

Université de Montréal

Vers un système d'enseignement à distance efficace

Par

Abou-Sofiane KIARED

Département d'informatique et de recherche opérationnelle
Faculté des Arts et Sciences

Mémoire présenté à la Faculté des études supérieures
en vue de l'obtention du grade de Maîtrise ès Sciences
en informatique

Janvier, 2007

© Abou-Sofiane KIARED, 2007



QA

76

U54

2007
11.008

25

AVIS

L'auteur a autorisé l'Université de Montréal à reproduire et diffuser, en totalité ou en partie, par quelque moyen que ce soit et sur quelque support que ce soit, et exclusivement à des fins non lucratives d'enseignement et de recherche, des copies de ce mémoire ou de cette thèse.

L'auteur et les coauteurs le cas échéant conservent la propriété du droit d'auteur et des droits moraux qui protègent ce document. Ni la thèse ou le mémoire, ni des extraits substantiels de ce document, ne doivent être imprimés ou autrement reproduits sans l'autorisation de l'auteur.

Afin de se conformer à la Loi canadienne sur la protection des renseignements personnels, quelques formulaires secondaires, coordonnées ou signatures intégrées au texte ont pu être enlevés de ce document. Bien que cela ait pu affecter la pagination, il n'y a aucun contenu manquant.

NOTICE

The author of this thesis or dissertation has granted a nonexclusive license allowing Université de Montréal to reproduce and publish the document, in part or in whole, and in any format, solely for noncommercial educational and research purposes.

The author and co-authors if applicable retain copyright ownership and moral rights in this document. Neither the whole thesis or dissertation, nor substantial extracts from it, may be printed or otherwise reproduced without the author's permission.

In compliance with the Canadian Privacy Act some supporting forms, contact information or signatures may have been removed from the document. While this may affect the document page count, it does not represent any loss of content from the document.

Université de Montréal
Faculté des études supérieures

Ce mémoire intitulé :

Vers un système d'enseignement
à distance efficace

Présenté par :
Abou-Sofiane KIARED

a été évalué par un jury composé des personnes suivantes :

Jian-Yun Nie, président-rapporteur
Claude Frasson, directeur de recherche
Julie Vachon, membre du jury

Mémoire accepté le 25 janvier 2007

Résumé

Grâce à l'émergence de l'Internet, l'enseignement à distance est devenu, de nos jours, une réalité. De nombreuses applications pour ce type d'enseignement ont été développées jusqu'à présent, mais la plupart d'entre elles sont comparables à des guides d'instructions dépourvus de tout souci pédagogique. Le grand handicap de ces applications, est l'absence de suivi personnalisé des apprenants qui s'assure qu'ils ont bien assimilé le cours et de les aider dans le cas contraire.

Dans ce mémoire, nous proposons une nouvelle approche pour l'utilisation efficace d'un système d'enseignement à distance. L'objectif principal de notre approche est de venir en aide aux apprenants qui échouent dans les différents examens d'un cours en ligne en les invitant à lire des unités (ou bien sections) du cours susceptibles de combler leurs lacunes. La recherche de ces unités que nous avons appelées *unités d'appui* constitue le cœur de notre travail. La stratégie de recherche d'une unité d'appui consiste à appliquer des techniques de filtrage sur les différentes unités du cours d'une façon pyramidale jusqu'à la sélection de la meilleure unité pouvant aider un apprenant à comprendre un concept donné. Pour ce faire, nous avons conçu et implémenté un agent intelligent que nous avons appelé *IECA* (Intelligent E-Course Agent).

Afin de mettre en exergue l'apport de notre approche, nous avons réalisé une expérience. Nous avons, dans un premier temps, implémenté un environnement d'enseignement en ligne offrant un cours dont le thème est *l'Internet* et utilisant l'agent IECA. L'expérience consiste à comparer les résultats obtenus par des apprenants ayant bénéficié de l'aide de l'agent IECA à ceux des apprenants n'ayant pas eu cette aide. Les résultats démontrent clairement l'apport de l'agent IECA, donc de l'efficacité de l'approche que nous préconisons.

Mots-clés : Enseignement à distance, filtrage collaboratif, agent intelligent

Abstract

With the emergence of the Internet, e-learning has become a reality. Many e-learning applications have been developed. However, most of those applications are comparable to instruction guides with no pedagogy concern. The major deficiency in these applications is their lack of a personalized monitoring of learners. Such a monitoring is crucial to determine whether the learners have well assimilated the course material and help them if they are unable to properly comprehend that material.

In this dissertation, we propose a novel approach for the efficient usage of e-learning systems. The objective is to help learners who fail different exams of an online course by suggesting units or sections of the course that they must revisit to improve their performance. Finding these units, called *helping units*, is the core of our work. To search for a support unit, we apply filtering techniques over different units of the course in a pyramidal fashion. This process selects the best unit that may help a learner understand a given concept. A major output of our work is the design and implementation of an intelligent agent, called IECA (Intelligent E-Course Agent).

To validate our approach, we conducted the following experiment. We first implemented an e-learning environment that uses our IECA agent and that provides a course related to the Internet. The experiment then consisted in comparing the results of learners who benefited from IECA to those who did not. The results of the experiment showed a clear advantage of using our IECA-based approach.

Keywords: E-learning, collaborative filtering, intelligent agent.

Table des matières

Chapitre 1 Introduction	1
1.1. Motivations	2
1.2. Problèmes de recherches	3
1.3. Nos objectifs	4
1.4. Approche	6
1.5. Organisation des chapitres	7
Chapitre 2 : Aperçu sur les systèmes d'enseignement à distance intelligents et adaptatifs	9
2.1. Définitions et notions de base	10
2.1.1. Systèmes d'enseignement à distance adaptatifs	10
2.1.2. Systèmes hypermédia adaptatifs	10
2.1.3. Systèmes tutoriels intelligents	11
2.1.4. Filtrage d'information	14
2.1.5. Adaptation et Intelligence	15
2.1.6. Les agents intelligents	17
2.1.7. Systèmes Multi agents	19
2.1.8. Systèmes d'éducation à base d'agents intelligents	20
2.2. Techniques d'adaptation	21
2.3. Exemples de systèmes d'éducation adaptatifs	26
2.3.1. Systèmes à base d'agents	28
2.4. Conclusion	32
Chapitre 3 Modèle pyramidal de filtrage collaboratif pour l'utilisation efficace d'un cours en ligne	33
3.1. Hypothèses et définitions	36
3.1.1. Le cours en ligne	36
3.1.2. Relation d'utilité	37
3.1.3. Crédibilité d'une unité	39
3.2. Notre agent : IECA	47

3.2.1. Propriétés de l'agent IECA	48
3.2.2. Architecture du IECA	49
3.2.3. L'approche pyramidale du IECA	50
3.3. Exemple.....	54
3.4. Conclusion	57
Chapitre 4 Implémentation et Résultats expérimentaux	58
4.1. Environnement et technologies de développement.....	59
a. Interface client.....	59
b. Serveur d'application	60
c. La base de données.....	60
4.2 Architecture fonctionnelle de l'agent IECA	63
4.3. Découvrir l'agent IECA	65
4.3.1. L'accueil.....	65
4.3.2. Création du compte IECA.....	66
4.3.3. Le test du style d'apprentissage	67
4.3.4. Le cours.....	68
4.4. Description de l'expérience.....	72
4.5. Résultats expérimentaux	74
4.5.1. Style d'apprentissage des apprenants.....	75
4.5.2. Unités d'appui et crédibilité.....	75
4.6. Évaluation du système.....	78
4.6.1. L'utilité du système.....	78
4.6.2. La convivialité du système.....	79
4.6.3. L'efficacité du système	81
4.7. Conclusion	85
Chapitre 5 Conclusion générale	87
5.1. Principales contributions.....	87
5.2. Discussion	89

5.3. Futures directions de recherches	89
Bibliographie.....	91

Liste des tableaux

Tableau 2.1 : Styles d'apprentissage	12
Tableau 2.2 : Techniques d'adaptation et travaux réalisés.....	28
Tableau 4.1 : Outils de développement utilisés	59
Tableau 4.2 : Résultats d'un d'échantillon de dix étudiants	75
Tableau 4.3 : Résultats obtenus par les trois groupes formés.....	83

Liste des figures

Figure 2.1 : Interactions entre les composantes d'un ITS	13
Figure 2.2 : Relation entre systèmes d'éducation adaptatifs.....	16
Figure 2.3 : Techniques d'adaptation classiques.....	23
Figure 2.4 : Les cinq groupes des techniques modernes d'adaptation	26
Figure 2.5 : Architecture du MAS-PLANG.....	31
Figure 3.1 : Le modèle de filtrage pyramidal.....	34
Figure 3.2 : Structure du cours en ligne.....	37
Figure 3.3 : Unités pouvant aider à comprendre le contenu de l'unité U_{23}	48
Figure 3.4 : Architecture du IECA.....	49
Figure 3.5 : Organisation d'un cours en structures de données	55
Figure 4.1 : Les technologies utilisées dans IECA	60
Figure 4.2 : Représentation XML du cours en ligne.....	61
Figure 4.3 : Représentation XML des examens des unités.....	62
Figure 4.4 : Représentation XML du test du style d'apprentissage.....	62
Figure 4.5 : architecture fonctionnelle de l'IECA.....	64
Figure 4.6 : Page d'accueil du système.....	65
Figure 4.7 : Création d'un compte	66
Figure 4.8 : Test pour déterminer le style d'apprentissage.....	67
Figure 4.9 : Le sommaire du cours	69
Figure 4.10 : Le contenu de l'unité 101	70
Figure 4.11 : Le test de l'unité 101	71
Figure 4.12 : Présentation de l'unité d'appui.....	72
Figure 4.13 : Répartition des étudiants selon leur style d'apprentissage.....	75
Figure 4.14 : La sélection des unités du cours comme unités d'appui.....	76
Figure 4.15 : Évolution de la crédibilité des unités d'appui	77
Figure 4.16 : Évaluation de l'utilité du système	79
Figure 4.17 : Évaluation de la facilité d'utilisation du système.....	80

Figure 4.18 : Évaluation de la conception de l'interface du système	80
Figure 4.19 : Partage des étudiants en trois groupes de niveaux différents de connaissances	82
Figure 4.20 : Résultats obtenus par les trois groupes d'étudiants.....	83
Figure 4.21 : Évolution de la moyenne globale des étudiants	84
Figure 4.22 : Évolution de la moyenne globale des différents groupes d'étudiants	84

À mes parents

Remerciements

Tout d'abord, je tiens à remercier le professeur Claude Frasson, mon directeur de recherche, pour la confiance qu'il a placée en moi, pour sa patience et sa compréhension tout le long de mon travail.

Mes sincères remerciements vont également à mon ami et collègue Dr Mohamed Abdelrazek qui n'a pas cessé de m'encourager et de m'orienter durant mon travail. Nos discussions sur les sujets de recherches d'intérêt commun ont été très fructueuses.

Je tiens à remercier aussi les étudiants de l'université d'Al-Azhar (Égypte) qui ont accepté d'expérimenter notre application.

Je ne saurais remercier aussi ma femme pour son soutien moral et ses encouragements surtout durant cette dernière période. Les encouragements de mes frères et sœurs ont aussi été d'un grand support.

Je remercie tous les membres du laboratoire HERON ainsi que mes amis Badis, Mohamed, Samed, Djamel et Samia ainsi que toute personne ayant contribué de près ou de loin dans la réalisation de ce travail.

Je ne terminerais pas cette page sans remercier l'administration de la compagnie Croesus Finansoft Inc. Son soutien moral, matériel et financier m'a été d'une grande utilité pour la réalisation de ce travail.

Chapitre 1

Introduction

Grâce à l'émergence de l'Internet, l'enseignement à distance est devenu, de nos jours, une réalité. L'avantage de ce nouveau type d'enseignement est clair. En effet, un cours installé et administré sur le Web à une place, peut être utilisé par des milliers d'apprenants à travers le monde, équipés d'une simple connexion Internet. Des milliers d'applications de ce genre ont vu le jour au cours des dix dernières années. Cependant, la plupart de ces applications sont comparables à des guides d'instructions. Le grand handicap de ces applications, est l'absence de suivi personnalisé des apprenants en vue de s'assurer qu'ils ont bien assimilé le cours et de les aider dans le cas contraire. En effet, dans l'enseignement traditionnel, l'enseignant adapte son cours au niveau global des apprenants, leurs préférences, leur vitesse d'assimilation et corrige leurs erreurs en cas d'échecs dans leurs travaux et/ou examens. Le défi actuel de la recherche dans le domaine de l'enseignement à distance est de développer des systèmes qui soient adaptatifs et intelligents [Brusilovsky, 1999]. L'adaptation de tels systèmes aux profils des apprenants est nécessaire pour pallier l'hétérogénéité de ces derniers en offrant à chacun d'entre eux la présentation qui correspond à son style d'apprentissage (visuel, auditif ou bien kinesthésique) et à son niveau d'instruction. L'intégration de l'intelligence dans ces systèmes permet de compenser l'absence d'interaction apprenant-professeur ou même encore apprenant-apprenant.

Les systèmes de recommandation peuvent aussi jouer un rôle important dans les futurs systèmes d'enseignement à distance. Un système de recommandation tente de cerner les besoins des usagers en collectant toutes les informations sur leurs préférences et leurs champs d'intérêts [Lynch, 2001]. L'une des techniques utilisées par ces systèmes est le filtrage collaboratif (CF) [Herlocker et al., 2000]. Cette technique est généralement utilisée pour la sélection d'informations destinées à un apprenant donné, en se basant sur les

opinions des autres apprenants ayant les mêmes préférences que lui. Cependant, l'inconvénient majeur de ces techniques est qu'aucune d'entre elles n'a considéré la crédibilité des apprenants concernés lors de la prise de décision.

1.1. Motivations

Les systèmes d'éducation en ligne (basé sur le Web) adaptatifs se veulent une alternative aux systèmes traditionnels dont l'approche consiste à présenter le cours sous forme d'un bloc unique pour tous les apprenants ("*one-size-fits-all*" approach). Un tel système construit un modèle d'objectifs, de préférences et de connaissances pour chacun des apprenants et utilise ce modèle lors de l'interaction avec eux pour qu'ils réussissent leur cours [Brusilovsky et al., 2002]. Plusieurs travaux de recherche ont démontré clairement l'apport des systèmes adaptatifs et intelligents pour l'enseignement à distance qui est lui-même un domaine relativement jeune [Brusilovsky, 1999]. Parmi eux, les systèmes tutoriels intelligents (ITS) [Woolf et al., 1992] [Razek, 2004] et les systèmes hypermédia adaptatifs (AHS) [Brusilovsky, 1996] [Razek, 2004] tel que ELM-ART [Brusilovsky, 1996] [Razek, 2004] et ATS [Specht et al., 1998] [Razek, 2004] ont déjà exploré des solutions pour offrir un système d'éducation qui offre un enseignement personnalisé à chacun des apprenants. Cependant, ces systèmes ont encore de la difficulté à considérer chacun des apprenants comme un cas particulier et adapter la formation à ses préférences et son niveau de connaissances.

