module de programmation algorithmique. Nous décrivons ce module dans la sous-section suivante.

6.2.1 Description du domaine d'application (Programmation algorithmique)

Ce module propose une initiation pour des étudiants n'ayant aucune connaissance en programmation destinés à aller dans n'importe quelle branche de l'UTC (ingénierie mécanique, procédés, systèmes urbains, biologie, informatique).

Dans ce cours, les étudiants apprennent à écrire des algorithmes puis à les transformer en langage structuré.

L'intérêt de ce cours est de permettre aux futurs ingénieurs de mieux comprendre la façon de réaliser des programmes, afin de pouvoir résoudre des problèmes scientifiques, techniques ou organisationnels.

Ce cours est organisé comme suit :

- introduction : Bref description du module de l'algorithmique ;
- algorithmes et langages : clarification des notions de base de l'algorithmique telles que les structures d'un algorithme et celles d'un programme informatique ;
- premiers éléments de Pascal : clarification des notions de base en Pascal telles que les données et leurs types ;
- instructions alternatives : description des instructions alternatives et leur utilisation ;
- instructions itératives : description des instructions itératives et leur utilisation ;
- tableaux : présentation de différentes structures de tableau à une ou plusieurs dimensions ;
- chaînes de caractères : présentation des chaînes de caractères et leur manipulation ;
- fonctions et procédures : présentation des notions de base concernant les fonctions et les procédures et description de la structure de chacune ;
- ensembles : définition des ensembles finis et les différentes opérations sur ces ensembles en Pascal ;
- enregistrements : présentation de la structure et les caractéristiques des enregistrements ;
- fichiers : description des fichiers en Pascal et leurs propriétés ;
- récursivité : définition de la notion de récursivité et son utilisation.

Avant de décrire le processus de diagnostic, nous présentons tout d'abord le modèle du domaine conçu pour cette évaluation.

6.2.2 Le modèle du domaine

Tout d'abord, nous avons conçu le modèle du domaine qui comprend les principales compétences de programmation qui sont évaluées dans ce cours. L'ontologie a été construite grâce à une étroite collaboration avec les experts du domaine. Dans cette étude, nous n'avons utilisé qu'un extrait de cette ontologie. Elle se compose de huit classes qui représentent les principales compétences liées à la programmation de base avec des tableaux à savoir :

- maîtriser la boucle « For » ;
- maîtriser la boucle « While » ;
- maîtriser la boucle « Repeat until » ;
- maîtriser « les instructions itératives » ;
- manipuler les données et leurs types ;
- parcourir un tableau ;
- maîtriser les instructions alternatives ;
- chercher un élément dans un tableau.

Ces classes sont liées entre elles par la relation de précédence « is-prerequisite » (cf. figure 6.1) comme suit :

- les compétences *maîtriser la boucle "For"*, *maîtriser la boucle "While"* et *maîtriser la boucle "Repeat until"* sont des prérequis de la compétence *maîtriser les instructions itératives* ;
- la compétence *maîtriser les instructions itératives* et la compétence *manipuler les données et leurs types* sont des prérequis de la compétence *parcourir les tableaux* ;
- les compétences *parcourir les tableaux* et *maîtriser les instructions alternatives* sont des prérequis de la compétence *chercher des éléments dans un tableau*.

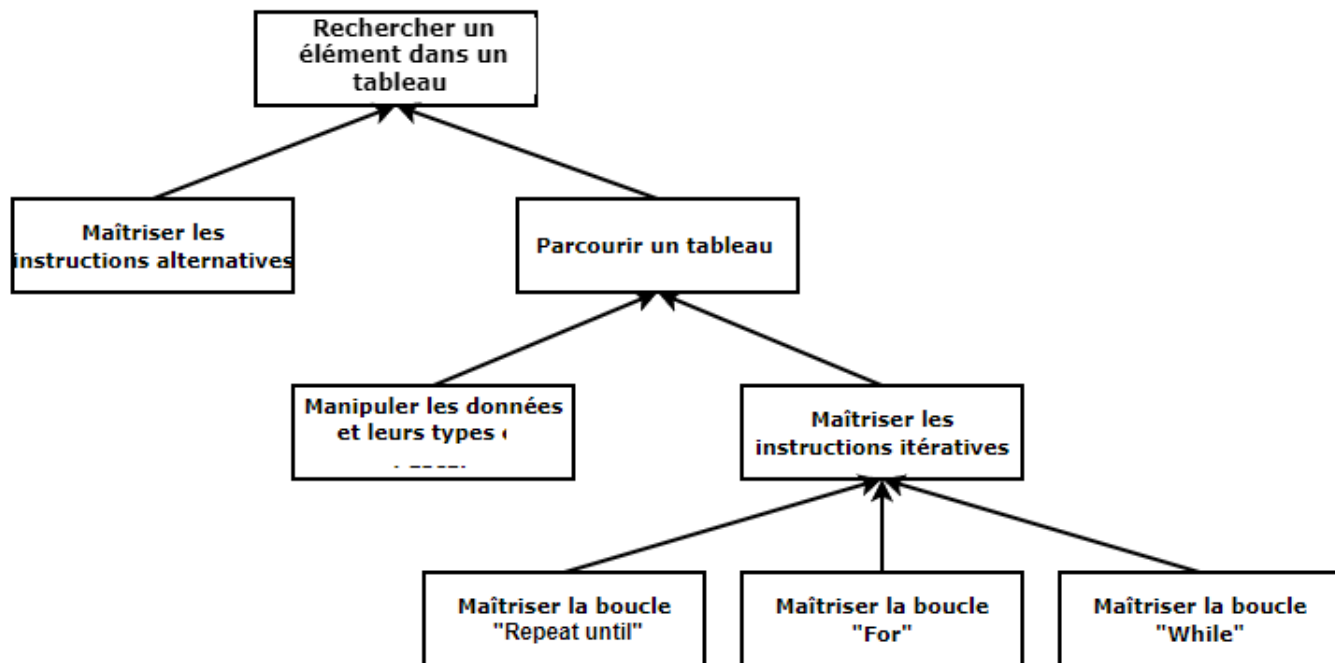


FIGURE 6.1 – Extrait de l'ontologie du domaine

6.2.3 Protocole de l'évaluation

Tous les étudiants ont reçu des cours détaillés et des séances de travaux pratiques sur chaque notion liée aux compétences du modèle de domaine. Ensuite, ils ont reçu un premier test qui

consistait en six exercices sur les structures itératives (les trois types de boucles) dont les énoncés sont les suivants :

1. *Écrire un algorithme ou programme pascal qui calcule la somme de 10 entiers saisis par l'utilisateur ;*
2. *Écrire un algorithme ou programme pascal qui calcule la moyenne de 10 entiers saisis par l'utilisateur ;*
3. *Écrire un algorithme ou programme pascal qui demande à l'utilisateur de saisir 10 entiers et qui calcule le nombre d'éléments supérieurs à 12 (on n'utilisera pas de tableaux) ;*
4. *Écrire un algorithme ou programme pascal qui calcule la somme d'entiers non-nuls saisis par l'utilisateur et qui s'arrête quand l'utilisateur saisit 0 ;*
5. *Écrire un algorithme ou programme pascal qui calcule la moyenne d'entiers non-nuls saisis par l'utilisateur et qui s'arrête quand l'utilisateur saisit 0 ;*
6. *Écrire un algorithme ou programme pascal qui demande à l'utilisateur de saisir des entiers non-nuls et qui calcule le nombre d'éléments supérieurs à 12 (on n'utilisera pas de tableaux). Le calcul s'arrêtera quand l'utilisateur saisit 0.*