Le développement rapide des technologies Web ces dernières années, a rendu possible l'intégration des agents intelligents dans les systèmes d'enseignement à distance [Brusilovsky et al., 2003] [Razek et al., 2004] [Razek et al., 2003] [Yammine et al., 2004] [Weber et al., 2001] [De Bra et al., 1998]. Cette solution semble très prometteuse puisque de part leurs caractéristiques, les agents intelligents apprennent de leur environnement et agissent d'une façon autonome afin de réaliser les objectifs visés. Ils peuvent, donc s'assurer que le cours présenté à un apprenant donné est bien adapté à ces préférences et de

jouer le rôle d'assistant intelligent pour aider l'apprenant à bien assimiler le cours et de réussir ses examens. Bien que plusieurs travaux aient été réalisés jusqu'à présent, beaucoup d'entre eux sont encore au stade expérimental. Il reste encore beaucoup de problèmes à résoudre dans ce domaine.

1.2. Problèmes de recherches

Dans le présent travail, nous nous intéressons particulièrement aux problèmes suivants :

- *Suivi des apprenants*

Comme dans l'enseignement traditionnel, un apprenant en ligne a besoin d'être assisté, orienté et voir même encouragé. Surtout en cas d'un échec dans un examen de son cours, l'apprenant ne souhaite pas être laissé sans aide. Au meilleur de notre connaissance aucun système d'éducation en ligne n'a proposé une méthode efficace pour venir en aide aux apprenants ayant échoué leurs examens. La méthode communément utilisée est de prévoir une banque d'erreurs possibles pour détecter les erreurs des apprenants et de leur prodiguer des instructions préétablies [Nkambou et al., 2004].

Pour bien clarifier le problème auquel nous nous attaquons, prenons le scénario suivant. Supposons qu'il existe un système d'enseignement à distance appelé S. Chaque jour, environ 100 apprenants se connectent à S et choisissent des sujets à étudier. Supposons que les unités U_i et U_j du sujet C_k ont été sélectionnées de façon aléatoire par, respectivement, 1000 et 500 apprenants. Toutes les méthodes, de filtrage collaboratifs, existantes recommanderont l'unité U_i comme l'unité la plus pertinente dans le sujet C_k . Cependant, en réalité l'unité U_j est

une meilleure source d'information que l'unité U_i . Cette situation est due au fait que plusieurs débutants ont sélectionné aléatoirement l'unité U_i à étudier.

- *L'adaptation*

L'adaptation a été introduite dans les systèmes d'éducation actuels pour offrir plus de flexibilité aux apprenants. Cependant, ce nouveau paradigme apporte avec lui son lot de problèmes. Les chercheurs n'ont pas cessé ces dernières années d'explorer quelles sont les informations utilisées pour adapter le cours [Razek, 2004]. Comment représenter ces informations ? Et comment utiliser ces informations pour arriver à adapter un cours en ligne aux besoins des apprenants [Razek, 2004]. Plusieurs catégories et techniques d'adaptation ont été proposées jusqu'à présent [Brusilovsky, 1999] [Razek, 2004], mais l'absence de méthodes génériques et universelles laisse beaucoup de défis à relever dans ce domaine.

Dans le système S de l'exemple précédent, il serait intéressant de se demander quelles sont les techniques qui pourraient être utilisées pour faciliter l'apprentissage

1.3. Nos objectifs

Compte tenu des problèmes précédents, nos objectifs de recherche seront les suivants :

- *Aider les apprenants à préparer leurs examens*

Pour un apprenant en ligne, réussir les examens d'un cours est sans doute l'aboutissement de tous les efforts déployés durant ses sessions d'apprentissage. Nous nous sommes intéressés alors aux questions suivantes : comment peut-on

aider les apprenants lors de la préparation aux examens ? Comment peut-on rendre les expériences des uns profitables aux autres ? Comment améliorer la structure du cours pour maximiser le taux de réussite au cours ?

Reprenons le scénario du système en ligne S présenté dans la section 1.2 et supposons maintenant que la sélection d'unités à étudier ne dépend pas seulement du nombre de sélections dans l'historique des unités mais aussi de la crédibilité des apprenants eux-mêmes. Ceci pourrait résoudre ce problème. Supposons que la somme des crédibilités des différents apprenants ayant sélectionné l'unité U_i est 0.3 et celle des apprenants ayant sélectionné l'unité U_j est 0.7. Pour sélectionner l'unité à recommander, le système S évalue d'abord les valeurs $1000*0.3$ et $500*0.7$ représentant les nouveaux paramètres de sélection pour les unités U_i et U_j . Par conséquent, le système S va recommander l'unité U_j (valeur de sélection maintenant égale à 350) à la place de U_i (valeur de sélection maintenant égale à seulement 300). Dans notre démarche pour venir en aide aux apprenants en difficulté, nous comptons intégrer la notion de crédibilité des apprenants et des unités pour prodiguer le meilleur support aux apprenants.

- ***Adapter la présentation du cours :***

Les notions présentées dans un cours en ligne donné peuvent généralement être sous forme de textes, enregistrements audio/vidéo ou bien des images. Si on peut faire en sorte qu'une même partie du cours puisse être présentée sous toutes ces formes, ceci permettrait de couvrir les différents styles d'apprentissage des apprenants. Cet aspect a déjà été exploré par Razek et al., [Razek et al., 2004] [Razek et al., 2003] [Razek et al., 2004b]. Nous avons exploité cette idée pour offrir les différentes parties du cours dans le style préféré de chaque apprenant.

Dans le système S de l'exemple précédent, nous proposerons de prévoir, dans la mesure du possible, trois versions pour chaque unité d'un cours. Ces versions correspondent, en l'occurrence, aux trois principaux styles d'apprentissage, visuel, auditif et kinesthésique.

En somme, nous projetons de mettre en place un système d'aide à la préparation aux examens pour les apprenants qui soit adapté d'une part au cours lui-même et d'autre part aux apprenants du système.

1.4. Approche

Pour réaliser les objectifs ciblés par ce travail nous procéderons selon une méthode à quatre étapes : l'analyse, la conception, l'implémentation et l'évaluation du système visé :

1. Dans la première étape, nous passons en revue les différents travaux existants pour l'enseignement en ligne adaptatif, nous allons ainsi relever les insuffisances face aux exigences grandissantes des apprenants en ligne.
2. Dans la seconde étape, nous présentons notre propre approche pour offrir un environnement d'enseignement en ligne adapté aux préférences des apprenants et leur offrir une aide efficace pour favoriser le succès de leur expérience d'étudier en ligne. Offrir une assistance efficace à un apprenant dans le contexte de notre système est de lui prodiguer la meilleure aide possible s'il échoue à un test afin d'éviter qu'il fasse la même erreur dans le vrai examen. Les examens proposés par notre système sont des examens d'entraînement en vue de passer les vrais examens qui généralement se déroulent sans aucune aide possible. Dans le reste du document, nous nous intéressons uniquement aux examens de préparation. Pour des raisons de simplification, nous nous contentons de dire "examen" au lieu de signaler le mode "préparation" à chaque reprise.

3. Pour ce faire, nous avons conçu un agent intelligent qui offre une assistance aux apprenants en leur prodiguant l'aide nécessaire lorsqu'ils éprouvent de la difficulté à réussir les tests de leur cours. Nous avons appelé cet agent *IECA* (Intelligent E-Course Agent) [Kiared et al., 06]. Afin de concrétiser notre approche, nous procéderons à l'implémentation d'un environnement d'enseignement en ligne ainsi qu'à l'implémentation de l'agent *IECA*. Il s'agit ici de la troisième étape de notre approche.
4. Dans une quatrième étape, nous validerons notre approche par une expérimentation.

1.5. Organisation des chapitres

Ce mémoire s'articule autour des chapitres suivants :

Le chapitre 2 est un état de l'art sur les différents travaux effectués jusqu'à présent dans le domaine des systèmes d'enseignement à distance adaptatifs et intelligents.

Le chapitre 3 décrit, quant à lui, l'approche que nous préconisons pour offrir une aide efficace aux apprenants n'ayant pas réussi à passer les examens d'un cours. En premier lieu nous présenterons les concepts de base utilisés dans notre approche, nous donnerons dans un deuxième temps les fondements théoriques de notre approche. Par la suite, nous présenterons l'agent intelligent que nous avons proposé de développer ainsi que son mode de fonctionnement et ses caractéristiques.

Le chapitre 4, est consacré à la présentation des détails de l'implémentation et de l'expérimentation. Ce chapitre contient deux parties essentielles : la première se veut une présentation des différents outils utilisés lors du développement de l'environnement d'enseignement ainsi que l'architecture fonctionnelle de l'agent intelligent implémenté. La seconde partie nous présente les détails de l'expérience que nous avons effectuée ainsi que les résultats expérimentaux.

Enfin, la dernière partie (chapitre 5), résume les principales notions discutées dans ce mémoire, décrit les conclusions de l'expérience et dégage les principales orientations des travaux futurs.

Chapitre 2 :

Aperçu sur les systèmes d'enseignement à distance intelligents et adaptatifs

Nous avons assisté ces dernières années à une prise de conscience sur le potentiel apport de l'enseignement à distance adaptatif. L'hétérogénéité des participants au cours et la diversité des moyens de communications disponibles de nos jours sont les principaux facteurs qui ont contribué à cette prise de conscience. Cependant, ceci ne peut être réalisé en utilisant les approches traditionnelles. Pour développer un environnement d'enseignement capable de supporter divers modèles pédagogiques, plusieurs méthodes et technologies tels que les systèmes hypermédias adaptatifs, les systèmes tutoriels intelligents et la technologie basée sur les agents intelligents, doivent coordonner leurs efforts [Razek, 2004]. Nous présenterons à travers ce chapitre les différentes approches et travaux réalisés jusqu'alors pour réaliser cet objectif. Dans notre recherche, nous mettons plus l'accent sur l'intégration des agents intelligents dans l'enseignement à distance. Notre démarche est motivée par le fait que cette technologie est la meilleure pour livrer un système d'éducation adaptatif et intelligent [Razek, 2004]. Nous présenterons une définition des techniques de

filtrage collaboratif (FC) puisque nous les avons utilisés dans l'approche que nous avons proposée dans notre travail.

Ce chapitre est composé de quatre sections. Dans la première section, nous présenterons les définitions et les notions utilisées lors de notre travail. La seconde section sera réservée à la présentation des différentes techniques d'adaptation connues dans les systèmes d'enseignement à distance. Nous donnerons dans la troisième section des exemples de travaux réalisés jusqu'à présent. Enfin, nous terminerons par la quatrième section qui est la conclusion du chapitre.

2.1. Définitions et notions de base

2.1.1. Systèmes d'enseignement à distance adaptatifs

D'après [Paramythis et al., 2003], un système d'enseignement à distance est dit adaptatif s'il est capable de surveiller les activités de ses utilisateurs, les interpréter selon le modèle d'un domaine étudié, déceler leurs besoins et leurs préférences pour les activités en cours et intervenir dynamiquement en vue de faciliter le processus d'apprentissage.

2.1.2. Systèmes hypermédia adaptatifs

Un système hypermédia (ou encore hypertexte) est défini comme étant un ensemble de nœuds d'objets tel que le texte, l'enregistrement vidéo, les graphiques, etc., connectés par des liens. Chaque nœud contient un certain nombre d'informations et un certain nombre de liens vers d'autres nœuds [Razek, 2004] [Russell et al., 1995]. Un système hypermédia adaptatif collecte les informations sur les apprenants et les utilise pour tenter de les adapter aux préférences des apprenants, au contenu du cours ainsi qu'à la navigation à travers les différentes parties du cours.

2.1.3. Systèmes tutoriels intelligents

Le domaine des systèmes tutoriels intelligents (ITS) est le domaine de recherche qui s'intéresse le plus au développement des systèmes d'éducation adaptatifs [Brusilovsky, 1999]. L'objectif principal d'un ITS est d'utiliser les connaissances sur le domaine étudié, l'apprenant et les stratégies d'enseignement pour offrir un enseignement flexible et personnalisé. Un ITS utilise généralement les techniques de l'intelligence artificielle afin de déterminer pour un apprenant donné, les décisions à prendre sur "comment enseigner" et "quoi enseigner" durant la session d'apprentissage. Un ITS comprend essentiellement cinq composantes, en l'occurrence, le modèle de l'apprenant, le module pédagogique, le module des connaissances, le module de communication et le module de l'expert. La figure 2.1 montre les interactions entre les différents modules d'un système ITS.

Le modèle de l'apprenant

Un système tutoriel intelligent observe les apprenants et construit un modèle pour chacun d'entre eux. Ce modèle renferme les informations sur leurs performances, leurs connaissances, leur capacité de perception, leurs styles d'apprentissage et leur façon de raisonner. Ce modèle, comprend aussi les résultats des apprenants lors des examens et des exercices. Il détient aussi les informations sur les concepts déjà maîtrisés et ceux non encore acquis par chacun des apprenants. Ces informations sont utilisées par le système tutoriel afin de prodiguer à chacun des apprenants un enseignement personnalisé.

Généralement, les différents apprenants ont différentes façons de comprendre les concepts présentés dans un cours ou bien de faire les exercices de ce dernier. Certains apprenants sont plus visuels, ils préfèrent que le cours soit présenté sous forme de texte, de schémas et/ou de figures. D'autres apprenants, assimilent mieux un cours s'il leur est présenté sous forme d'enregistrements audio/vidéo, il s'agit ici d'apprenants auditifs. La troisième catégorie d'apprenants à laquelle nous nous sommes intéressés est celle des apprenants qui

comprennent par l'exercice. Ce dernier style d'apprentissage est appelé le style kinesthésique. Le tableau 2.1 ci-dessous présente les caractéristiques de chaque style d'apprentissage.

Style d'apprentissage	Caractéristiques
Le style visuel	<ul style="list-style-type: none"> • Besoin de voir pour comprendre. • Forte attirance aux couleurs. • Peut avoir des talents d'artiste. • Difficulté avec les présentations orales. • Sensible aux bruits.
Le style auditif	<ul style="list-style-type: none"> • Préfère écouter pour comprendre. • Difficulté à suivre des instructions écrites. • Difficulté à lire et à écrire.
Le style kinesthésique	<ul style="list-style-type: none"> • Préfère manipuler pour comprendre. • Peut réaliser des assemblages sans lire les instructions. • Apprend mieux si des activités physiques sont prévues. • Peut avoir des talents d'athlète.

Tableau 2.1 : Styles d'apprentissage

Le module pédagogique

Étant donné un apprenant, le module pédagogique sélectionne la méthode d'enseignement la plus appropriée en se basant sur son style d'apprentissage, son niveau de connaissances et sa performance [Razek, 2004] [Woolf et al., 1992]. Le système que nous proposons déduit le style d'apprentissage de chaque nouvel usager. La section 4.3.3 renferme de plus amples détails sur la méthode utilisée pour déterminer le style d'apprentissage des usagers du système.

Le domaine des connaissances

Le domaine des connaissances contient toutes les informations sur le cours enseigné. L'un des problèmes de recherche actuel est comment représenter ces connaissances d'une façon flexible, rendant leur mise à jour rapide et facile [Razek, 2004] [Woolf et al., 1992].

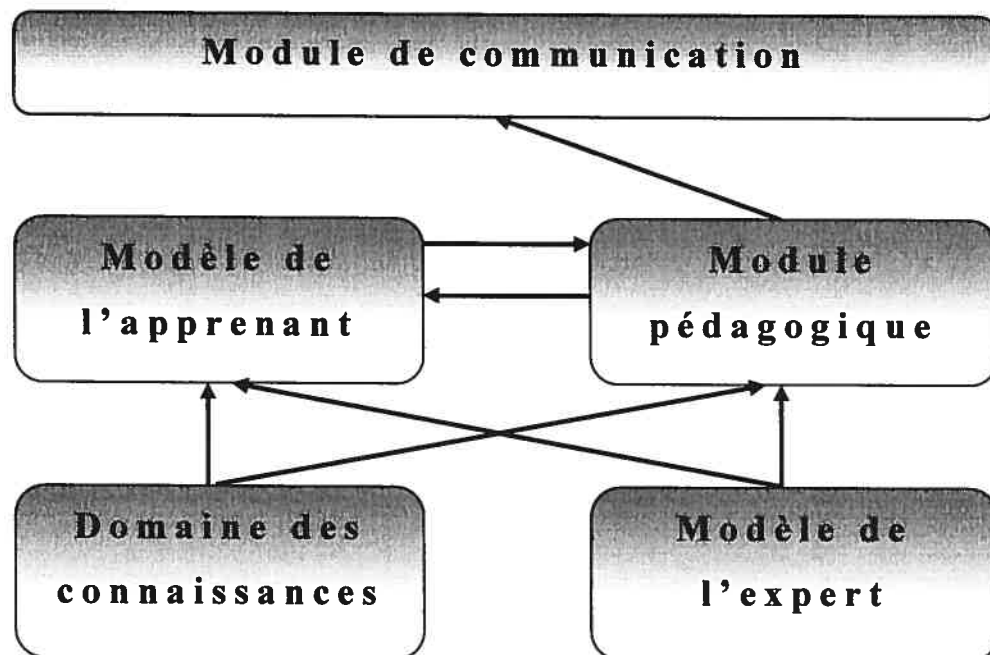


Figure 2.1 : Interactions entre les composants d'un ITS

Module de l'expert

Le module de l'expert est l'entité qui se veut experte dans la matière enseignée. Le rôle de cette entité permet au système tutoriel de comparer les réponses des apprenants aux siennes et d'identifier ainsi, les points faibles des apprenants [Razek, 2004] [Woolf, et al 1992].

Le module de communication

Ce module gère toutes les communications avec les apprenants, les conversations et l'interface utilisateurs [Razek, 2004] [Woolf et al., 1992]. La recherche d'une façon efficace pour représenter les différentes parties du cours constitue encore l'un des problèmes de recherche actuel dans le domaine des systèmes tutoriel intelligents.

2.1.4. Filtrage d'information

Le filtrage d'informations est un concept très utilisé dans les systèmes de recommandation [Rashid et al., 2002]. Tout le monde est appelé parfois à faire un choix parmi plusieurs options. Par exemple, quel film dois-je louer ce soir ? Ou bien, quelle ville dois-je visiter lors de mes prochaines vacances ? Le nombre important d'options possibles pour ce genre de questions rend leur exploration impossible dans un laps de temps raisonnable. L'abondance de ce genre d'informations sur le Web rend le problème encore plus difficile. Les systèmes de recommandation ont vu le jour dans le souci d'orienter les utilisateurs du Web dans ce vaste espace d'informations. Généralement, les systèmes de recommandation procèdent selon deux stratégies de base :

a. Filtrage d'Information (FI)

Cette technique permet de faire une recommandation pour un usager en particulier en se basant sur les informations connues de cet usager uniquement. Par exemple,

un système de recommandation utilisant ce genre de techniques peut recommander à un usager de visiter un site Web parce que ce site en particulier correspond aux centres d'intérêt déclarés dans le profil de cet usager ou bien des sites similaires à ceux déjà visités par ce dernier [Rashid et al., 2002].

b. Filtrage Collaboratif (FC)

Les stratégies de recommandation basées sur ce genre de techniques de filtrage, sont connues aussi sous le nom de stratégies sociales de recommandation. Dans un tel système, les recommandations sont faites pour un usager donné en se basant sur le comportement des autres usagers, spécialement ceux qui partagent les mêmes centres d'intérêt que l'utilisateur en question [Rashid et al., 2002].

Il est généralement accepté que les systèmes basés sur les techniques de FC soient plus efficaces que les systèmes basés sur les techniques de FI. Parce que ceux-ci sont capables d'aller chercher des informations qui peuvent intéresser les usagers du système tout en étant très différentes des informations déjà explorées par ces derniers. Ils permettent aussi d'introduire la notion de conscience sociale dans les systèmes informatiques, ce qui est très apprécié par plusieurs chercheurs [Rashid et al., 2002].

Les techniques du FC peuvent être profitables aussi dans les systèmes d'enseignement à distance pour orienter les apprenants en ligne, corriger leurs erreurs et leur prodiguer des conseils. Dans notre travail, nous nous sommes intéressés à ces techniques pour offrir aux apprenants un système d'enseignement en ligne le plus efficace possible. L'approche que nous préconisons sera présentée en détail dans le chapitre 3.

2.1.5. Adaptation et Intelligence

Bien qu'il existe des systèmes d'enseignement à distance qui soient, à la fois, adaptatifs et intelligents, les termes adaptatifs et intelligents ne sont pas réellement

synonymes. Pour deux apprenants différents, un système adaptatif leur offre deux cours différents en considérant les informations collectées sur les différents apprenants. Un système d'enseignement intelligent, quant à lui, applique les techniques de l'intelligence artificielle pour offrir un support efficace aux apprenants. Des systèmes intelligents comme German Tutor [Brusilovsky et al., 2003] et SQL-Tutor [Brusilovsky et al., 2003] ne sont pas adaptatifs. Ils prodiguent les mêmes instructions en réponse à un problème et ce, pour tous les apprenants sans tenir compte de leurs expériences respectives dans le système. D'autre part, des systèmes comme AHA [De Bra et al., 1998] ou WebCOBALT [Brusilovsky et al., 1999] utilisent des méthodes efficaces pour adapter le cours aux préférences des apprenants, mais ces méthodes ne sont pas jugées, pour autant, "intelligentes".

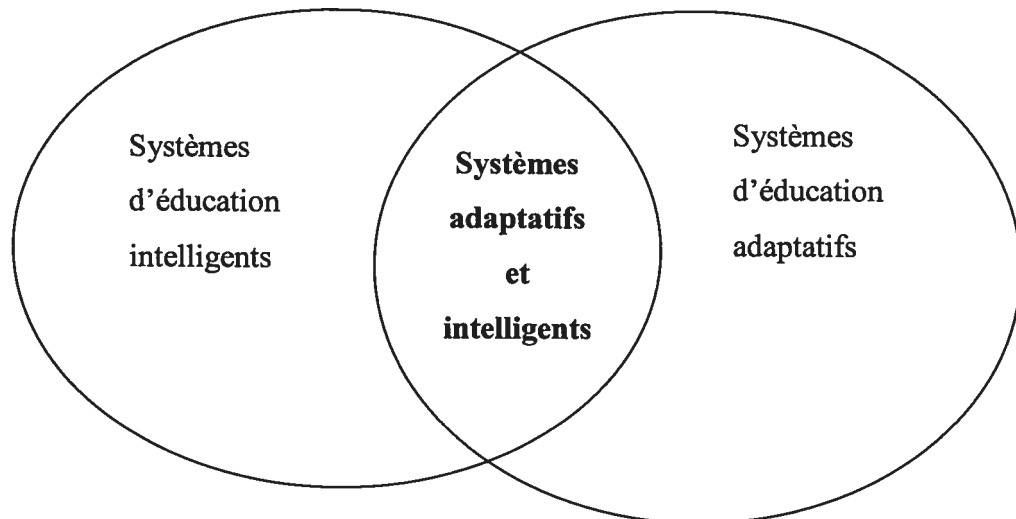


Figure 2.2 : Relation entre systèmes d'éducation adaptatifs

La zone d'intersection entre les deux catégories de systèmes d'enseignements (voir figure 2.2) suscite l'intérêt de la communauté scientifique. En effet, cette zone permet l'émergence de systèmes qui combinant les technologies connues pour les deux catégories peuvent offrir un meilleur service aux apprenants [Brusilovsky et al., 2003]

2.1.6. Les agents intelligents

“Un agent est n'importe quoi qui perçoit son environnement à travers des détecteurs et agit sur cet environnement à travers des effecteurs” [Razek, 2004] [Russell et al., 1995].

Un agent intelligent est donc vu comme étant une entité qui détecte et/ou agit dans un environnement pour accomplir une mission donnée. De plus, maintenant les agents intelligents peuvent communiquer entre eux dans le but de collaborer pour réaliser un objectif commun. J. M. Bradshaw a fourni [Bradshaw, 1997] la liste des différentes caractéristiques que peut avoir un agent intelligent, en l'occurrence : la réactivité, l'autonomie, la continuité temporelle, l'adaptabilité, la collaboration, la capacité de déduction, l'habilité à communiquer, la mobilité et la personnalité. D'après Russell [Russell et al., 1995], chaque agent intelligent doit posséder au moins les trois premières caractéristiques.

Ceci dit, tous les agents ne possèdent donc pas forcément les mêmes caractéristiques, ce qui justifie l'existence de plusieurs types d'agents intelligents. Hyacinth S. et al. ont fourni dans [Hyacinth et al., 1996] une typologie pour les agents intelligents. Les types identifiés sont :

- **Agents de collaboration** : Ces agents mettent l'accent sur l'autonomie et la coopération lorsqu'ils exécutent leurs tâches. La plupart des agents de ce type ne font pas de tâches complexes au niveau de l'apprentissage. Cependant, ces agents sont très utiles dans certains cas; ils permettent de résoudre les problèmes de ressources qui sont trop grands ou trop risqués pour un seul agent centralisé. Ils

peuvent aussi permettre l'interconnexion entre plusieurs systèmes déjà existants. et fournir des solutions aux problèmes de distribution de l'information et de l'expertise.

- ***Agents d'interface*** : Les agents d'interface mettent l'accent sur l'autonomie et l'apprentissage afin d'effectuer les tâches pour leurs propriétaires. Nous pouvons les considérer comme des assistants personnels qui collaborent avec l'utilisateur dans le même environnement de travail. Il faut faire ici la distinction des « collaborative agents ». Collaborer avec un utilisateur ne demande pas un langage de communication entre agents comme le requiert la communication entre agents.
- ***Agents mobiles*** : Les agents mobiles sont des processus qui peuvent se déplacer à l'intérieur de réseaux étendus (WAN). Ils interagissent avec des hôtes étrangers en collectant les informations demandées par leur propriétaire et en revenant après avoir accompli leurs tâches. Nous pouvons les considérer comme des agents car ils sont autonomes et ils coopèrent entre eux. La perception des agents en général est souvent perçue par le public comme étant synonyme d'agent mobile.
- ***Agents d'Information/Internet***: La quantité d'information disponible augmente d'une façon exponentielle sur le réseau complexe qu'est Internet. Les *agents d'information (information agents)* gèrent, manipulent ou collectent toute l'information nécessaire à partir de sources réparties à travers le réseau. Le MIT (*Massachusetts Institute of Technology*) a déterminé que ce volume doublait tous les cinquante jours [Maes, 1994]. Faire une recherche précise dans cet amas d'informations ne sera possible que par des outils tels que les «information/internet agents».
- ***Agents réactifs*** : Ce type d'agents ne possède pas de représentation symbolique interne de leur environnement, aussi agissent/répondent-ils à leur environnement à la suite d'un stimulus. Ces agents sont relativement simples mais lorsqu'un groupe

d'agents est vu globalement, des concepts complexes émergent. Un agent réactif peut aussi être vu comme une collection de modules autonomes qui ont des tâches très spécifiques.

- **Agents Hybrides** : Les agents hybrides sont une combinaison de deux ou plusieurs philosophies des autres types d'agents qui maximise les forces et minimise les faiblesses de chacune. Pour certaines applications, les bénéfices peuvent être plus grands si les différentes philosophies sont combinées à l'intérieur d'un seul agent au lieu d'un système basé uniquement sur une seule philosophie d'agents.

2.1.7. Systèmes Multi agents

La création de système multi agents (SMA) a pour objectif de remplacer un agent intelligent exécutant une tâche complexe par plusieurs agents ayant chacun une tâche plus simple. Chacun de ses derniers agents est considéré comme étant l'expert de la tâche qui lui a été confiée.

Contrairement à un système avec un seul agent, un SMA offre les avantages suivants [Capuano, 2000]:

- Un SMA permet d'interconnecter des systèmes existants.
- Un SMA permet de modéliser les tâches à exécuter d'une façon plus naturelle. Les tâches sont classées par spécialité et à chacune d'entre elles, un agent spécialiste en la matière est consacré.
- Dans un environnement distribué et hétérogène, un SMA cherche, filtre et coordonne efficacement toutes les informations collectées.
- Un SMA permet de fournir des solutions même dans le cas où l'expertise est distribuée entre plusieurs systèmes.

- Un SMA permet d'améliorer la performance globale du système en augmentant l'efficacité, la fiabilité, l'extensibilité, la robustesse, le temps de réponse, la flexibilité et la réutilisation et de faciliter la maintenance des différentes parties du système.

Afin de coopérer, les agents intelligents doivent communiquer dans un langage compréhensible par tous les autres. L'utilisation d'un langage commun implique que tous les agents comprennent son vocabulaire sous tous les aspects concernant:

- **la syntaxe**, qui précise le mode de structuration des symboles;
- **la pragmatique** pour pouvoir interpréter les symboles;
- **l'ontologie** pour pouvoir utiliser les mêmes mots d'un vocabulaire commun.

Le langage KQML (Knowledge Query Manipulation Language) est le résultat de la première tentative en vue de produire un langage de communication entre agents intelligents [Wooldridge, 1999]. D'autres travaux ont suivi après notamment FIPA [Fikes, 1999] (*the Foundation for Intelligent Physical Agents Agent Communication Language or FIPA ACL*). Actuellement, XML (*Extensible Markup Language*) est aussi utilisé comme un langage de communication entre agents. Certains chercheurs jugent que même dans ce contexte, il est moins complexe d'utiliser XML que KQML ou bien FIPA ACL [Alexeander et al., 2000].

2.1.8. Systèmes d'éducation à base d'agents intelligents

Comme nous l'avons montré précédemment, les caractéristiques intrinsèques des agents intelligents leur ont permis de devenir l'une des solutions les plus prometteuses pour concevoir les systèmes d'enseignement à distance les plus adaptés aux exigences des apprenants. En effet, les agents intelligents ont la capacité de collecter, d'analyser et d'adapter les informations localement, évitant ainsi la situation de saturation pour l'apprenant tout en répondant à ses besoins. Certains types d'agents peuvent développer le profil personnel de l'utilisateur et entreprendre des actions à sa place, en se basant sur ce profil.

L'utilisateur passera alors moins de temps dans la gestion des objets du cours et la recherche de l'information.

D'après Karunananda [Karunananda, 2000], dans un système d'enseignement à distance, un agent intelligent peut fonctionner selon deux modes : assistant pour l'auteur et assistant pour l'apprenant. Dans le premier mode de fonctionnement, l'agent rassemble les connaissances relatives au thème du cours étudié dans le but de construire le contenu du cours. Dans ce contexte, l'agent travaille en collaboration avec le concepteur ou l'auteur du cours, il pourra donc être personnalisé pour rencontrer les exigences de ce dernier dont la garantie d'avoir un contenu de cours le plus actuel possible. En mode assistant pour l'apprenant, l'agent accède, sélectionne et filtre l'information avant de la présenter à ce dernier. Ceci permet à l'apprenant de gagner un temps précieux dans son processus d'apprentissage.

Un autre avantage d'utilisation de l'agent intelligent en éducation est le partage des tâches complexes entre plusieurs agents. Chaque agent accomplira une tâche bien précise. Le système résultant est appelé système d'enseignement à distance Multi-Agents [Razek, 2004]. L'un des plus importants facteurs ayant contribué à l'émergence des SMA dans l'enseignement à distance est la popularité croissante de l'Internet qui présente la base pour un environnement ouvert où les agents coopèrent pour atteindre des buts communs et/ou partagés.