L'enseignant a évalué les réponses des étudiants et a attribué à chacun d'eux une note d'évaluation pour chaque compétence. Après deux semaines, ces étudiants ont été évalués une deuxième fois grâce à deux exercices sur la notion des tableaux :

1. *Écrire un algorithme ou programme pascal qui demande à l'utilisateur de saisir 10 éléments d'un tableau d'entiers et qui en fait la somme ;*
2. *Écrire, à la suite de ce programme, une partie de code ou d'algorithme qui affiche la première occurrence de la valeur 12 de ce tableau. On n'affichera rien s'il n'y a pas d'occurrence de 12.*

6.2.4 Processus Diag-Skills

Le but de cette expérimentation est d'évaluer notre approche de diagnostic. Pour réaliser ce but nous proposons d'évaluer la précision de la prédiction par Diag-Skills de l'état de la compétence « Rechercher un élément dans un tableau », en se basant sur les résultats de l'étudiant au premier et au second test. Nous décrivons dans les points ci-dessous les différentes étapes du processus de diagnostic de cette première évaluation :

1. les notes d'évaluation de chaque apprenant sont compilées dans un fichier csv ;
2. la fonction principale de Diag-Skills prend en entrée le fichier csv des notes d'évaluation ;
3. les notes d'évaluation de chaque apprenant pour la compétence « Maîtriser les instructions itératives » sont transformées en des distributions de masse de croyance $m(a)$, $m(\neg a)$, $m(i)$, $m(c)$ grâce à la fonction de transformation ;
4. cette distribution de masse de croyances est propagée à la compétence « Parcourir un tableau », grâce à la fonction de propagation ascendante ;

5. la distribution de masse de croyances propagée est fusionnée avec la distribution de masse de croyance locale de la compétence « Parcourir un tableau » ($m(a) = 0, m(\neg a) = 0, m(i) = 1, m(c) = 0$), grâce à la fonction de fusion ;
6. la nouvelle distribution de masse de croyance est propagée à la compétence "Rechercher un élément dans un tableau" grâce la fonction de propagation et ensuite fusionnée avec sa distribution de masse locale ($m(a) = 0, m(\neg a) = 0, m(i) = 1, m(c) = 0$) ;
7. Les notes d'évaluation, issues du deuxième test, sont transformées en distributions de masse de croyance pour chaque étudiant ;
8. la distribution de masse locale de la compétence « Parcourir un tableau » est révisée par la nouvelle distribution de masse de croyance grâce à la fonction de révision ;
9. la distribution de masse de croyance révisée est propagée à la compétence « Rechercher un élément dans un tableau » par la fonction de propagation ascendante ;
10. cette distribution de masse de croyance propagée est fusionnée avec la distribution de masse locale de la compétence « Rechercher un élément dans un tableau » issue de l'étape 6 ;
11. La distribution de masse de croyance issue de la fusion est traduite en un état de compétence : acquise, non-acquise, probablement acquise, probablement non acquise, indéterminée ou conflictuelle. Cet état est comparé à l'état effectif de la compétence qui est déterminé à partir de la note d'évaluation de l'étudiant au deuxième test ;
12. la comparaison entre l'état effectif de la compétence « Rechercher un élément dans un tableau » et celui prédit par Diag-skills permet de calculer la mesure de précision de prédiction.

Ce processus est détaillé dans la figure [6.2](#)

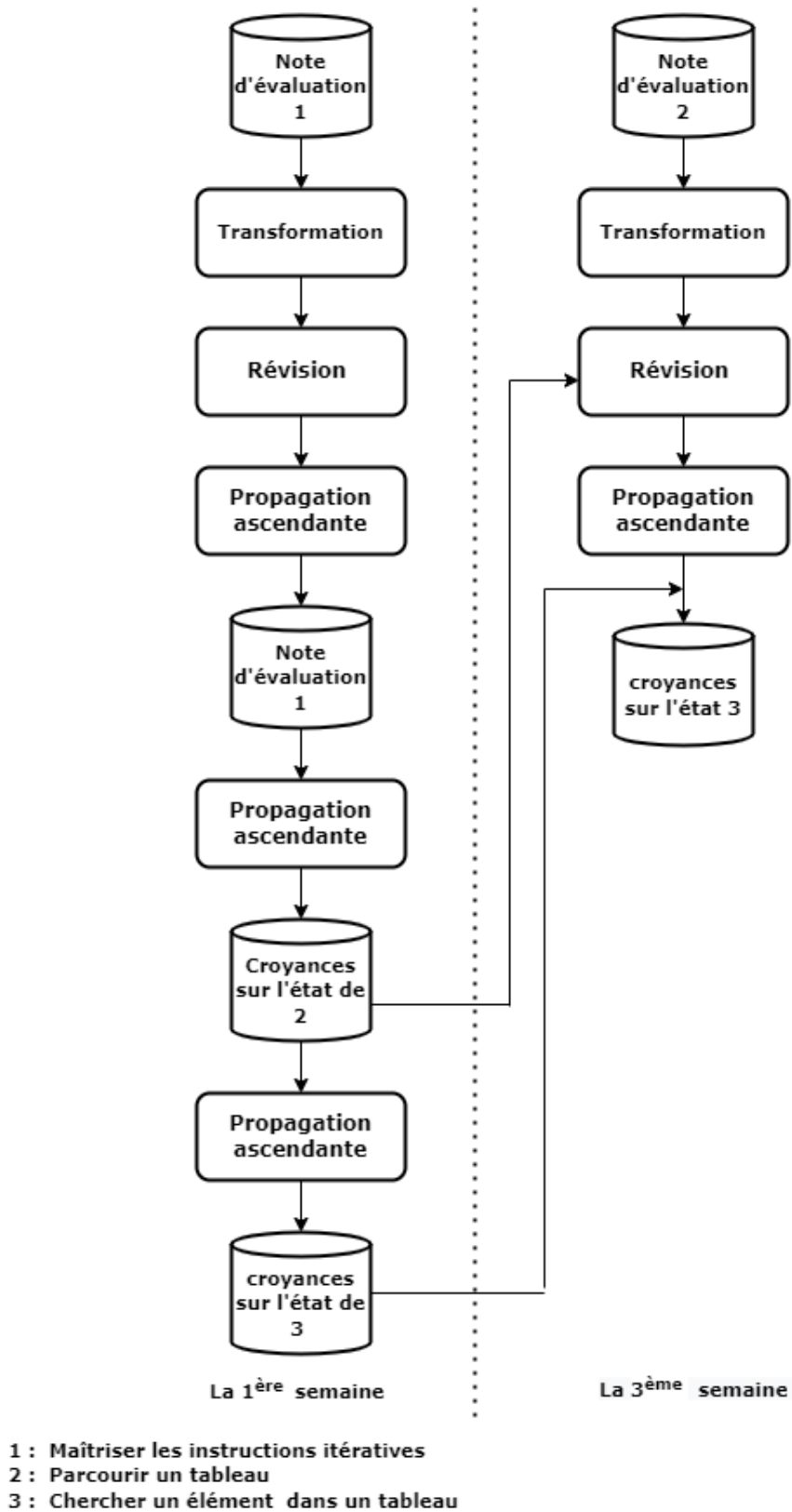


FIGURE 6.2 – Processus d'évaluation

Au total, 36 étudiants ont participé au premier test, mais seuls 26 d'entre eux ont participé au second. Ainsi, la précision de la prédiction a été calculée en utilisant les évaluations des étudiants qui ont participé aux deux tests. Nous avons toutefois demandé à l'enseignant du module de prédire l'état de la compétence « Rechercher un élément dans un tableau » les 10 étudiants qui n'ont pas participé au deuxième test en se basant sur les notes de leur premier test. Ensuite, nous avons comparé la concordance entre la prédiction de Diag-Skills et celle de l'enseignant. Nous avons utilisé à cet effet la mesure de concordance du Kappa de Cohen que nous décrivons dans la sous-section suivante.

6.2.5 Résultats

Dans un premier temps, nous réalisons une comparaison entre la prédiction de Diag-skills pour la compétence « Rechercher un élément dans un tableau » et son état effectif. Cette comparaison montre que sur 26 prédictions, 22 étaient correctes, ce qui donne une précision de prédiction de 84%. Le tableau 6.1 montre la matrice de confusion qui résume cette comparaison.

Etat effectif \ Diag-Skills	Acquise	Non acquise	Pacquise	Pnon acquise
Acquise	1	0	0	0
Non acquise	0	0	2	0
Pacquise	0	0	19	0
Pnon acquise	0	0	2	2

TABLEAU 6.1 – Matrice de confusion entre les prédictions de Diag-skills et l'état effectif

Dans un deuxième temps, nous calculons la mesure de Kappa de Cohen entre les prédictions de l'expert et celles de Diag-Skills, pour la compétence « Rechercher un élément dans un tableau » des 10 étudiants qui n'ont pas participé au deuxième et les quatre étudiants pour lesquels la prédiction était incorrecte.

Le résultat obtenu montre une mesure de Kappa de Cohen égale à 85 %. Le tableau 6.2 représente la matrice de confusion entre les prédictions de l'expert et de Diag-skills :

Expert \ Diag-Skills	Acquise	Non acquise	Pacquise	Pnon acquise
Acquise	10	1	0	0
Non acquise	0	0	0	0
Pacquise	0	3	0	0
Pnon acquise	0	0	0	0

TABLEAU 6.2 – Matrice de confusion entre expert et Diag-Skills

6.2.6 Interprétation de résultats

Le processus de prédiction de Diag-Skills dans cette première expérimentation s'appuie principalement sur une propagation ascendante de croyances entre les compétences du domaine.

Comme présenté dans la section précédente, Diag-Skills a montré une précision de prédiction de 84 % avec 22 prédictions correctes sur 26.

En analysant les quatre prédictions incorrectes, nous avons remarqué que l'état prédit par Diag-Skills était toujours surestimé et jamais le contraire. Cela prouve, dans une certaine mesure, que Diag-Skills parvient à capturer les cas où il y a une amélioration de l'apprentissage, mais ne parvient pas à prédire correctement les états où il y a une dégradation très importante de l'état de la compétence. Ce point devrait être étudié par des évaluations supplémentaires. De plus, nous avons remarqué que les distributions de masse de croyance des prédictions incorrectes étaient toutes marquées par un certain degré de conflit. En effet, la masse associée au conflit $m(c)$ était toujours supérieure à 0,2, indiquant la présence d'un conflit entre les croyances provenant de différentes propagations. Cependant, cette quantité de conflit n'était pas assez importante pour considérer que cet état est conflictuel. Nous pensons que, même si cette quantité de conflit n'est pas assez grande, cette information devrait être fournie au module de scénarisation afin de l'avertir d'un éventuel problème inattendu dans la compétence de l'apprenant.

Les éléments précédents ont permis de valider les hypothèses associées aux critères objectifs que nous avons définis pour l'approche de diagnostic, à savoir la capacité de fournir un diagnostic global des compétences de l'apprenant. Par ailleurs, dans le cas où nous ne disposions pas de l'état réel des compétences à prédire et dans le cas où Diag-Skills n'est pas parvenu à prédire correctement l'état des compétences, nous avons montré que diagnostic était très proche du diagnostic humain. En effet, l'analyse des prédictions de l'expert et celles de Diag-skills pour les quatorze prédictions (dix pour lesquelles l'état réel était inconnu, et quatre pour lesquelles la prédiction était incorrecte) montre que l'accord entre les deux est presque parfait avec une mesure de Kappa de Cohen égale à 0.85.

6.3 Évaluation 2 : Métiers du Multimédia et de l'Internet

Dans la première expérimentation, pour prédire l'état de la compétence cible, seule une propagation ascendante était nécessaire. Pour compléter cette étude, nous avons mené une deuxième expérimentation à l'Université de Toulouse III afin d'évaluer les prédictions basées à la fois sur les propagations ascendantes et descendantes. Cette expérience a impliqué 50 étudiants de première année du Bachelor « Métiers du Multimédia et de l'internet ». Ils étaient tous inscrits au module « Ergonomie et Accessibilité ». Nous décrivons ce module dans la sous-section suivante.

6.3.1 Description du domaine d'application (Ergonomie et Accessibilité)

Ce module vise à présenter les fondamentaux de l'ergonomie des interfaces et à décrire comment les appliquer dans une démarche d'évaluation d'un produit existant. Il consiste également à former les étudiants à concevoir des prototypes d'interfaces utilisateur à l'aide d'Adobe XD. Les éléments traités dans le cadre de ce module sont :

- Architecture de l'information ;
- Fondamentaux de l'ergonomie des interfaces (origine, enjeux, principes de psychologie cognitive appliqués aux interfaces...) ;
- Démarche centrée utilisateur (bonnes pratiques, critères) ;
- Panorama des méthodes d'évaluation qualitatives et quantitatives, présentation des variables et introduction à des référentiels de qualité pour les sites Web ;

Aucune expérience préalable en matière de conception n'est requise pour ce cours.

6.3.2 Le modèle du domaine

Là encore, grâce à une étroite collaboration avec l'enseignant, nous avons construit un modèle du domaine qui inclut les principales compétences évaluées dans ce cours. La figure 6.3 montre un extrait de ce modèle. Cet extrait du modèle est composé des compétences suivantes :

- créer des éléments de base ;
- manipuler des éléments de base ;
- créer des composants principaux et leurs instances ;
- créer des états interactifs de composants ;
- gérer les actifs du document ;
- créer une transition basique entre deux écrans ;
- créer un prototype basique et maintenable.

Ces compétences sont reliées entre elles par la relation de précédence "is-prerequisite" comme suit :

- la compétence « créer des éléments de base » is-prerequisite des compétences « créer des composants principaux et leurs instances », « manipuler des éléments de base » et « créer une transition basique entre deux écrans » ;
- les compétences « créer des composants principaux et leurs instances », « manipuler des éléments de base » sont des prérequis de la compétence « créer des états interactifs de composants » ;
- les compétences « créer des états interactifs de composants », « gérer les actifs du document » et « créer une transition basique entre deux écrans » sont des prérequis de la compétence « créer un prototype basique et maintenable ».