2.2. Techniques d'adaptation

L'adaptation dans un système d'enseignement en ligne peut concerner une ou plusieurs parties du système et être implémentée en utilisant différentes techniques et technologies. Certains chercheurs tentent de catégoriser les techniques d'adaptation utilisées dans un système d'enseignement à distance. Paramythis a proposé dans [Paramythis et al., 2003] quatre catégories de techniques d'adaptation, en l'occurrence :

l'adaptation de l'interaction (ou encore la présentation), l'adaptation du contenu du cours, l'adaptation de l'exploration et l'assemblage des objets du cours et l'adaptation de la collaboration.

Avant lui, Brusilovsky avait proposé dans [Brusilovsky et al., 2003], un aperçu sur les différentes techniques d'adaptation selon que le système soit un système hypermédia adaptatif ou bien un système tutoriel intelligent. Les techniques utilisées dans les systèmes hypermédia adaptatifs sont : l'adaptation de la présentation et l'adaptation de la navigation à travers les différentes parties du cours. Trois autres techniques sont retenues pour les systèmes tutoriels intelligents, à savoir l'adaptation de l'enchaînement des parties du cours (*curriculum sequencing*), analyse intelligente des solutions et le support dans la résolution de problèmes (figure 2.3).

L'adaptation de l'enchaînement des parties du cours : l'objectif principal de cette technique est de fournir à l'apprenant une séquence d'éléments du cours adaptée à ses besoins, à ses préférences et à sa vitesse d'apprentissage. Ceci aide l'apprenant à trouver le chemin optimal pour passer à travers toutes les parties du cours. Dans l'enseignement à distance, cette technique est très convoitée puisqu'elle permet de réduire l'énorme quantité d'informations que puisse contenir un cours en ligne aux seules parties qui intéressent l'apprenant.

L'analyse intelligente des solutions : cette technique consiste à analyser les solutions trouvées par l'apprenant et lui prodiguer des conseils sur ses solutions. Contrairement aux méthodes d'analyse non-intelligentes qui se contentent de dire à l'apprenant si sa solution est correcte ou incorrecte, cette technique tente d'attirer son attention sur les éléments manquants dans la solution et de l'orienter vers les parties du cours qui peuvent combler ses faiblesses. Les exemples de systèmes utilisant cette technique sont ELM-ART [Weber et al., 2001], WITZ [Brusilovsky et al., 2003], SQL-Tutor [Brusilovsky et al., 2003] et German Tutor [Brusilovsky et al., 2003].

Support dans la résolution de problèmes : cette technique prend en charge l'apprenant durant toutes les étapes de la résolution d'un problème donné. Cette technique n'est pas très populaire dans les systèmes basés sur le Web à cause de la difficulté de surveiller l'apprenant dans toutes les étapes de la résolution de problèmes. Cependant, quelques travaux récents tel que ELM-ART [Weber et al., 2001] ont réussi à implémenter une telle technique mais avec une interaction minimale entre le système et l'apprenant.

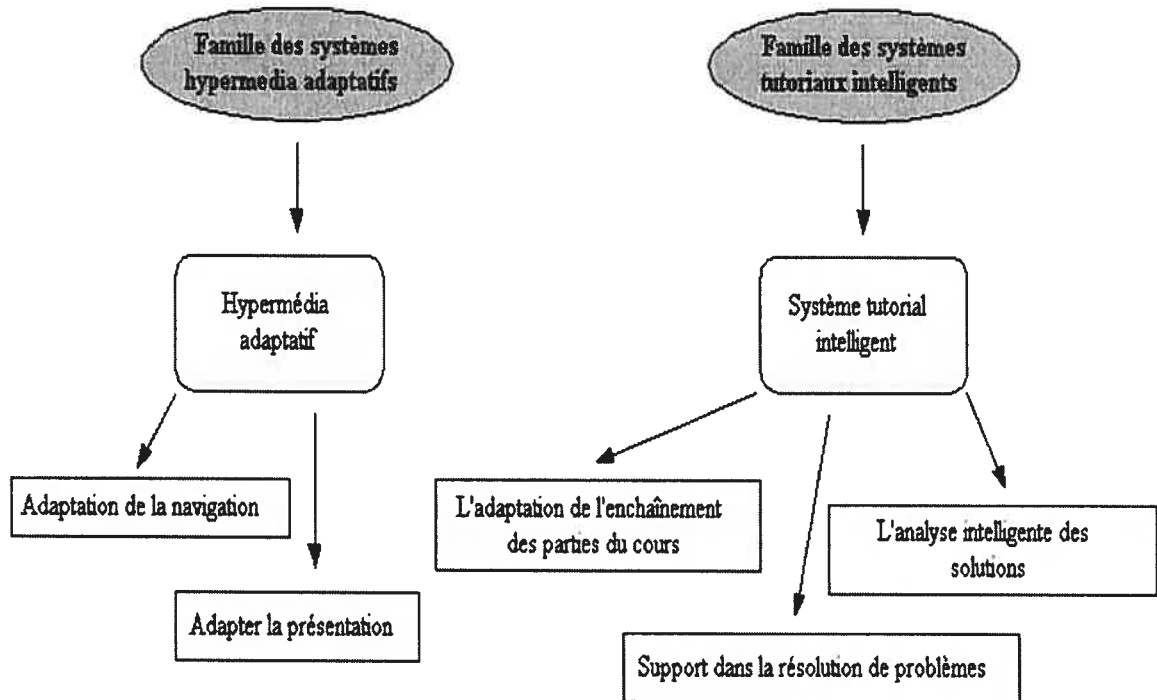


Figure 2.3 : Techniques d'adaptation classiques

Adapter la présentation (ou encore l'interaction) : consiste à adapter l'interface utilisateur pour faciliter l'interaction des usagers avec le système sans pour autant modifier le contenu du cours lui-même. Dans un système avec une présentation adaptative, les pages ne sont pas statiques. Elles sont générées et/ou assemblées de façon "adaptative" pour chacun des apprenants. Le système ActiveMath [Melis et al., 2001] est le meilleur exemple ayant implémenté cette technique d'adaptation. D'autres exemples comme ELM-ART [Weber et al., 2001] et MetaLinks [Murray, 2003] ont aussi implémenté cette technique d'adaptation

dans leur système. D'autres exemples, notamment les travaux réalisés par Razek et al. [Razek et al., 2004a] [Razek et al., 2003] [Razek, 2004] [Razek, et al 2004b], utilisent les agents intelligents pour offrir aux apprenants une interface adaptée à leurs préférences.

Adaptation de la navigation : la mission essentielle de cette technique est d'assister l'apprenant dans la navigation à travers les éléments du cours. Il existe plusieurs méthodes pour accomplir cette tâche [Razek, 2004] [Alexa et al., 2001] :

- Guider l'apprenant séquentiellement à travers le système hypermédia en fournissant des boutons "suivant" pour aller directement à l'étape suivante.
- Trier les liens du document par ordre d'importance pour l'apprenant.
- Limiter les possibilités de navigation en cachant les liens jugés non importants pour l'apprenant.
- Utiliser des annotations pour donner des indices à l'apprenant quant au contenu de la page d'un lien donné. ELM-ART [Weber et al., 2001] fut l'un des premiers systèmes à avoir implémenté l'annotation des liens.

Comme nous l'avons précisé précédemment, les techniques citées plus haut ont été développées à l'origine sur des systèmes hypermédia adaptatifs et des systèmes tutoriels intelligents, puis appliquées telle quelles sur les systèmes d'enseignement basés sur le Web. Récemment et suite à l'expansion rapide de la technologie du Web, d'autres techniques d'adaptation ont émergé. P. Brusilovsky a proposé dans [Brusilovsky et al., 2003] une nouvelle classification des techniques d'adaptation (figure 2.4). Trois autres familles de systèmes d'enseignement à distance (basés sur le Web) ont été rajoutées. Les deux premières familles de systèmes ont aussi été maintenues. Ces trois nouvelles familles de systèmes ont engendré trois nouvelles techniques d'adaptation, en l'occurrence, le filtrage adaptatif des informations, l'apprentissage collaboratif intelligent et le monitoring intelligent. En effet :

Le filtrage adaptatif de l'information (AIF) tire ses origines du domaine de la recherche d'informations. L'intérêt de cette technique consiste à trouver les informations les plus pertinentes pour l'utilisateur dans un grand nombre de documents (textes). Sur le Web cette technique a été utilisée pour la recherche d'informations et la navigation sur le Web. Elle permet d'adapter les résultats d'une recherche en filtrant et ordonnant les documents trouvés par ordre de pertinence. Les techniques AIF modernes utilisent exclusivement les techniques du domaine de machine learning. Les exemples de systèmes utilisant cette technique sont MLTutor [Smith et al., 2003] et WebCOBALT [Mitsuhara et al. 2002].

L'apprentissage collaboratif intelligent : c'est une technique développée en concert avec les systèmes tutoriels intelligents et les systèmes d'apprentissage collaboratifs (CSCL : *Computer Supported Collaborative Learning*). La collaboration dans un système d'enseignement à distance peut améliorer énormément la qualité de l'enseignement. Actuellement, nous pouvons lister au moins trois techniques d'adaptation dans cette famille de systèmes, à savoir : l'adaptation de la formation des groupes de travail, la collaboration adaptative et les étudiants virtuels.

Le monitoring intelligent d'une classe : cette technique tente de superviser un groupe d'apprenants afin de déceler leurs lacunes. Ceci est très utile et permet de palier à l'absence du professeur présent dans l'enseignement traditionnel. Le monitoring peut concerner aussi la collaboration entre les apprenants pour les orienter vers une meilleure coopération.

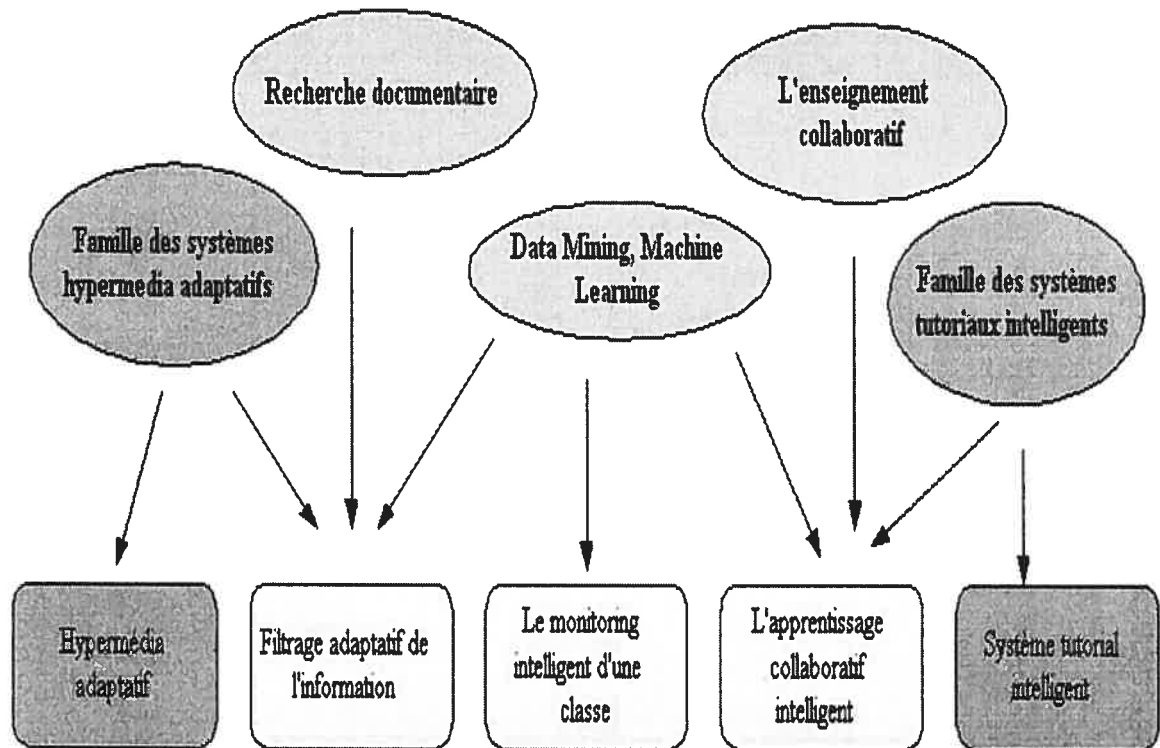


Figure 2.4 : Les cinq groupes des techniques modernes d'adaptation

2.3. Exemples de systèmes d'éducation adaptatifs

Le tableau 2.2 nous fournit une synthèse des systèmes d'enseignement à distance adaptatifs qui se veut une reprise de celle fournie par P. Brusilovsky dans [Brusilovsky et al., 2003]. Dans ce tableau, les produits et les techniques d'adaptation pour une même famille de systèmes sont regroupés ensemble.

Famille du système	Techniques d'adaptation	Exemples
Hypermédias adaptatifs	Adaptation de la navigation Adaptation de la présentation	AHA [De Bra, et al., 1998] InterBook [Brusilovsky et al., 1998] KBS-Hyperbook [Henze et al., 2001] MetaLinks [Murray, 2003] ActiveMath [Melis et al., 2001] ELM-ART [Weber et al., 2001] INSPIRE [Brusilovsky et al., 2003]
Filtrage adaptatif des informations	Filtrage d'informations Filtrage collaboratif	MLTutor [Smith et al., 2003] WebCOBALT [Mitsuhara et al. 2002]
Monitoring intelligent de classes		HyperClassroom [Oda et al., 1998]

Famille du système	Techniques d'adaptation	Exemples
Apprentissage collaboratif intelligent	Adaptation de la formation des groupes de travail Collaboration adaptative Étudiants virtuels	PhelpS [Greer et al., 1998] HabiPro [Vizcaíno et al., 2000] COLER [Constantino et al., 2003] EPSILON [Soller et al., 2003]
Systèmes tutoriels intelligents	L'adaptation de l'enchaînement des parties du cours L'analyse intelligente des solutions Support dans la résolution de problèmes	VC-Prolog-Tutor [Peylo et al., 1999] SQL-Tutor [Mitrovic, 2003] German Tutor [Heift et al., 2001] ActiveMath [Melis et al., 2001] ELM-ART [Weber et al., 2001]

Tableau 2.2 : Techniques d'adaptation et travaux réalisés

2.3.1. Systèmes à base d'agents

Les systèmes d'enseignements à distance à base d'agents intelligents sont de plus en plus nombreux. Toutefois, nous avons choisi de présenter trois travaux, que nous avons jugés pertinents pour notre travail. A savoir : le système proposé par CHIEN et al. dans

[Chien, et al 2002], celui de Razek et al. présenté dans [Razek, et al 2004b] et celui de Peña et al. [Peña et al., 1999].

a. Agent personnel d'information auto-adaptatif (PVA : A Self-Adaptive Personal View Agent)

Le système à base d'agents proposé par CHIEN et al. dans [Chien, et al 2002] est destiné à observer, comprendre et gérer les champs d'intérêt des utilisateurs d'internet. Le système proposé contient trois composantes essentielles : Le proxy, le constructeur personnel d'informations (PVC : Personal View Constructor) et le gestionnaire personnel d'informations (PVM : Personal View Maintainer). L'utilisateur navigue sur le Web par l'intermédiaire d'un proxy local. Le proxy analyse alors les activités de l'utilisateur et envoie les pages qui l'intéressent au PVC pour construire la vue personnelle de cet usager. Pendant que l'utilisateur est en train de naviguer, l'agent est en train de détecter ses centres d'intérêts en analysant les sujets traités par les pages visitées ainsi que le temps mis pour lire chacune des pages Web.