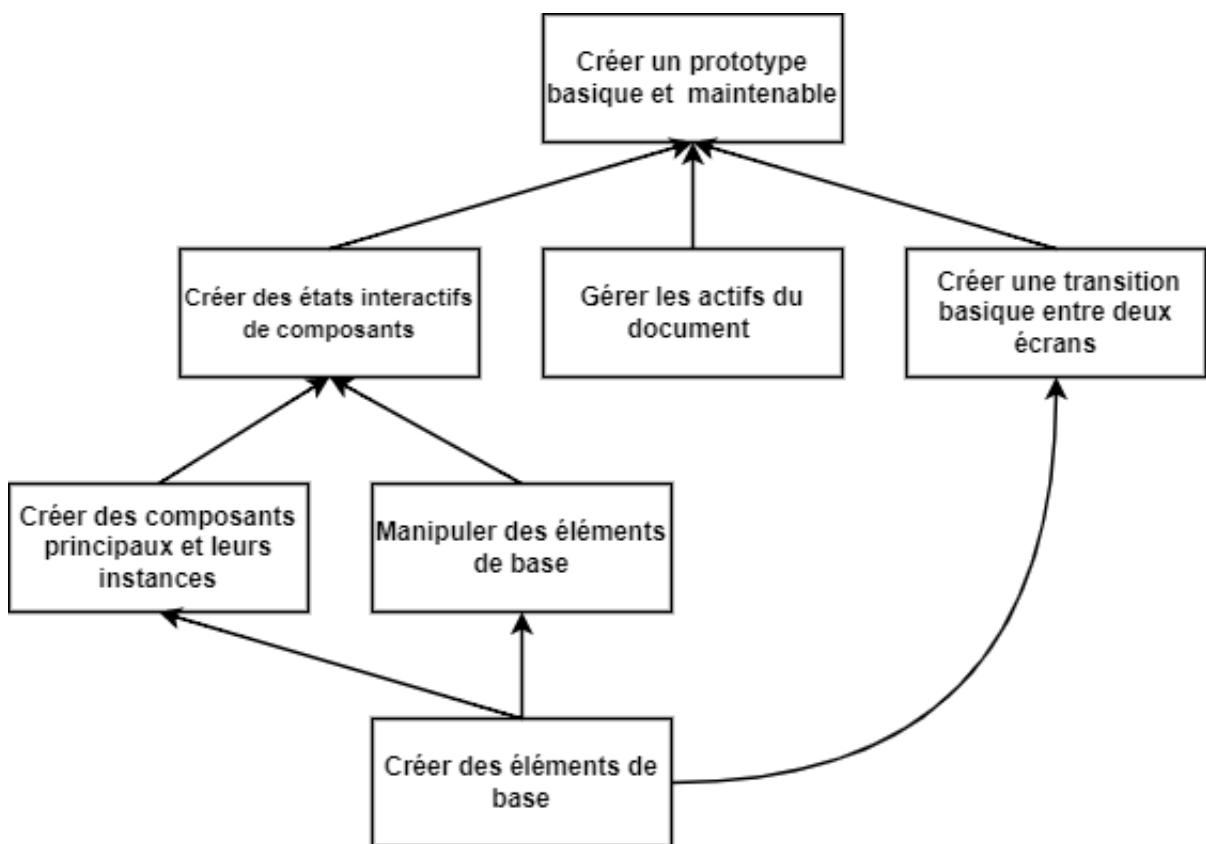


FIGURE 6.3 – Extrait du modèle du domaine

6.3.3 Processus de diagnostic

Tout d'abord, les étudiants ont suivi un cours magistral et une séance de travaux pratiques sur la création de prototypes. Ils ont également reçu des exercices où ils ont mis en jeu toutes les compétences du domaine. Ensuite, ils ont reçu un test où toutes ces compétences devaient être appliquées. L'objectif de ce test était de concevoir un prototype d'un écran d'une application contenant une barre de navigation interactive. Les éléments de cette barre de navigation

doivent changer de couleur lorsque le curseur les survole. Ensuite, lorsqu'un élément est cliqué, il doit envoyer l'utilisateur vers la page correspondante. Le résultat final attendu a été exposé aux étudiants avant qu'ils ne commencent le test. Ils disposaient également d'indications étape par étape pour réaliser leurs tâches. Voici quelques exemples de ces indications :

les figures 6.4 et 6.5, montrent les tests d'évaluation proposés.

- Créer un nouveau fichier avec un plan de travail dont les dimensions correspondent à une maquette destinée à un affichage web (**1920 * 1080**)
- Renommer le plan de travail en « Accueil »
- changez la hauteur de votre de votre plan de travail de **1080 à 1400px**, et faites en sorte que l'écran soit scrollable au-delà de 1080px.
- Grâce l'outil rectangle, ajoutez une barre latérale gauche d'une **largeur de 300px**. Appliquez la couleur **#003D7B** en fond de rectangle et désactivez les bordures ;

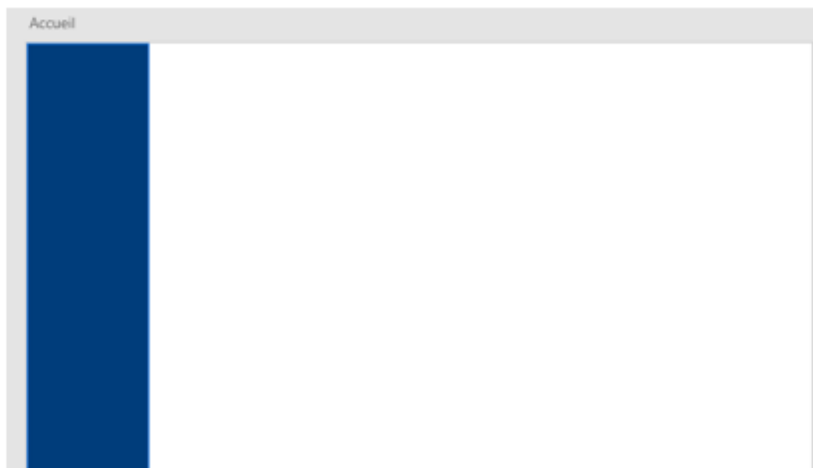
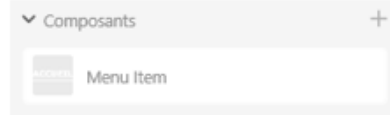


FIGURE 6.4 – Première partie du test

- Ajoutez un texte « Accueil » tout en majuscule et centrez le par rapport à la largeur de la barre latérale. Modifiez votre texte de telle façon à ce que sa couleur soit **blanche**, sa taille soit **50**, son style soit **gras** et sa police soit **Verdana**
- Ajoutez à gauche du texte une ligne **blanche** de taille **4** et dont la hauteur est légèrement supérieure à celle du texte



- Créez un **composant** contenant le **texte et la ligne**. Vous l'appellerez « Menu item »



- Dupliquez ce composant, et modifiez ses instances de façon à avoir le résultat suivant :

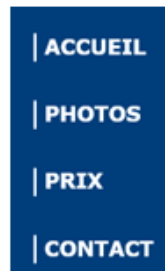


FIGURE 6.5 – Deuxième partie du test

L'expert a évalué la production de chaque étudiant et a attribué un score à chaque compétence. Le but de cette étude était d'évaluer la prédiction de Diag-Skills de l'état de la compétence « Créer les états d'un composant interactif. Le processus de prédiction est détaillé ci-dessous (cf. figure 6.6) :

1. tout d'abord, Diag-Skills reçoit le score d'évaluation de la compétence « Manipuler des éléments de base »;
2. ce score est transformé en une distribution de masse qui est propagée récursivement aux prérequis et aux compétences parentes;
3. ensuite, Diag-Skills reçoit le score d'évaluation de la compétence « Créer des composants principaux et leurs instances » et effectue la même chose;
4. après cela, Diag-skills reçoit le score d'évaluation de la compétence « Créer un prototype basique et maintenable » et effectue une propagation descendante. A ce stade, la distribution de masse finale de l'état « Créer des états interactifs de composants » devrait avoir été calculée sur la base de ces propagations et de la fonction de fusion;
5. cette distribution est ensuite traduite en état de compétence afin d'être comparée à l'état de compétence effectif.

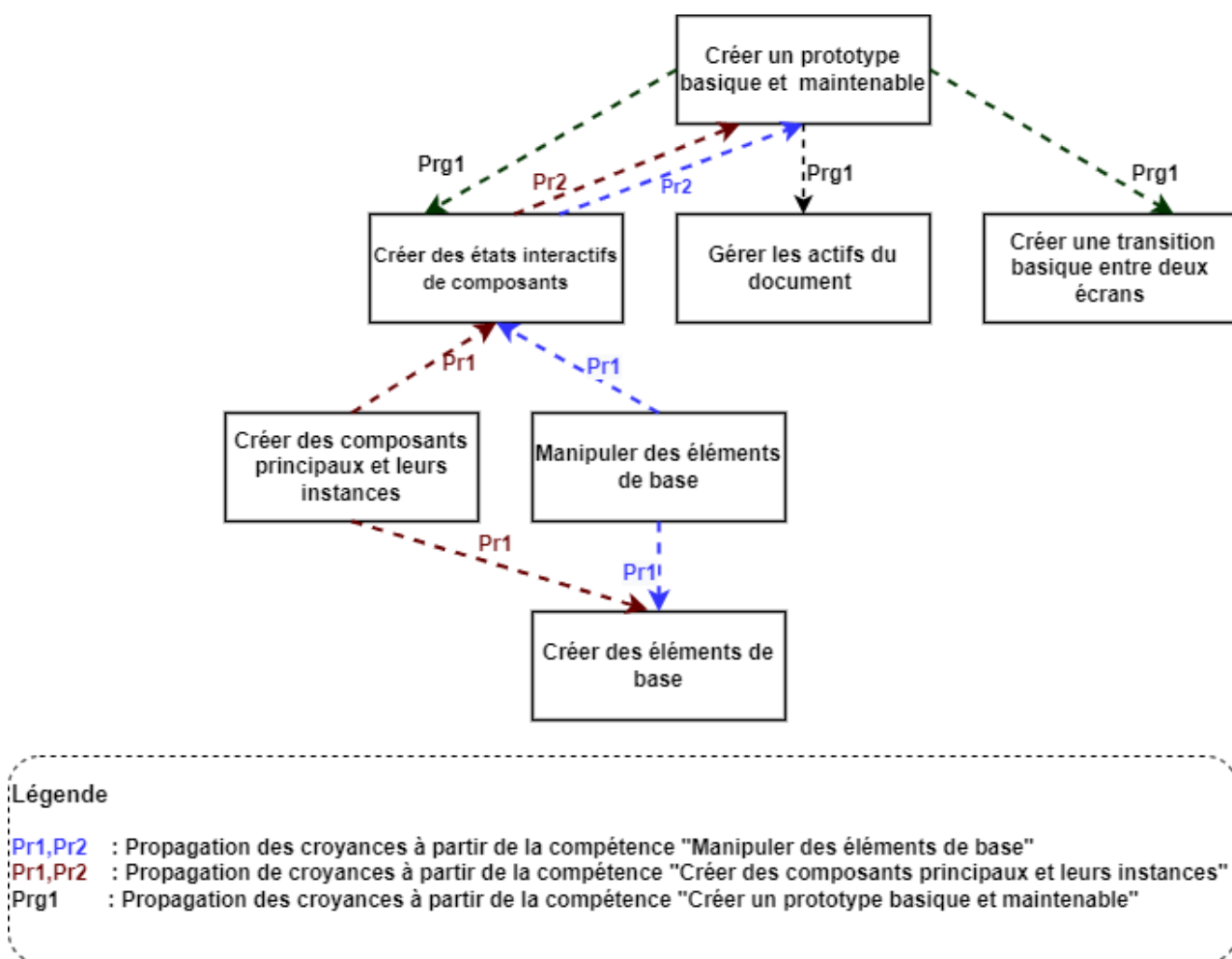


FIGURE 6.6 – Le processus de diagnostic

6.3.4 Résultats

Comme nous l'avons dit précédemment, le but de cette étude était d'évaluer la prédiction de Diag-Skills de l'état de la compétence «Créer les états d'un composant interactif». Le résultat obtenu montre une précision de la prédiction égale à 92 % avec 44 prédictions correctes sur 50 prédictions. La matrice de confusion 6.3 représente le résultat de cette comparaison.

Diag-Skills \ Etat effectif	Etat effectif			
	Acquise	Non acquise	Pacquise	Pnon acquise
Acquise	16	0	0	0
Non acquise	0	6	2	0
Pacquise	0	0	12	0
Pnon acquise	0	0	2	12

TABLEAU 6.3 – Matrice de confusion

6.3.5 Interprétation de résultats

Comme présenté dans la section précédente, Diag-Skills a montré une excellente précision de prédiction de 92 %. De ce fait, le processus de prédiction qui s'appuie sur les deux types de propagations (ascendante et descendante) prouve une mesure de précision meilleure que celle qui s'appuie sur un seul type de propagation. De plus, en analysant les prédictions incorrectes, nous avons remarqué que l'état prédit était toujours surestimé et jamais l'inverse. Cela confirme notre première conclusion que DiagSkills parvient à capturer les erreurs et les cas où il y a une amélioration de l'apprentissage, mais ne parvient pas à prédire les états où il y a une dégradation soudaine dans la compétence. Une des perspectives de ce travail est de creuser ce point en effectuant des évaluations supplémentaires. Par ailleurs, dans cette expérimentation, les distributions de masse de croyances des prédictions incorrectes comprennent un certain degré de conflit. Cela montre qu'il existe une certaine incohérence dans les réponses de l'apprenant. Cependant, le degré de conflit ne dépasse pas le seuil permettant de considérer l'état de la compétence comme étant « Conflictuel ». Dans un premier temps, nous proposons d'informer le module de scénarisation de cette incohérence afin de le prévenir d'un éventuel problème inattendu dans la compétence de l'apprenant. Dans un deuxième temps, nous proposons d'effectuer des évaluations supplémentaires pour ces compétences.

Les résultats de cette expérimentation sont très encourageants, et valident notre hypothèse concernant la précision de la prédiction de Diag-skills. En effet, ces résultats montrent que Diag-skills est capable de prédire correctement l'état des compétences non évaluées de l'apprenant en s'appuyant sur celles qui ont déjà été évaluées.

Chapitre 7

Conclusion

Sommaire

7.1 Résumé des travaux	95
7.2 Les limites de Diag-skills	96
7.3 Perspectives	96

7.1 Résumé des travaux

Nos travaux de recherche portent sur la génération dynamique des diagnostics dynamiques de l'état des compétences de l'apprenant dans les environnements informatiques d'apprentissage pour l'humain. Nous nous sommes intéressés particulièrement au diagnostic de compétences évaluées de l'apprenant et la prédiction de l'état des compétences non évaluées de ce dernier. Ce processus de diagnostic s'appuie sur les traces des apprenants dans les environnements informatiques d'apprentissage pour l'humain et particulièrement les résultats d'évaluation de ce dernier.

Les traces d'interaction de l'apprenant avec EIAH sont souvent tachées d'imperfections telles que l'incertitude, l'imprécision, l'ambiguïté etc. De ce fait, il est difficile de déterminer précisément l'état de compétences ou de connaissances de l'apprenant. Dans la littérature plusieurs approches ont été proposées pour considérer ces imperfections dans le processus de diagnostic afin de fournir un diagnostic le plus fidèle possible. Parmi ces approches, nous citons la logique floue et les réseaux bayésiens. Cependant, ces approches ne permettent pas de gérer toutes les formes d'incertitudes décrites précédemment. Par ailleurs, dans notre module de diagnostic nous avons proposé d'utiliser la théorie des fonctions de croyance. En effet, le cadre formel de cette théorie nous a permis de considérer toutes les formes d'incertitudes à savoir l'imprécision, l'ignorance et la contradiction dans le même cadre formel. De plus, cette théorie permet la fusion des informations issues de différentes sources d'information tout en quantifiant l'éventuel conflit entre ces sources d'informations.