Pour s'adapter aux changements dynamiques des centres d'intérêts de l'utilisateur, le PVM ajuste périodiquement la vue personnelle pour refléter ces changements.

Le concept proposé dans ce travail peut être utile pour une variété d'applications, notamment l'enseignement à distance pour personnaliser et guider les apprenants à travers les nombreux documents du cours en ligne.

b. Système tutoriel intelligent de confiance (CITS : Confidence Intelligent Tutoring System)

Le système proposé dans [Razek, et al 2004b] offre aux apprenants en ligne un environnement d'enseignement en ligne collaboratif. En termes de collaboration, le système sélectionne parmi les apprenants en ligne ceux qui peuvent jouer le rôle d'assistants pour d'autres apprenants en difficulté. Pour ce faire, une approche de filtrage

collaboratif a été proposée. Cette approche, appelée “Pyramid Collaborative Filtering Model” (PCFM), qui applique des techniques de filtrage pour diminuer graduellement le nombre d’assistants potentiels d’un apprenant donné jusqu’à la sélection de l’assistant approprié pour cet apprenant. Le modèle proposé peut être schématisé par une pyramide à quatre niveaux. Le passage d’un niveau à un autre est soumis à l’application d’une méthode de filtrage appropriée. Trois méthodes de filtrage ont été utilisées : filtrage selon le modèle du domaine, filtrage selon le modèle de l’usager et filtrage selon le modèle de crédibilité des apprenants défini par l’auteur.

c. Le système multi-agents MAS-PLANG

Le MAS-PLANG [Peña et al., 1999] est un système multi-agents développé pour donner des caractéristiques adaptatives à un système tutoriel intelligent existant appelé USD (Unitats de Suport una La Docència) à l’université de Girona (Espagne).

En plus de bénéficier de la grande flexibilité des systèmes hypermédia, cette initiative offre, désormais, plusieurs autres avantages:

1. Adapter l’information et les liens présentés en fonction du modèle de l’apprenant.
2. Faire en sorte que l’apprenant ne se perde pas, en limitant son espace de recherche, en lui suggérant les liens les plus appropriés, en lui fournissant des commentaires sur les liens visibles et en lui offrant des outils de navigation plus sophistiqués.

L’architecture du MAS-PLANG est à deux niveaux (figure 2.5). Au bas niveau on trouve des agents intermédiaires appelés IAs (agents d’informations). Les agents d’interfaces appelés PDAs se trouvent au niveau supérieur.

Les agents du niveau supérieur agissent comme des agents personnels typiques qui apprivoisent l’environnement de l’apprenant. En se basant sur les réactions de ce dernier et leurs interaction, les agents de ce niveau surveillent, imitent et adaptent le comportement de l’usager. Leur assistance consiste à donner des conseils ou bien des suggestions à l’usager

si ce dernier semble se comporter d'une manière étrange. En plus, les agents de ce niveau peuvent aider ceux du niveau inférieur pour accomplir certaines tâches.

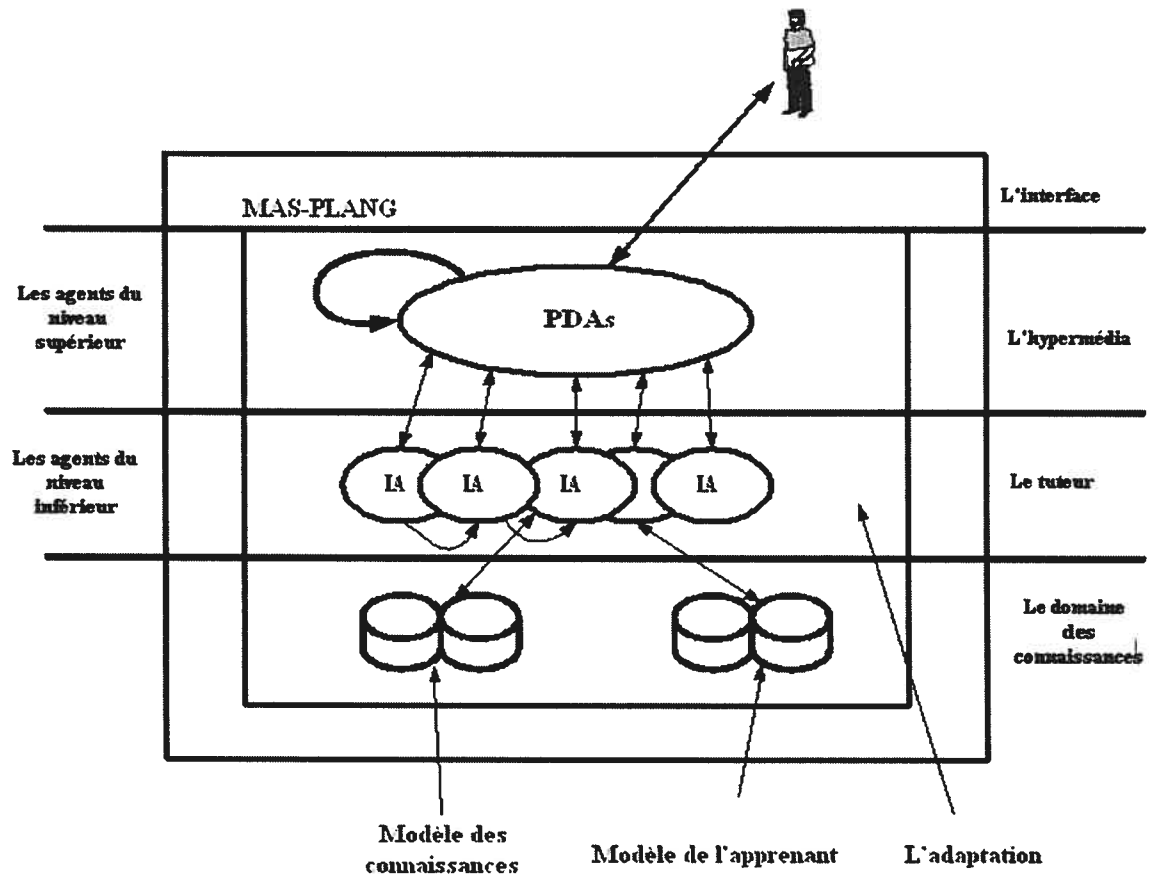


Figure 2.5 : Architecture du MAS-PLANG

Les agents du bas niveau, quant à eux, sont des agents intermédiaires entre les agents du niveau supérieur et la base de connaissances (modèle de l'apprenant et celui du domaine). Ils filtrent les informations de cette base de connaissances, construisent le modèle de l'apprenant, adaptent le cheminement du cours pour un apprenant donné, mettent à jour la base de données et communiquent avec les agents du niveau supérieur pour

compléter les actions qui seront présentées à l'apprenant. En gros, ils prennent les décisions intelligentes pour renforcer l'adaptabilité du système PLANG.

2.4. Conclusion

Dans le présent chapitre, nous avons, tout d'abord, présenté les notions de base ayant servi à la réalisation de notre travail. Ces notions sont en l'occurrence, les systèmes adaptatifs pour l'enseignement à distance en général, les systèmes hypermédia adaptatifs, les systèmes tutoriels intelligents, les techniques d'adaptation, les techniques de filtrage d'informations et les agents intelligents. Nous avons aussi présenté quelques travaux réalisés jusqu'à présent dans le domaine des systèmes d'enseignement à distance adaptatifs et intelligents. L'étude que nous avons entreprise dans ce chapitre, nous a conduits à conclure qu'il n'existe pas encore de système d'enseignement à distance qui offre aux apprenants un enseignement de qualité et adapté aux besoins et préférences de ces derniers. C'est alors le défi que nous nous sommes donnés dans le présent travail. Dans le prochain chapitre, nous allons présenter les détails de l'approche que nous préconisons en vue de réaliser le défi que nous nous sommes donnés.

Chapitre 3

Modèle pyramidal de filtrage collaboratif pour l'utilisation efficace d'un cours en ligne

Dans ce chapitre, nous décrirons notre approche pour la réalisation d'un système d'apprentissage en ligne capable d'assurer une assistance efficace à tous les apprenants inscrits à un cours offert sur le Web.

Comme dans l'enseignement conventionnel, les apprenants d'un cours en ligne peuvent subir des examens afin de déterminer s'ils ont bien assimilé les concepts présentés dans le cours. Dans la plupart des systèmes tutoriels existants, l'apprenant est invité à répondre à une série de questions pour chaque unité du cours suivie et le système lui attribue une note après compilation de ses réponses. L'apprenant sera déclaré admis si cette note est supérieure ou égale à la note de passage du cours (fixée au préalable), il sera recalé dans le cas contraire (échec). Cette méthode d'évaluation n'offre donc aucune chance aux apprenants ajournés pour ajuster leurs connaissances en vue de réussir ce même examen la prochaine fois. Comment aider, donc, un apprenant qui a échoué dans l'examen d'une unité du cours ? Doit-il refaire toutes les unités préalables du cours ? Une partie de ces unités ? Ou bien encore, doit-on lui avancer certaines informations se trouvant dans les unités subséquentes ? L'approche que nous préconisons se donne pour défi de répondre à ces différentes questions.

Supposons qu'un apprenant donné échoue dans l'examen d'une unité du cours. L'idée essentielle de notre approche est de chercher parmi toutes les unités formant le cours celle qui pourrait donner à cet apprenant les informations nécessaires pour qu'il puisse réussir son examen. Nous appelons cette unité recherchée l'unité d'appui.

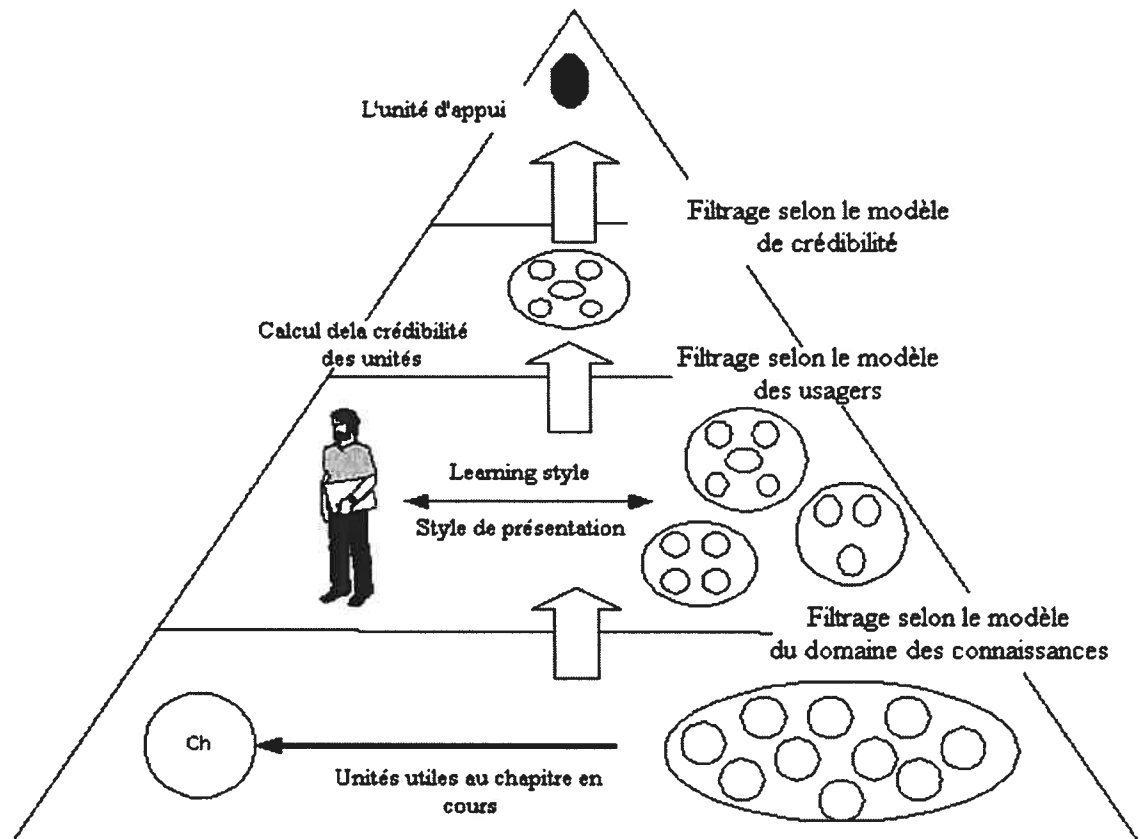


Figure 3.1 : Le modèle de filtrage pyramidal

Dans notre démarche [Kiared et al., 2006] nous nous sommes inspirés du concept de filtrage pyramidal utilisé par Razek et al. dans [Razek et al., 2004], pour proposer notre propre modèle pyramidal pour le filtrage collaboratif “*Pyramidal Collaborative Filtering Model*” (PFCA). Le choix du modèle pyramidal pour réaliser notre objectif est motivé par le fait que ce concept a donné de très bons résultats dans [Razek et al., 2004] et [Yammine et al., 2004]. Le modèle pyramidal nous permet, dans le contexte de notre travail, de raffiner la liste d’unités candidates à être des unités d’appui en appliquant diverses méthodes de filtrage à différentes étapes, ce qui est parfait pour pouvoir choisir une méthode de filtrage appropriée à chaque étape. Les méthodes de filtrage que nous avons utilisées sont décrites et justifiées à la section 3.2.3.1.

La stratégie de notre méthode pyramidale pour la recherche d'une unité d'appui pour aider un apprenant qui vient d'échouer un examen est de commencer avec un certain nombre d'unités (candidates potentielles pour être des unités d'appui) et de réduire ce nombre lors de l'escalade de la pyramide de passage, en appliquant à chaque niveau de cette dernière une méthode de filtrage appropriée. Seule une unité atteindra le sommet de la pyramide, c'est alors, l'unité d'appui recherchée. En effet, la pyramide que nous proposons ici, est de quatre niveaux. Chaque niveau de la pyramide renferme une méthode de filtrage. Le passage d'un niveau à un autre repose sur trois méthodes de classification (figure 3.1).

Au passage du premier niveau vers le second niveau, nous considérons les interdépendances des différentes unités du cours pour déterminer l'ensemble des unités qui pourraient avoir un lien avec l'unité étudiée par l'apprenant « *domain model filtering* ». Le choix d'appliquer cette méthode à ce niveau est motivé par le fait que seules les unités traitant d'un sujet connexe à celui de l'unité en cours d'étude sont susceptibles d'apporter l'aide souhaitée. Donc, il serait intéressant d'éliminer, dès le premier niveau, les unités qui sont jugées inutiles pour l'unité en cours (voir plus loin notre définition pour la notion d'utilité).

Du deuxième niveau au troisième niveau, nous ne retenons que les unités dont le style de présentation est en concordance avec celui désiré par l'apprenant « *user model filtering* ». Ceci parce qu'il est inutile d'offrir à l'apprenant une aide dont il ne pourra pas comprendre ou ait de la difficulté à la comprendre. C'est dans ce souci que nous avons choisi de garder, à cette étape du processus de recherche de l'unité d'appui, les unités dont le style de présentation est compatible avec le style vers d'apprentissage de l'apprenant.

Enfin, au passage du troisième niveau le quatrième niveau nous avons proposé une nouvelle méthode pour départager les unités issues du filtrage précédent et de proposer à l'apprenant une unité d'appui. Cette nouvelle méthode consiste à calculer pour chaque

unité une mesure que nous avons appelée *Crédibilité* d'une unité. Nous appelons la technique de filtrage appliquée à ce passage « *credibility model filtering* ».

En appliquant la technique décrite ci-dessus, nous avons conçu, implémenté et testé un agent intelligent que nous avons appelé IECA : *Intelligent E-Course Agent* [Kiared et al., 2006]. Dans ce qui suit, nous présenterons tous les détails de notre approche ainsi que l'architecture de l'agent intelligent que nous avons conçu.

3.1. Hypothèses et définitions

Dans cette section nous fournirons toutes les hypothèses considérées quant à l'environnement destiné à supporter l'agent intelligent que nous avons développé, ainsi que les définitions de tous les concepts introduits et/ou utilisés par notre approche.

3.1.1. Le cours en ligne

Dans notre approche, nous considérons un cours en ligne C contenant k chapitres. Chaque chapitre contient à son tour n unités (figure 3.2). Supposons que chaque unité possède son propre examen. Un apprenant désirant suivre le cours doit passer avec succès tous les examens pour être considéré admis. La note de passage est déterminée à l'avance et est propre à chaque unité (50% par exemple).

Nous supposons qu'au départ, chaque unité peut présentée dans un ou plusieurs styles d'apprentissage (visuel, auditif ou bien kinesthésique).

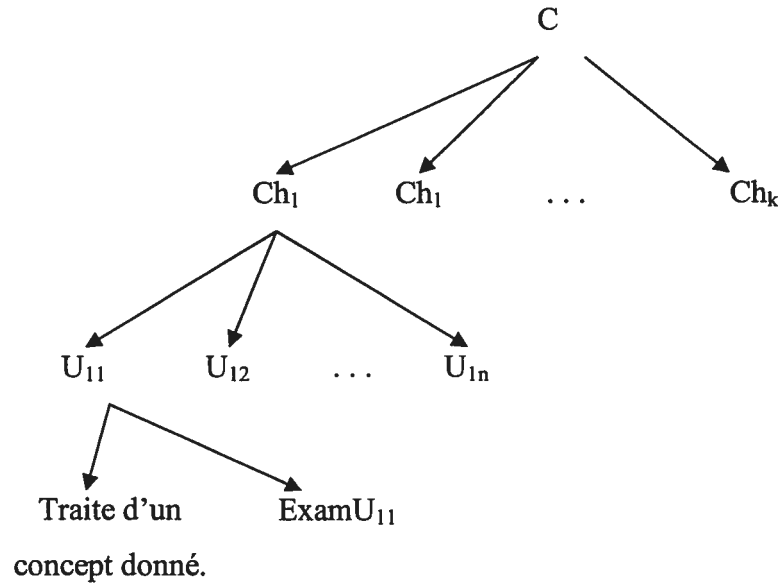


Figure 3.2 : Structure du cours en ligne

3.1.2. Relation d'utilité

L'objet d'un cours donné est l'ensemble des connaissances présentées à travers les différents chapitres de ce dernier. L'ordonnement des chapitres est généralement établi au départ et prend en considération les différentes interdépendances entre les concepts traités par chaque chapitre. Cet ordonnancement des chapitres permet de présenter le cours sous une forme jugée acceptable pédagogiquement.

Cependant, si un apprenant échoue dans l'examen d'une unité donnée, va-t-on lui recommander de réétudier tous les préalables au chapitre en cours ? Est-t-il possible que les lacunes des apprenants puissent être corrigées en réétudiant une unité en particulier ? Si c'est le cas, il est clair que si le système arrive à proposer à l'apprenant l'unité qu'il lui faut

pour l'aider à passer avec succès l'examen, il lui sauvera beaucoup de temps et l'encouragera à poursuivre le restant du cours.

Dans la perspective de répondre à ces questions, nous avons proposé dans notre démarche une relation entre les différents chapitres que nous avons appelée *relation d'utilité*.

Définition 3.1 : - relation d'utilité

On dit qu'un chapitre ch_1 *est utile* au chapitre ch_2 , et on note $CH_1 \rightarrow CH_2$, si :

Il existe une unité U_i du chapitre CH_1 qui est utile à une des unités du chapitre CH_2 . Par définition chaque chapitre est utile à lui-même.

Étant donné un cours en ligne, le schéma de la relation d'utilité que nous venons de définir devrait être établi au préalable. L'auteur du cours (l'expert), est bien placé pour déterminer toutes les interdépendances entre les différents concepts traités par le cours.

Outre l'utilisation de sa propre expérience dans la matière, l'expert peut utiliser des méthodes formelles pour déterminer toutes les interdépendances entre les chapitres du cours enseigné. Razek et al. proposent dans [Razek et al., 2003] une méthode de filtrage appelé *dominant meaning filtering* qui se base sur les mots clés des concepts traités par les différentes unités des chapitres pour déterminer celles qui sont connectées entre elles (voir chapitre 2 pour plus de détails sur cette méthode).

La relation d'utilité que nous avons définie s'apparente un peu à la notion de 'pré-requis' mais ce n'est pas tout à fait la même chose. En général, la relation 'pré-requis' est utilisée pour définir l'ordre d'apprentissage des unités d'un cours. Une U_1 est requise pour une unité U_2 si l'apprenant ne peut comprendre le contenu de l'unité U_2 sans avoir assimilé celui de U_1 . La relation d'utilité, quant à elle, ne tient pas compte de l'ordre des chapitres du cours. L'objectif de cette relation est de trouver pour chaque unité du cours, toutes les

unités qui peuvent contribuer à comprendre le contenu de celle-ci. Ces unités peuvent faire partie des chapitres déjà étudiés ou bien de ceux qui sont à venir.

Dans notre travail, nous avons choisi de définir la relation d'utilité entre les chapitres du cours, mais nous aurions pu la définir entre les unités du cours. Il est plus facile à demander à l'auteur du cours de nous donner le schéma de la relation entre les chapitres que de lui demander un schéma de la relation entre les unités.

Le schéma de cette relation d'utilité est utilisé par l'agent que nous avons développé. Advenant l'échec d'un apprenant donné dans l'examen d'une unité du cours, la première étape de la recherche de l'unité d'appui pour l'apprenant repose essentiellement sur le schéma de cette relation d'utilité (voir la section 3.2.3).

3.1.3. Crédibilité d'une unité

Dans notre approche nous avons défini un nouveau concept que nous avons appelé *crédibilité d'une unité* d'un cours. La crédibilité d'une unité donnée mesure le pouvoir de cette dernière à aider les apprenants ayant échoué l'examen d'une autre unité. La démarche que nous avons suivie pour parvenir à calculer la crédibilité d'une unité consiste à calculer deux composantes :

- a. Le pouvoir de conduire l'apprenant à un succès si elle est choisie comme unité d'appui. Nous appelons cette composante *la crédibilité positive* de l'unité. Cette appellation est justifiée par le fait qu'elle contribue positivement à la crédibilité d'une unité. Ceci parce que seuls les cas de succès sont considérés lors du calcul de cette composante.
- b. Le risque d'échec que l'apprenant court si cette unité lui a été recommandée comme unité d'appui. Nous appelons cette mesure, *la crédibilité négative* de l'unité. Contrairement à la crédibilité positive de l'unité, cette composante

influence négativement la crédibilité d'une unité. Ceci parce que seuls les cas d'échecs sont considérés lors du calcul de cette composante.

Le calcul de la crédibilité positive et la crédibilité négative d'une unité U_{ij} appartenant à un chapitre Ch_i dépend de quatre paramètres :

1. Le nombre de fois où cette unité a été sélectionnée par l'algorithme pyramidal et que l'apprenant a passé avec succès l'examen qu'il avait échoué avant de consulter cette unité. Désignons ce nombre par N_{ij}^s
2. Le nombre de fois où cette unité a été sélectionnée par l'algorithme pyramidal et que l'apprenant n'a pas réussi, encore une fois, son examen. N_{ij}^f représentera ce nombre.
3. Le nombre de fois où une unité appartenant à un chapitre utile au chapitre Ch_i (celui de l'unité U_{ij}) a été sélectionnée pour être une unité d'appui. Notons ce nombre par N_{ij} . Ce nombre inclut le nombre de sélection de l'unité U_{ij} elle-même (puisque chaque chapitre est utile à lui-même). Nous nous sommes intéressés à ce nombre car la recherche d'unité d'appui se fait toujours parmi les unités traitant du même concept. Donc parmi les chapitres utiles les uns aux autres.
4. Enfin la crédibilité de l'apprenant lui-même. La valeur de cette crédibilité est fonction des notes obtenues par l'apprenant aux différents examens (subis) du cours et le nombre total d'examen du cours. $C(L)$ désigne la crédibilité de l'apprenant L .

Définition 3.2 : *Crédibilité d'un apprenant*

Nous appelons crédibilité d'un apprenant L , et nous la dénotons par $C(L)$, le rapport de la somme de toutes les notes obtenues par ce dernier dans les différents examens qu'il a passé et le nombre total d'examens prévus dans le cours. Pour des raisons de normalisation nous exprimons la crédibilité d'un apprenant en pourcentage.

Nous avons choisi de diviser la somme des notes obtenues par l'apprenant sur le nombre total d'examens du cours (au lieu de diviser sur le nombre d'examens passés par l'apprenant) pour éliminer le risque de bruit que peut causer un apprenant n'ayant passé qu'un seul examen avec une excellente note. Ceci, parce que la crédibilité d'un apprenant qui a passé un seul examen est moins fiable que celle de celui qui a passé dix examens par exemple.

Par exemple si le cours contient au total dix examens et qu'un apprenant L a déjà passé trois examens, celui des unités U_{11} , U_{12} et U_{21} et a obtenu respectivement les notes 65/100, 70/100 et 60/100 dans ces examens. La crédibilité de l'apprenant est alors :

$$C(L) = (65 \% + 70 \% + 60 \%) / 10 = 19.5 \% \text{ (ou encore } 0.195)$$

Noter que la crédibilité d'un apprenant est toujours comprise entre 0 et 1.

$$0 \leq C(L) \leq 1$$

Définition 3.3 : *Crédibilité positive d'une unité*

Comme nous l'avons mentionné plus haut, la crédibilité positive d'une unité U_{ij} est le pouvoir de conduire un apprenant à un succès si elle est choisie comme unité d'appui pour ce dernier. Pour parvenir à une valeur représentative pour cette composante, nous devons considérer l'historique des sélections, comme unité d'appui, et la crédibilité des apprenants pour lesquels cette unité a été proposée pour les aider à réussir leur examen. La

crédibilité positive de l'unité U_{ij} , dénotée par C_{ij}^s est alors la moyenne des deux paramètres suivants :

- Le ratio de succès que présente cette unité. Nous calculons ce ratio en divisant le nombre d'apprenants ayant réussi leur examen après avoir eu l'unité U_{ij} comme unité d'appui par le nombre total de sélections des unités des chapitres utiles au chapitre de l'unité U_{ij} (ceci parce que ces unités traitent du même concept que l'unité U_{ij}), comme unités d'appui (N_{ij}^s / N_{ij}). Ceci permet de mesurer à quel point était judicieux, dans le passé, le choix de cette unité comme unité d'appui. Cette composante est comprise entre 0 et 1
- La moyenne des crédibilités des apprenants ayant réussi leur examen après avoir eu cette unité comme unité d'appui. Cette composante est aussi comprise entre 0 et 1 (voir la définition 3.2 pour la crédibilité d'un apprenant).

Motivations et définition formelle

La première composante (le ratio de succès que présente l'unité) nous renseigne sur le pouvoir de l'unité d'appui à aider les apprenants et que la seconde composante (moyenne des crédibilités des apprenants) sur la crédibilité des apprenants l'ayant eu comme unité d'appui. Le choix de considérer ces deux composantes lors du calcul de la crédibilité positive d'une unité vient du fait que la première composante ne nous donne aucune information quant à la crédibilité des apprenants l'ayant eu comme unité d'appui. Nous ne pouvons donc pas se fier uniquement sur cette mesure pour calculer la crédibilité positive d'une unité (voir l'exemple donné dans la section 1.2). La seconde composante ne nous renseigne pas sur le nombre total de sélections d'une unité d'appui et sur le ratio de succès que présente une unité. Le mixage de ces deux composantes lors du calcul de la crédibilité

positive d'une unité nous donne une mesure qui tient compte à la fois des unités du cours et des apprenants eux-mêmes (voir l'exemple donné dans la section 1.3).

Formellement, la crédibilité positive d'une unité U_{ij} est la moyenne des deux composantes décrites ci-dessus :

$$C_{ij}^s = \frac{1}{2} \left[\left(\frac{N_{ij}^s}{N_{ij}} \right) + \left(\frac{\sum_{k=1}^{N_{ij}^s} C(L_k)}{N_{ij}^s} \right) \right]$$

Comme les deux composantes impliquées dans le calcul de la crédibilité positive sont comprises entre 0 et 1, alors la crédibilité positive d'une unité (qui est la moyenne de ces deux composantes) est toujours comprise entre 0 et 1.

$$0 \leq C_{ij}^s \leq 1$$

Définition 3.4 : Crédibilité négative d'une unité

À l'opposé de la crédibilité positive, la crédibilité négative d'une unité U_{ij} est le risque d'échec que court l'apprenant si cette unité lui a été proposée comme unité d'appui.

La crédibilité négative d'une unité U_{ij} , dénotée par C_{ij}^f , est alors la moyenne des deux paramètres suivants :

- Le risque d'échec que présente cette unité. Nous mesurons ce risque en divisant le nombre d'apprenants ayant échoué après avoir eu l'unité U_{ij} comme unité d'appui par le nombre total de sélections des unités des chapitres utiles au chapitre de l'unité U_{ij} (ceci parce que ces unités traites du

même concept que l'unité U_{ij}), comme unités d'appui (N_{ij}^f / N_{ij}).

Cette composante est comprise entre 0 et 1.

- La moyenne des crédibilités des apprenants ayant échoué leur examen après avoir eu cette unité comme unité d'appui. Cette composante est également comprise entre 0 et 1.

Motivations et définition formelle

Comme pour le calcul de la crédibilité positive d'une unité, le choix de considérer ces deux composantes lors du calcul de la crédibilité négative d'une unité vient du fait que la première composante (le risque d'échec que présente cette unité) ne nous donne aucune information quant à la crédibilité des apprenants l'ayant eu comme unité d'appui. La seconde composante (la moyenne des crédibilités des apprenants) ne nous renseigne pas sur le nombre total de sélections d'une unité d'appui et sur le risque d'échec que présente une unité. Le mixage de ces deux composantes lors du calcul de la crédibilité négative d'une unité nous donne une mesure qui tient compte à la fois des unités du cours et des apprenants eux-mêmes.

Formellement, la crédibilité négative d'une unité U_{ij} est la moyenne des deux composantes décrites ci-dessus :

$$C_{ij}^f = \frac{1}{2} \left[\left(\frac{N_{ij}^f}{N_{ij}} \right) + \left(\frac{\sum_{k=1}^{N_{ij}^f} C(L_k)}{N_{ij}^f} \right) \right]$$

Comme les deux composantes impliquées dans le calcul de la crédibilité négative sont comprises entre 0 et 1, alors la crédibilité négative d'une unité (qui est la moyenne de ces deux composantes) est toujours comprise entre 0 et 1.

$$0 \leq C_{ij}^f \leq 1$$

Définition 3.5 : Crédibilité d'une unité

Nous définissons la crédibilité d'une unité comme étant la différence entre sa crédibilité positive et sa crédibilité négative. Elle est calculée comme suit :

$$C_{ij} = \begin{cases} C_{ij}^s - C_{ij}^f & C_{ij}^s > C_{ij}^f \\ 0 & C_{ij}^s \leq C_{ij}^f \end{cases}$$

Plus la crédibilité d'une unité est grande, plus elle est une meilleure candidate pour être sélectionnée comme unité d'appui parmi les unités susceptibles d'aider l'apprenant dans le sujet traité par l'unité par laquelle il a échoué l'examen.