En plus de gérer les incertitudes dans le processus de diagnostic, le module de diagnostic proposé nommé Diag-Skills, permet de considérer le caractère évolutif de compétences de l'apprenant. En effet, l'état de la compétence de l'apprenant est révisé automatiquement à chaque interaction de l'apprenant avec le système grâce à deux mécanismes de révision.

Ce module a fait l'objet de deux évaluations réalisées respectivement à L'Université de technologie de Compiègne avec 36 étudiants en première année cycle ingénieur et à l'Université de Toulouse III avec 50 étudiants en première année informatique.

Les résultats de ces évaluations suggèrent que l'approche de diagnostic proposée est une méthode prometteuse pour le diagnostic des compétences des apprenants. De plus, cette approche montre une capacité importante de fournir des prédictions pertinentes de l'état de compétences de l'apprenant dont le système ne dispose pas des informations. Par ailleurs, nous avons montré qu'il est possible de considérer tous les types d'imperfection des données à l'aide d'un seul cadre formel qu'est la théorie des fonctions de croyances, et qu'il est possible de mettre en évidence les incohérences lorsqu'elles sont pertinentes en utilisant ce même cadre, ce qui affine de plus le diagnostic des compétences de l'apprenant afin d'améliorer le processus de scénarisation et de personnalisation dans les EIAH et même de conception de l'EIAH. Par exemple, la quantification des informations sur le conflit dans l'état de la compétence de l'apprenant permet de souligner les lacunes de l'apprenant et de guider les interventions du formateur ou même de faire des répercussions sur le processus d'évaluation dans les EIAH, car cela pourrait indiquer que l'évaluateur (un système informatique ou un instructeur) a peut-être fait des évaluations incohérentes et que le processus d'évaluation devrait être révisé.

7.2 Les limites de Diag-skills

En dehors de ces contributions, nous souhaitons souligner certaines limites. Tout d'abord, à ce stade, le diagnostic repose sur les scores d'évaluation pour déterminer l'état des compétences. Par ailleurs, la détermination de l'état de compétences de l'apprenant dépend également d'autres paramètres tels que, l'historique de l'apprenant, le nombre de situations d'apprentissage traitées, le temps écoulé entre deux évaluations successives et le temps écoulé entre le cours et l'évaluation.etc. Cependant, à ce niveau le module de diagnostic proposé ne prend pas en compte de manière expressive tous ce paramètres. Les travaux futurs devraient porter sur la manière dont ce paramètre peut être intégré dans le processus de diagnostic.

De plus, dans la fonction de traduction, nous avons fixé le seuil au-delà duquel l'état d'une compétence est considéré comme conflictuel à 0,75 (comme pour les autres états). Cependant, les expériences ont montré qu'en réalité, les états étaient conflictuels même lorsque la masse liée au conflit était bien inférieure à 0,75. D'autres évaluations devraient être menées afin de clarifier si ce seuil devrait être ajusté, et/ou si la fusion avec le conflit devrait être révisée. Enfin, si Diag-Skills a montré de bons résultats dans l'absolu, il reste nécessaire de le comparer empiriquement à d'autres approches de diagnostic .

7.3 Perspectives

En plus des propositions que nous avons évoquées plus haut afin de pallier les limites de l'approche de diagnostic proposée, nous avons envisagé quelques pistes à explorer pour poursuivre les travaux de cette thèse. Celles-ci concernent notamment l'intégration de l'approche au sein d'un contexte réel pour l'apprentissage afin de pouvoir mesurer l'impact de cette approche sur l'amélioration des apprentissages.

Bibliographie

- [1] Lotfi Aliasker ZADEH. "Fuzzy sets, Information and Control, vol. 8". In : *Google Scholar Google Scholar Digital Library Digital Library* (1965), p. 338-353.
- [2] Jacob COHEN. "Weighted kappa : nominal scale agreement provision for scaled disagreement or partial credit." In : *Psychological bulletin* 70.4 (1968), p. 213.
- [3] James M COOPER et Wilford A WEBER. "A competency based systems approach to teacher education". In : *Competency based teacher education. Book two : A systems approach to program design* (1973), p. 7-18.
- [4] Glenn SHAFER. *A mathematical theory of evidence*. Princeton university press, 1976.
- [5] James L STANSFIELD, Brian P CARR et Ira P GOLDSTEIN. "Wumpus advisor 1 : A first implementation program that tutors logical and probabilistic reasoning skills". In : (1976).
- [6] Elaine RICH. "User modeling via stereotypes". In : *Cognitive science* 3.4 (1979), p. 329-354.
- [7] F DRERSS, G TENENBAUM et H IWANIEC. "Sur une somme liée à la fonction de Möbius." In : (1983).
- [8] Bernard MACCARIO. "Barbier (Jean-Marie).—L'Evaluation en formation". In : *Revue française de pédagogie* 77.1 (1986), p. 80-83.
- [9] Gérard VERGNAUD. "Développement et fonctionnement cognitifs dans le champ conceptuel des structures additives". In : *Développement et fonctionnement cognitifs* (1990), p. 261-277.
- [10] Jean-Michel HOC. "L'extraction des connaissances et l'aide à l'activité humaine". In : *Intellectica* 12.2 (1991), p. 33-64.
- [11] Patrick MENDELSON et Pierre DILLENBOURG. "Le développement de l'enseignement intelligemment assisté par ordinateur". In : *Symposium Intelligence Naturelle et Intelligence Artificielle*. 1991.
- [12] JM KETELE et X ROEGERS. *Méthodologie du recueil d'informations, Pédagogie en développement, Méthodologie de la recherche*. 1993.
- [13] Raquel Amaya MARTINEZ GONZÁLEZ. *Diagnóstico pedagógico. Fundamentos teóricos*. 1993.
- [14] Jean-Marie BARBIER. *L'évaluation en formation*. Presses universitaires de France, 1994.
- [15] Reinhard OPPERMAN. "Adaptively supported adaptability". In : *International Journal of Human-Computer Studies* 40.3 (1994), p. 455-472.

- [16] Philippe SMETS et Robert KENNES. "The transferable belief model". In : *Artificial intelligence* 66.2 (1994), p. 191-234.
- [17] Philippe PERRENOUD et al. "Des savoirs aux compétences, de quoi parle-t-on en parlant de compétences?" In : *Actes du 15e Colloque annuel de l'Association québécoise de pédagogie collégiale*. Association québécoise de pédagogie collégiale, 1995.
- [18] Eva L RAGNEMALM. "Student diagnosis in practice; bridging a gap". In : *User Modeling and User-Adapted Interaction* 5.2 (1995), p. 93-116.
- [19] Lotfi A ZADEH. "Fuzzy sets". In : *Fuzzy sets, fuzzy logic, and fuzzy systems : selected papers by Lotfi A Zadeh*. World Scientific, 1996, p. 394-432.
- [20] Didier DUBOIS et Henri PRADE. "Possibility theory : qualitative and quantitative aspects". In : *Quantified representation of uncertainty and imprecision*. Springer, 1998, p. 169-226.
- [21] Christophe GONZALES et Pierre-Henri WUILLEMIN. "Réseaux bayésiens en modélisation d'utilisateurs." In : *Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication pour l'Éducation et la Formation* 5.2 (1998), p. 173-198.
- [22] Dominique PY. "Quelques méthodes d'intelligence artificielle pour la modélisation de l'élève." In : *Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication pour l'Éducation et la Formation* 5.2 (1998), p. 123-140.
- [23] Marc ROMAINVILLE et al. "Réformes : à ceux qui s' interrogent sur les compétences et leur évaluation". In : *Forum pédagogie*. 1998, p. 21-27.
- [24] Vania DIMITROVA, John SELF et Paul BRNA. "The interactive maintenance of open learner models". In : *Artificial intelligence in education*. T. 50. Citeseer. 1999, p. 405-412.
- [25] Sofiane LABIDI et Nilo SÉRGIO. "Student modeling and semi-automatic domain ontology construction for SHIECC [automatic read automatic]". In : *30th Annual Frontiers in Education Conference. Building on A Century of Progress in Engineering Education. Conference Proceedings (IEEE Cat. No. 00CH37135)*. T. 1. IEEE. 2000, F1B-14.
- [26] Maria VIRVOU et Victoria TSIRIGA. "Involving effectively teachers and students in the life cycle of an intelligent tutoring system". In : *Journal of Educational Technology & Society* 3.3 (2000), p. 511-521.
- [27] Steve BISSONNETTE et Mario RICHARD. "Comment construire des compétences en classe". In : *Chenelière/Mac Graw-Hill* (2001).
- [28] Peter BRUSILOVSKY et Philip MILLER. "Course delivery systems for the virtual university". In : *Access to knowledge : New information technologies and the emergence of the virtual university* (2001), p. 167-206.
- [29] Marie-Françoise LEGENDRE. "Sens et portée de la notion de compétence dans le nouveau programme de formation". In : *Revue de l'AQEFLS* 23.1 (2001), p. 12-30.
- [30] Cristina CONATI, Abigail GERTNER et Kurt VANLEHN. "Using Bayesian networks to manage uncertainty in student modeling". In : *User modeling and user-adapted interaction* 12.4 (2002), p. 371-417.