Initialement, toutes les unités du cours ont une crédibilité nulle (zéro), les unités acquièrent et/ou perdent de la crédibilité au fur et à mesure qu'elles sont sollicitées.

Noter que la valeur de la crédibilité est toujours comprise entre 0 et 1.

$$0 \leq C_{ij} \leq 1$$

Exemple

Soit U_{23} , une unité du cours. Pour calculer la crédibilité de cette unité à un instant donné, il faut rassembler les informations suivantes :

- Le nombre de fois où une unité des chapitres utiles au chapitre de l'unité U_{23} (soit Ch_2) a été sélectionnée comme unité d'appui (N_{23}). Supposons à titre d'exemple que $N_{23} = 7$.
- Le nombre d'apprenants ayant réussi l'examen après avoir consulté le contenu de cette unité U_{23} (N_{ij}^s). Supposons que $N_{ij}^s = 3$.
- Nous déduisons alors, que le nombre d'apprenants n'ayant pas réussi leur examen même après avoir eu cette unité (U_{23}) comme unité d'appui est alors : $N_{ij}^f = 2$.
- La somme des crédibilités des trois apprenants ayant eu cette unité comme unité d'appui et qui ont réussi leurs examens après avoir consulté le contenu de cette unité. Supposons que cette somme est de 1.65
(i.e : $\sum_{k=1}^{N_{ij}^s} C(L_k) = 1.65$).
- La somme des crédibilités des deux apprenants ayant eu cette unité comme unité d'appui et qui n'ont pas réussi leur examen après avoir consulté le contenu de cette unité. Supposons que cette somme est de 0.65
(i.e : $\sum_{k=1}^{N_{ij}^f} C(L_k) = 0.65$).

La crédibilité positive de l'unité U_{23} est alors :

$$C_{23}^s = [3/7 + 1.65/3] / 2 = 0.49$$

La crédibilité négative de l'unité U_{23} est alors :

$$C_{23}^f = [2/7 + 0.65/2] / 2 = 0.30$$

Enfin, la crédibilité de l'unité U_{23} est :

$$C_{23} = C_{23}^s - C_{23}^f = 0.49 - 0.30 = 0.19 \text{ (19\%)}$$

3.2. Notre agent : IECA

L'agent que nous avons conçu et que nous avons appelé IECA (pour *Intelligent E-Course Agent*) se veut un agent d'appui qui en observant le parcours des apprenants apprend à aider ceux qui échouent à l'un des examens subis tout au long du cours.

Étant donné un apprenant L ayant échoué à l'examen d'une unité du cours. Supposons que cette unité est l'unité U_{23} . Le rôle de l'agent ici est de proposer à cet apprenant, la meilleure unité (que nous appelons unité d'appui) du cours à consulter pour pouvoir réussir son examen. Cette unité d'appui peut être une unité déjà étudiée par l'apprenant ou bien une unité que l'apprenant devra étudier dans un chapitre subséquent. Dans la figure 3.3, l'unité d'appui pour l'apprenant L (qui a échoué à l'examen de l'unité U_{23}) peut par exemple être l'unité U_{23} ou bien U_{12} ou encore U_{33} que l'apprenant n'a pas encore atteint dans son cheminement dans le cours.

Les questions auxquelles nous tentons à répondre sont : Quels sont les critères sur lesquels l'agent se base pour la sélection de l'unité d'appui pour l'apprenant L ? Que doit faire l'agent si l'apprenant échoue à son examen encore une fois après avoir étudié l'unité d'appui qui lui a été proposée ? C'est ce que nous allons détailler dans la section 3.2.3.

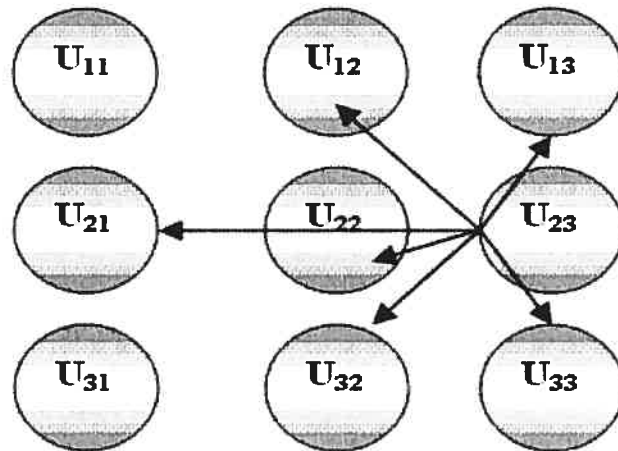


Figure 3.3 : Unités pouvant aider à comprendre le contenu de l'unité U_{23}

3.2.1. Propriétés de l'agent IECA

Parmi les propriétés des agents intelligents présentées dans le chapitre 2, l'agent IECA jouit des propriétés suivantes :

1. **Autonomie** : L'agent travaille en permanence et d'une façon autonome, aucune intervention humaine n'est nécessaire pour son activation.
2. **Intelligence** : En se basant uniquement sur la table des dépendances entre les chapitres du cours en ligne (schéma de la relation d'utilité définie dans 3.1.2), l'agent IECA apprend tout seul en observant les résultats obtenus par les apprenants, comment raffiner son choix lorsqu'il est question d'offrir à un apprenant une unité d'appui.
3. **Réactivité** : L'agent IECA réagit aussitôt qu'un apprenant échoue à l'un des examens des unités du cours.

3.2.2. Architecture du IECA

Lorsqu'un apprenant utilise le système, il est invité à remplir une fiche de renseignements (incluant le nom, prénom, email...) qui représentera son profil. Outre ces informations, le système l'invite à répondre à une série de questions pour déterminer son style d'apprentissage (ex : visuel, auditif). Cette information sera stockée, elle aussi, dans le profil de l'apprenant. A la fin de l'étape d'identification (obligatoire pour chaque nouvel usager), l'apprenant sera prêt à commencer le cours.

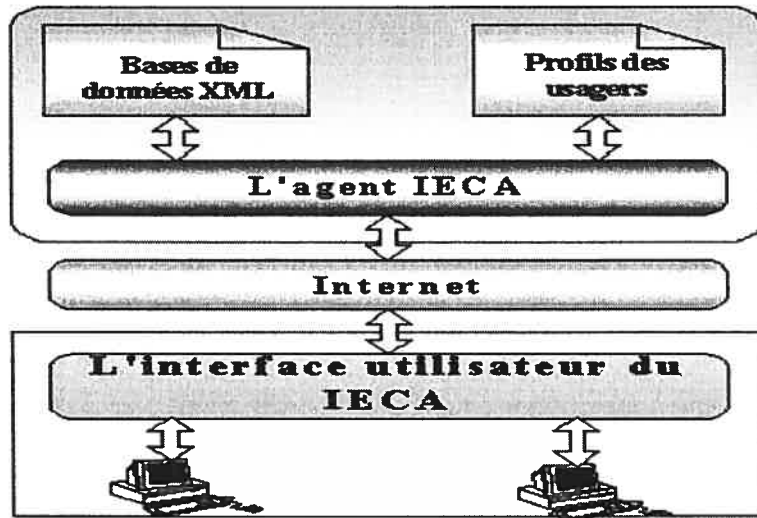


Figure 3.4 : Architecture du IECA

L'architecture de l'IECA contient deux composantes : une composante client et une composante serveur. La composante du client consiste en l'interface utilisateur où l'apprenant peut interagir avec l'agent IECA et utiliser (implicitement ou explicitement) ses fonctionnalités. Le côté serveur, quant à lui, contient l'agent IECA lui-même qui utilise les profils des utilisateurs (des apprenants dans notre cas) et le schéma de la relation d'utilité

qui sont stockés dans une base de données Microsoft Access et les documents du cours lui-même qui sont stockés dans une base de données XML. Nous donnerons dans la section 4.2 (chapitre 4) une architecture fonctionnelle détaillée de notre agent IECA.

3.2.3. L'approche pyramidale du IECA

Dans ce qui suit, nous donnerons tous les détails de notre approche. Nous présenterons en premier lieu les quatre niveaux de la pyramide considérée pour le processus de filtrage parmi les différentes unités du cours pour la sélection de l'unité d'appui et nous détaillerons par la suite l'algorithme général de l'agent IECA.

3.2.3.1. Les trois techniques de classifications

Pour le filtrage pyramidal des unités du cours, en vue de proposer une unité d'appui à un apprenant, nous avons proposé trois méthodes de filtrage. Ces trois méthodes sont les trois techniques de filtrage utilisées dans notre approche pyramidale et qui sont : le filtrage selon le domaine d'études « *domain model filtering* », filtrage selon le modèle des usagers « *user model filtering* » et, enfin, filtrage selon la crédibilité des unités « *credibility model filtering* ».

Les deux premières méthodes de filtrages ont pour objectif de mettre toutes les chances du côté de l'apprenant en lui offrant une unité d'appui qui traite du même concept que l'unité en cours d'étude et présentée dans son style d'apprentissage. La troisième méthode de filtrage permet de départager les unités issues des deux filtrages précédents selon le modèle de crédibilité que nous avons proposé. Voici donc, une description de chacune des trois méthodes de filtrage utilisée :

- a. Filtrage selon le domaine d'études « *domain model filtering* » :
Étant donné une unité d'un cours, cette technique consiste à chercher les unités du même cours qui peuvent être utiles à cette dernière. En effet, les

unités utiles à une unité U_i d'un chapitre Ch_k , sont toutes les unités des chapitres Ch_q tel que Ch_q est utile à Ch_k (voir la définition 3.1 : *relation d'utilité*).

- b. Filtrage selon le modèle des usagers « *user model filtering* » : La seconde technique de filtrage prend en considération le style d'apprentissage de l'apprenant dans la recherche d'une unité d'appui pour ce dernier. En effet, si le style d'apprentissage d'un apprenant est « visuel », seules les unités dont les présentations sont en concordance avec le style de l'apprenant (exemples : schémas, textes, vidéo) seront retenues.
- c. Filtrage selon la crédibilité des unités « *credibility model filtering* » : La troisième technique que nous avons utilisée dans notre approche est basée sur le concept de crédibilité des unités que nous avons proposé et détaillé dans la section 3.1.3. Étant donné un ensemble d'unités d'un cours, l'application de cette technique de filtrage permet de dégager l'unité qui a la plus forte crédibilité.

3.2.3.2. La pyramide

Comme nous l'avons stipulé précédemment, la pyramide que nous avons considérée pour notre modèle de filtrage comporte quatre niveaux (voir figure 3.1) :

1. Dans le premier niveau on retrouve toutes les unités que renferme le cours.
2. Le second niveau est constitué des unités qui résultent de la première technique de filtrage, soit le filtrage selon le domaine d'études.
3. Les unités résultant de l'application de la technique de filtrage selon le modèle des usagers se retrouve dans le troisième niveau.

4. Le quatrième niveau, quant à lui, représente le fruit de toute notre approche. Il s'agit de sélectionner l'unité d'appui ayant la plus forte crédibilité parmi les unités du niveau trois.

3.2.3.3. Déterminer l'unité d'appui : Algorithme général du IECA

Supposons qu'un apprenant L ait échoué à l'examen de l'unité U_{pq} (l'unité q du chapitre p). L'agent IECA intervient alors pour tenter de trouver l'unité d'appui qui offrira l'aide recherchée par l'apprenant. L'intervention de l'agent consiste à appliquer les trois techniques de filtrage (décrites dans la section 3.2.2.1) régissant le passage entre les différents niveaux de la pyramide.

Passage du niveau 1 au niveau 2:

- a. Trouver tous les chapitres ch_i utiles au chapitre ch_p (voir la définition de la relation d'utilité dans la section 3.1.2).
- b. Trouver toutes les unités des chapitres identifiées dans a) ainsi que les unités du chapitre ch_p (le chapitre courant) excepté l'unité U_{pq} (l'unité courante). UL_1 est l'ensemble des unités identifiées à cette étape.

Passage du niveau 2 au niveau 3:

- a. Parmi les unités de l'ensemble UL_1 , trouver celles qui sont présentées dans le style d'apprentissage de l'apprenant. Notons par UL_2 cette liste d'unités (UL_2 est donc un sous-ensemble de UL_1).

Passage du niveau 3 au niveau 4:

- b. Calculer la crédibilité de chaque unité de la liste UL_2 , selon la méthode présentée dans la section 3.1.3.
- c. Soit UL_3 un ensemble initialement vide ($UL_3 = \emptyset$). Cet ensemble renfermera les unités qui ont déjà été proposées à l'apprenant L comme unités d'appui mais ce dernier a quand même échoué son examen.
- d. Si $UL_2 - UL_3 = \emptyset$ aller à l). Si cette condition est vérifiée, cela signifie que toutes les unités des chapitres utiles au chapitre ch_p ont été proposées à l'apprenant sans que ce dernier ne réussisse son examen.
- e. Sélectionner l'unité ayant la plus forte crédibilité dans l'ensemble $UL_2 - UL_3$. Supposons que U_{ij} est cette unité.
- f. Incrémenter le nombre de visiteurs de cette unité. Il faut aussi enlever cette unité de l'ensemble UL_2 pour qu'elle ne soit pas considérée une autre fois si l'apprenant L échoue encore à son examen : $UL_2 = UL_2 - \{U_{ij}\}$.
- g. Proposer à l'apprenant L d'étudier l'unité U_{ij} dans le but de l'aider à réussir l'examen de l'unité U_{pq} . L'unité U_{ij} représentera l'unité d'appui pour cet apprenant.
- h. Inviter l'apprenant à repasser l'examen de l'unité U_{pq} .
- i. Si l'apprenant réussit l'examen, aller à k)
- j. Cas d'échec - Incrémenter le nombre de visiteurs de l'unité U_{ij} ayant échoué à leurs examens après avoir eu cette unité comme

unité d'appui et recalculer sa crédibilité. L'unité U_{ij} sera rajoutée à l'ensemble UL_3 (l'ensemble des unités déjà proposées à l'apprenant):

$$N_{ij}^f = N_{ij}^f + 1, UL_3 = UL_3 \cup \{ U_{ij} \}$$

et aller à d)

- k. Cas de succès - Incrémenter le nombre de visiteurs de l'unité U_{ij} ayant réussi leurs examens après avoir eu cette unité comme unité d'appui et recalculer sa crédibilité.

$$N_{ij}^s = N_{ij}^s + 1$$

Aller à m)

- l. Suggérer à l'apprenant L de commencer le cours depuis le début et de vérifier les préalables du cours (car rendu ici aucune unité ne l'a aidé à réussir son examen).

m. Fin de l'algorithme.

3.3. Exemple

Soit C un cours en ligne sur les structures données et L un apprenant dont le style d'apprentissage est *visuel*.