- [31] Joaquim DOLZ et Edmée OLLAGNIER. *L'énigme de la compétence en éducation*. De Boeck Université, 2002.
- [32] Gilbert PAQUETTE. *Modélisation des connaissances et des compétences*. Puq, 2002.
- [33] Philippe PERRENOUD. "D'une métaphore à l'autre : transférer ou mobiliser ses connaissances". In : *L'énigme de la compétence en éducation* (2002), p. 45-60.
- [34] MY ZILBERSTEIN SILVESTRE. "J.(2002) : Hacia Una didáctica desarrolladora". In : *Editorial Pueblo y Educación. Ciudad de la Habana. Cuba. VAN DIJK, TEUN (2000 (b)) :—El discurso como interacción en la sociedad*|| *En : El discurso como proceso de interacción social. Estudios sobre el discurso II.(Compilador Van Dijk). Barcelona : Gedisa* (2002), p. 19-66.
- [35] S KAHN et al. *Les compétences à l'école. Apprentissage et évaluation*. 2003.
- [36] Patrick VANNOORENBERGHE. "Un état de l'art sur les fonctions de croyance appliquées au traitement de l'information". In : *Revue I3* 3.2 (2003), p. 9-45.
- [37] Gérald BOUTIN. "L'approche par compétences en éducation : un amalgame paradigmatique". In : *Connexions* 1 (2004), p. 25-41.
- [38] Susan BULL. "Supporting learning with open learner models". In : *Planning* 29.14 (2004), p. 1.
- [39] Martin V BUTZ, Olivier SIGAUD et Pierre GÉRARD. *Anticipatory behavior in adaptive learning systems : Foundations, theories, and systems*. T. 2684. Springer, 2004.
- [40] Paul DE BRA, Lora AROYO et Vadim CHEPEGIN. "The next big thing : Adaptive web-based systems". In : *Journal of Digital Information* 5.1 (2004).
- [41] William L OBERKAMPF et al. "Challenge problems : uncertainty in system response given uncertain parameters". In : *Reliability Engineering & System Safety* 85.1-3 (2004), p. 11-19.
- [42] Jean-Philippe PERNIN et Anne LEJEUNE. "Dispositifs d'apprentissage instrumentés par les technologies : vers une ingénierie centrée sur les scénarios". In : *Technologies de l'Information et de la Connaissance dans l'Enseignement Supérieur et de l'Industrie*. Université de Technologie de Compiègne. 2004, p. 407-414.
- [43] Gérard SCALLON. *L'évaluation des apprentissages dans une approche par compétences*. De Boeck Université Brussels, 2004.
- [44] Amy SOLLER et al. "From mirroring to guiding : A review of state of the art technology for supporting collaborative learning". In : *International Journal of Artificial Intelligence in Education* 15.4 (2005), p. 261-290.
- [45] Jean VANDERSPELDEN. "APP : individualiser n'est pas personnaliser ou apprendre à s'autoformer". In : *Actualité de la formation permanente* 194 (2005), p. 122-129.
- [46] Daniel BURGOS, Colin TATTERSALL et Rob KOPER. "Representing adaptive eLearning strategies in IMS Learning Design". In : *Proceedings of the international workshop in learning networks for lifelong competence development*. 2006, p. 54-60.

- [47] Vanda LUENGO et al. "Le projet TCAN TELEOS : Technology enhanced Learning in orthopaedic surgery". In : (2006).
- [48] Dominique PY et Mathieu HIBOU. *Représentation des connaissances de l'apprenant*. 2006.
- [49] Jacques TARDIF. "L'évaluation des compétences : documenter le parcours de développement". In : (2006).
- [50] Peter BRUSILOVSKY et Eva MILLÁN. "User models for adaptive hypermedia and adaptive educational systems". In : *The adaptive web*. Springer, 2007, p. 3-53.
- [51] Diem-Quyen NGUYEN et Jean-Guy BLAIS. "Approche par objectifs ou approche par compétences? Repères conceptuels et implications pour les activités d'enseignement, d'apprentissage et d'évaluation au cours de la formation clinique". In : *Pédagogie médicale* 8.4 (2007), p. 232-251.
- [52] Jean-Marie DE KETELE. "L'approche par compétences : au-delà du débat d'idées, un besoin et une nécessité d'agir". In : *Logique de compétences et développement curriculaire. Débats, perspectives et alternative pour les systèmes éducatifs* (2008), p. 61-78.
- [53] Charles DELORME. "L'Approche Par les Compétences : entre les promesses des déclarations et les réalités du terrain, reconnaissance ou négation de la complexité". In : *Logique de compétences et développement curriculaire, Paris, L'Harmattan* (2008), p. 113-126.
- [54] Carole EYSSAUTIER-BAVAY. "Modèles, langage et outils pour la réutilisation de profils d'apprenants". Thèse de doct. Université Joseph-Fourier-Grenoble I, 2008.
- [55] Guy LE BOTERF. "Repenser la compétence". In : *Pour dépasser les idées reçues* 15 (2008).
- [56] Loc NGUYEN et Phung DO. "Learner model in adaptive learning". In : *World Academy of Science, Engineering and Technology* 45.70 (2008), p. 395-400.
- [57] David THOMSON. "Towards a negotiable student model for constraint-based ITSs". In : (2008).
- [58] Alou Ag AGOUZOU, Mamadou DIA et Fatoumata THIERO. "Approche Par Compétences et qualité de l'éducation Cas des écoles du Centre d'Animation Pédagogique de Kalabancoro (Région de Koulikoro)". In : (2009).
- [59] Éric BOGAERT. "Le diagnostic est une écriture". In : *Sud/Nord* 24.1 (2009), p. 43. ISSN : 1265-2067. DOI : [10.3917/sn.024.0043](https://doi.org/10.3917/sn.024.0043).
- [60] Philippe JONNAERT. *Compétences et socioconstructivisme : un cadre théorique*. Armando Editore, 2009.
- [61] Philippe JONNAERT, Moussadak ETTAYEBI et Rosette DEFISE. *Curriculum et compétences : un cadre opérationnel*. De Boeck Supérieur, 2009.
- [62] Marie LEFEVRE. "Processus unifié pour la personnalisation des activités pédagogiques : méta-modèle, modèles et outils". Thèse de doct. Université Claude Bernard-Lyon I, 2009.

- [63] Dima MUFTI-ALCHAWAFA et Vanda LUENGO. "Design Implementation and computer validation of didactical decision model in a learning environment for ortopaedic". In : *14th International Conference on Artificial Intelligence in Education. Workshop Intelligent Support for Exploratory Environments*. 2009, 10-pages.
- [64] Christian CHAUVIGNÉ et Jean-Claude COULET. "L'approche par compétences : un nouveau paradigme pour la pédagogie universitaire?" In : *Revue française de pédagogie. Recherches en éducation* 172 (2010), p. 15-28.
- [65] DANINE. "Modélisation de l'apprenant : application d'un modèle cognitif au développement d'un système d'apprentissage". In : (2010), p. 415.
- [66] Cora BRAHIMI, Céline FARLEY et Pierre JOUBERT. *L'approche par compétences Un levier de changement des pratiques en santé publique au Québec*. 2011, p. 110. ISBN : 9782550614180.
- [67] Cora BRAHIMI, Céline FARLEY, Pierre JOUBERT et al. *L'approche par compétences : un levier de changement des pratiques en santé publique au Québec*. Institut national de santé publique du Québec Québec, 2011.
- [68] Dianelys Darna FERNANDEZ. "Le diagnostic pédagogique : quel rôle possible dans le processus d'enseignement / apprentissage de l'espagnol langue étrangère en LANSAD, Université Stendhal To cite this version : HAL Id : dumas-00623948 Le diagnostic pédagogique : quel rôle possible". In : (2011).
- [69] Nadia HOCINE et al. "Techniques d'adaptation dans les jeux ludiques et sérieux". In : *Revue des Sciences et Technologies de l'Information-Série RIA : Revue d'Intelligence Artificielle* 25.2 (2011), p. 253-280.
- [70] Jianbing MA et al. "Bridging Jeffrey's rule, AGM revision and Dempster conditioning in the theory of evidence". In : *International Journal on Artificial Intelligence Tools* 20.4 (2011), p. 691-720. ISSN : 02182130. DOI : [10.1142/S0218213011000401](https://doi.org/10.1142/S0218213011000401).
- [71] A GRUBISIC. "Adaptive students knowledge acquisition model in elearning systems". Thèse de doct. Thesis, 2012.
- [72] Constanza Raquel HUAPAYA. "Proposal of fuzzy logic-based students' learning assessment model". In : *XVIII Congreso Argentino de Ciencias de la Computación*. 2012.
- [73] Jia-Jiunn LO, Ya-Chen CHAN et Shiou-Wen YEH. "Designing an adaptive web-based learning system based on students' cognitive styles identified online". In : *Computers & Education* 58.1 (2012), p. 209-222.
- [74] Sandra MICHELET et Vanda LUENGO. "Prise en compte des contradictions intra-apprenant dans le diagnostic - Étude de cas : DiagElec un diagnostic informatique". In : *Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication pour l'Éducation et la Formation* 19.1 (2012), p. 407-446. ISSN : 1952-8302. DOI : [10.3406/stice.2012.1052](https://doi.org/10.3406/stice.2012.1052).
- [75] Konstantina CHRYSAFIADI et Maria VIRVOU. "Student modeling approaches : A literature review for the last decade". In : *Expert Systems with Applications* 40.11 (2013), p. 4715-4729. DOI : [10.1016/j.eswa.2013.02.007](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.02.007).

- [76] Jim E GREER et Gordon I MCCALLA. *Student modelling: the key to individualized knowledge-based instruction*. T. 125. Springer Science & Business Media, 2013.
- [77] Mohamed SALLAK, Felipe AGUIRRE et Walter SCHON. “Incertitudes aléatoires et épistémiques, comment les distinguer et les manipuler dans les études de fiabilité?” In : *QUALITA2013*. 2013.
- [78] Dubois TARDIF. “DE LA NATURE DES COMPÉTENCES TRANSVERSALES JUSQU’ À LEUR ÉVALUATION : UNE COURSE À OBSTACLES , SOUVENT INFRANCHISSABLES Jacques Tardif , Bruno Dubois Pub . linguistiques | « Revue française de linguistique appliquée » 2013 / 1 Vol . XVIII | pages 29 à 45”. In : (2013).
- [79] Bey ANIS. “Thèse”. In : *Cliopsy* N° 12.2 (2014), p. 137-138. ISSN : 2100-0670. DOI : [10.3917/cliop.012.0137](https://doi.org/10.3917/cliop.012.0137).
- [80] CARPENTIER. “Scénarisation personnalisée dynamique dans les environnements virtuels pour la formation”. In : (2015), p. 271. URL : <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01120040/>.
- [81] SRBH CHATURVEDI et RC SHWETA. “Evaluation of inter-rater agreement and inter-rater reliability for observational data : an overview of concepts and methods”. In : *Journal of the Indian Academy of Applied Psychology* 41.3 (2015), p. 20-27.
- [82] Carrie Demmans EPP et Susan BULL. “Uncertainty representation in visualizations of learning analytics for learners : Current approaches and opportunities”. In : *IEEE Transactions on Learning Technologies* 8.3 (2015), p. 242-260.
- [83] Salisu Muhammad SANI et al. “A fuzzy logic approach to manage uncertainty and improve the prediction accuracy in student model design”. In : *Journal of Theoretical and Applied Information Technology* 82.3 (2015), p. 366.
- [84] SÉBASTIEN LALLÉ. “Assistance à la construction et à la comparaison de techniques de diagnostic des connaissances To cite this version : HAL Id : tel-01135183 Assistance à la construction et la comparaison de techniques de diagnostic des connaissances”. In : (2015).
- [85] BELHAOUES. “AlgoSkills : An ontology of Algorithmic Skills for exercises description and organization”. In : 12 (2016), p. 77-92.
- [86] Guy LE BOTERF. “Les compétences La notion de compétence”. In : *Baip* (2016), p. 5. URL : <https://ged.univ-lille3.fr/nuxeo/nxfile/default/7b462718-a2ec-4f48-84a9-0dc77f2c3d4a/blobholder:0/Ressources%20m%7B%5C%27%7Be%7D%7Dthodologiques%20-%20les%20comp%7B%5C%27%7Be%7D%7Dtences%20-%20UE10%20APSA.pdf>.
- [87] Ange TATO et al. “A bayesian network for the cognitive diagnosis of deductive reasoning”. In : *European Conference on Technology Enhanced Learning*. Springer. 2016, p. 627-631.

- [88] Guy MBATCHOU. “Vers un modèle d’accompagnement de l’apprentissage dans les Learning Management Systems : Une approche basée sur la modélisation multi-scénarios d’un cours et la co-construction du scénario par les apprenants”. Thèse de doct. Juin 2019.
- [89] Yannick BOURRIER. “Diagnostic et prise de décision pédagogique pour la construction de compétences non-techniques en To cite this version : HAL Id : tel-02458544 Sorbonne Université construction des compétences non-techniques Par Yannick Bourrier”. In : (2020).
- [90] Meltem ERYILMAZ et Afaf ADABASHI. “Development of an Intelligent Tutoring System Using Bayesian Networks and Fuzzy Logic for a Higher Student Academic Performance”. In : *Applied Sciences* 10.19 (2020), p. 6638.
- [91] Christian CHAUVIGNÉ. “Skill assessment : a judgement of adaptability Evaluar las competencias : un juicio de adaptabilidad Évaluer des compétences : un jugement d ’ adaptabilité”. In : (2021).