Le contenu du cours C est comme suit :

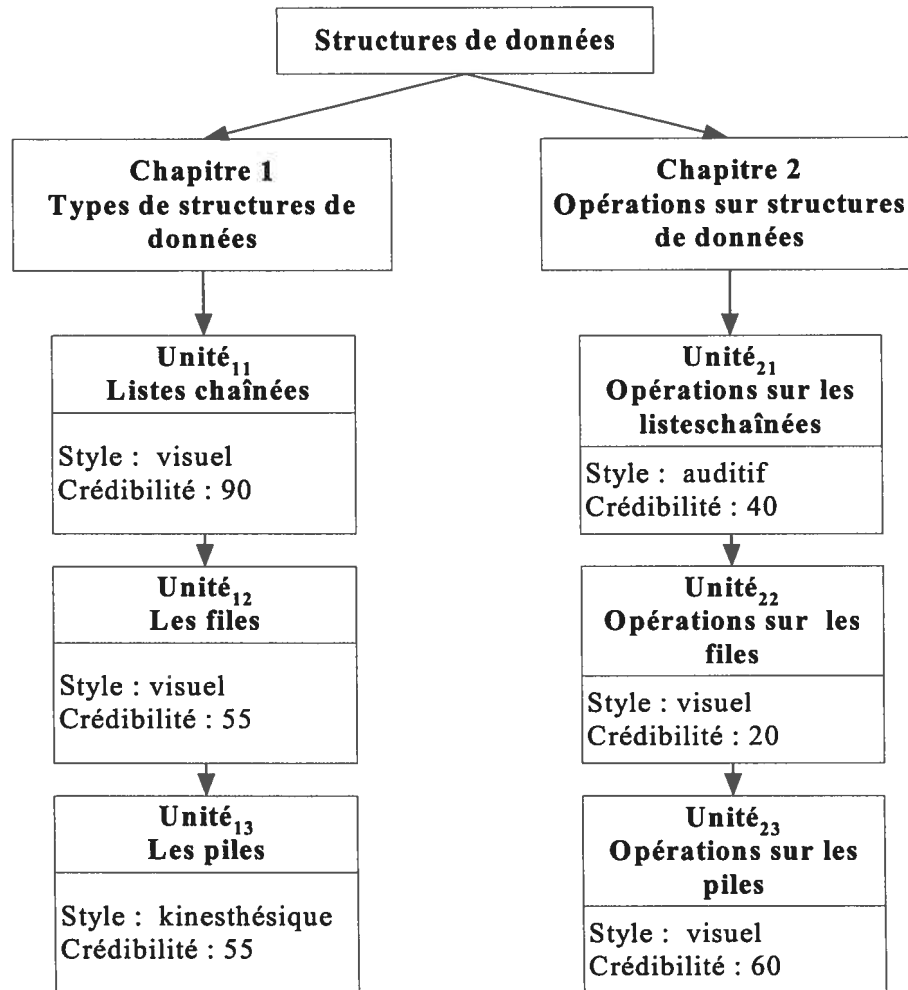


Figure 3.5 : Organisation d'un cours en structures de données

Supposons que l'apprenant L a échoué à l'examen de l'unité U_{22} (opérations sur les files). Le système applique alors l'algorithme de filtrage pyramidal pour essayer de trouver une unité d'appui pour l'apprenant.

Passage du 1^{er} niveau au 2^{ème} niveau de la pyramide : « Domain model filtering » :

Le système recherche dans le schéma de la relation d'utilité pour trouver tous les chapitres utiles au chapitre ch_2 . Le chapitre ch_1 étant le seul chapitre utile à ch_2 . Par

conséquent, les unités retenues lors du passage au second niveau sont toutes les unités du chapitre ch_1 , ainsi que les unités u_{21} et u_{23} du chapitre ch_2 .

$$\text{D'où : } UL_1 = \{U_{11}, U_{12}, U_{13}, U_{21}, U_{23}\}$$

Passage du 2ème niveau au 3ème niveau de la pyramide : « User model filtering » :

Parmi les unités formant l'ensemble UL_1 , sélectionner les unités dont le style de présentation est le même que le style d'apprentissage de l'apprenant L . Soit UL_2 l'ensemble des unités sélectionnées :

$$\text{D'où : } UL_2 = \{U_{11}, U_{12}, U_{23}\}$$

Passage du 3ème niveau au 4ème niveau de la pyramide : « Credibility model filtering » :

Calculer la crédibilité des unités U_{11} , U_{12} et U_{23} . Étant donné que la crédibilité de l'unité U_{11} est supérieure à celle de U_{12} et de U_{23} , alors c'est l'unité U_{11} qui sera retenue pour être l'unité d'appui pour l'apprenant L et le système l'invite, alors, à revoir le contenu de cette unité dans le but de lui rappeler certaines notions qu'il a dû oublier

En général, le système propose à un apprenant d'étudier ou bien de réétudier une unité donnée en vue de l'aider à répondre aux questions sur une autre unité. Le but de réétudier une unité est de rappeler à l'apprenant certains concepts qu'il a dû oublier. Comme dans ce cas, l'apprenant a déjà étudié l'unité U_{11} , mais il est invité à revoir son contenu afin de passer l'examen de l'unité U_{22} .

Après avoir terminé de revoir l'unité U_{11} l'apprenant repasse l'examen de l'unité U_{22} et échoue de nouveau. Le système met à jour la crédibilité de l'unité U_{11} (dans ce cas la crédibilité négative de cette unité augmente car l'apprenant a échoué son examen) et propose à l'apprenant d'étudier l'unité U_{23} (ayant la deuxième plus forte crédibilité). De même qu'à la première tentative, l'apprenant ne peut toujours pas réussir son examen de l'unité U_{22} . Le système met à jour la crédibilité de l'unité U_{23} et propose alors l'unité U_{12}

comme unité d'appui (unité ayant la troisième plus forte crédibilité). Le choix de cette unité s'avère judicieux puisque l'apprenant réussit son examen (celui de l'unité U_{22}). Le système met à jour la crédibilité de l'unité d'appui U_{12} . Dans ce cas la crédibilité positive de l'unité U_{12} augmente puisque que l'apprenant a pu réussir son examen après avoir revue le contenu de cette unité.

3.4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté notre approche pour rendre l'enseignement d'un cours en ligne le plus efficace possible. Contrairement à d'autres systèmes d'enseignement qui, à la fin du cours, se contentent d'informer l'apprenant de son admission ou de son échec (en évaluant ses réponses aux examens du cours), le système que nous préconisons se propose d'aider les apprenants qui échouent à leurs examens pour les conduire au succès. Notre démarche se base sur un modèle de filtrage pyramidal à quatre niveaux. Trois techniques de filtrage régissent le passage d'un niveau donné au niveau qui lui est supérieur, en l'occurrence le filtrage selon le domaine de connaissances (*domain filtering model*), le filtrage selon les profils des apprenants (*user model filtering*) et, enfin, le filtrage selon le modèle de crédibilité des unités (*credibility model filtering*). Partant de ce modèle, nous avons implémenté un agent que nous avons appelé l'agent IECA (Intelligent E-Course Agent). Le rôle de cet agent est d'offrir à un apprenant qui échoue dans un examen l'aide nécessaire (en appliquant l'approche pyramidale) pour qu'il puisse passer avec succès cet examen. De plus, notre agent permet de faire (avec le temps) des propositions au concepteur du cours quant au style de présentation de certaines unités du cours pour mieux répondre aux besoins des futurs inscrits.

Dans le prochain chapitre, nous allons présenter les détails de l'implémentation de notre système ainsi que les résultats expérimentaux.

Chapitre 4

Implémentation

et

Résultats expérimentaux

Après avoir présenté dans le chapitre précédent les détails théoriques du système que nous avons proposé, ce chapitre est consacré à la présentation des détails d'implémentation et les résultats expérimentaux. Tout d'abord nous allons présenter l'environnement et les outils de développement utilisés lors du développement du système. Nous ferons après un survol du système en présentant ces différentes interfaces et fonctionnalités. Dans le souci de bien illustrer le rôle clé que joue l'agent intelligent IECA que nous avons développé, nous présenterons une architecture fonctionnelle de ce dernier. Cette architecture, permet de comprendre le fonctionnement, les réactions et les actions entreprises par l'agent en vue d'apporter un plus pour les apprenants. Nous présenterons par la suite les détails de l'expérience que nous avons réalisée, les résultats obtenus et nous commentons ces résultats pour mettre en exergue l'efficacité de l'approche que nous avons mise au point. Enfin, nous terminerons le chapitre par une conclusion.

4.1. Environnement et technologies de développement

Pour implémenter notre agent, nous avons utilisé la technologie ASP .NET avec C# comme langage de programmation et Microsoft IIS comme serveur Web. Nous avons employé de l'HTML, du Javascript et du code ASP pour les pages Web. Pour la structure du cours, nous avons utilisé des fichiers XMLs et Microsoft Access pour la base de données utilisateurs. Le tableau 4.1 ci-dessous énumère ces technologies.

	Produit utilisé	Observation
Système d'exploitation	Windows	Xp Pro et 2000 Pro
Langage	C#, HTML, JavaScript, code ASP	
Environnement	.NET	framework 1.1
Serveur Web	Microsoft IIS	
Base de données	Microsoft Access	Pour la gestion des usagers du système
	XML	Pour la structure du cours

Tableau 4.1 : Outils de développement utilisés

La figure 4.1, présente l'utilisation des technologies énumérées ci-dessus dans les différentes composantes du système.

a. Interface client

La partie interface client évoque le coté client. Elle est responsable de la présentation du cours, de la transmission des événements de l'utilisateur et à l'utilisateur et du contrôle de l'interface de l'utilisateur. Nous avons opté pour une interface Web afin de faciliter l'accès au système (seul un navigateur Web est nécessaire). Cette partie a été

réalisée en utilisant du HTML, JavaScript et du code ASP.

b. Serveur d'application

Du côté serveur d'application, le service Internet de Microsoft Windows (IIS) joue le rôle de serveur Web. Les différentes classes constituant le noyau de l'application sont écrites en C#. Les documents XML contenant, dans ce cas, les détails du cours sont lus en utilisant le modèle DOM (*Domain Object Model*). Enfin, le pilote Microsoft Jet OLEDB 4.0 est utilisé pour accéder à la base de données Microsoft Access qui renferme dans ce cas les données concernant les usagers (ou encore les apprenants).

c. La base de données

Pour la base de données, nous avons utilisé les documents XML pour les données statiques tels que la structure du cours, les questions des différents examens du cours et le test du style d'apprentissage.

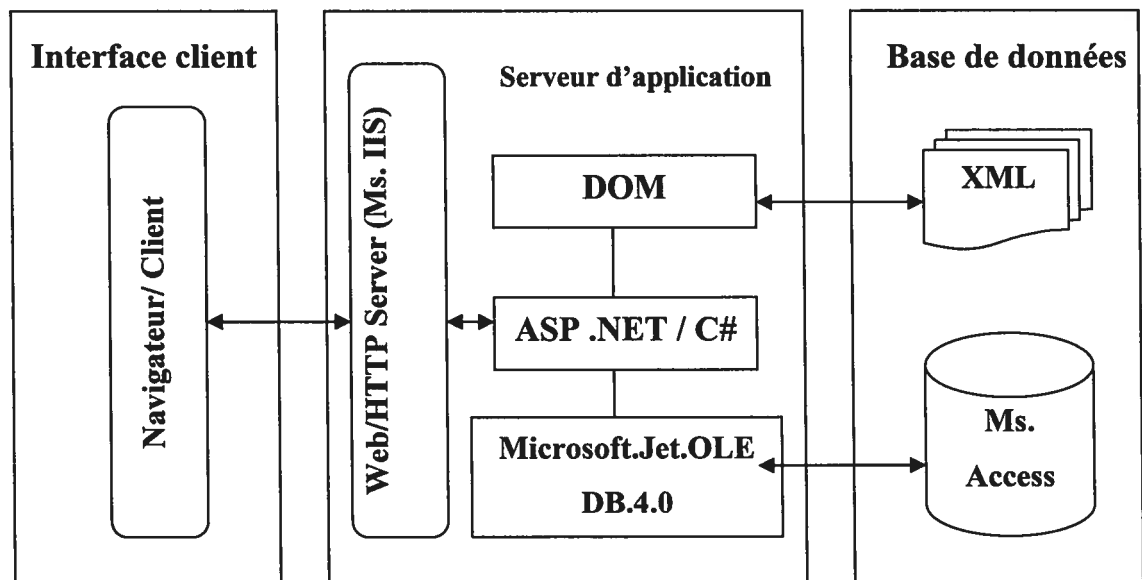


Figure 4.1 : Les technologies utilisées dans IECA

La structure du cours est décrite dans le document course.xml. Comme nous

pouvons voir sur la figure 4.2, le cours décrit par le document xml s'intitule introduction à la technologie de l'information et renferme quatre chapitres. Le premier chapitre du cours s'intitule les composantes d'un ordinateur et contient trois unités. Chaque unité du cours peut avoir une ou plusieurs versions. Chaque version correspond à un style d'apprentissage différent (exemple : visuel, auditif).

```
<?xml version="1.0" encoding="utf-8" ?>
<course Title="introduction to information technology" total_chapters="4">

<chapter num_chapter="1" Title="Computers: Tools for an Information Age" nbr_units="3">

    <unit num_unit="101" Title="Computer System Components" nbr_version="3">

        <unitVersion style="V">u101_v.htm</unitVersion>

        <unitVersion style="A">u101_a.htm</unitVersion>

        <unitVersion style="K">u101_k.htm</unitVersion>
    </unit>
    .....
</chapter>
...
</course>
```

Figure 4.2 : Représentation XML du cours en ligne

Les tests (ou examens) sur les différentes unités du cours sont décrits par le document XML exams.xml. Une unité du cours peut avoir une ou plusieurs questions à choix multiples. Le document XML, renferme les questions, les différents choix possibles et le numéro de la bonne réponse pour chaque question (voir figure 4.3).

De même que pour les examens du cours. Le test que l'apprenant doit subir pour le système déduise son style d'apprentissage (voir la section 4.3.3 pour plus de détails) est décrit dans un document XML appelé ls_questions.xml (voir figure 4.4).

```

<?xml version="1.0" encoding="utf-8" ?>
<exams>
  <unitExam unit_num="101" nbr_question="2">
    <question text="Additional data and programs not being used by the
processor are stored in" reponse="3">
      <option>the CPU</option>
      <option>output units</option>
      <option>input units</option>
      <option>secondary storage</option>
    </question>
    <question text="The raw material to be processed by a computer is called"
reponse="2">
      <option>information</option>
      <option>a program</option>
      <option>data</option>
      <option>software</option>
    </question>
  </unitExam>
  .....
</exams>

```

Figure 4.3 : Représentation XML des examens des unités

```

<?xml version="1.0" encoding="utf-8" ?>
<questions>
  <question questionIndex="1">
    <text>If I have to learn how to do something. I learn best when I:?</text>
      <option opt="A">Watch someone show me how</option>
      <option opt="B">Hear someone tell me how</option>
      <option opt="C">Try to do it myself</option>
    </question>
  ....
</questions>

```

Figure 4.4 : Représentation XML du test du style d'apprentissage

4.2 Architecture fonctionnelle de l'agent IECA

L'architecture fonctionnelle de l'agent IECA est détaillée dans la figure 4.5. En effet, l'agent IECA intervient lorsqu'un apprenant donné s'apprête à passer l'examen d'une unité du cours. Comme le montre la figure 4.8, lorsque l'apprenant envoie ses réponses au système, l'agent exécute la procédure *evaluate*. Cette procédure permet de compiler les réponses de l'apprenant (en utilisant les fichiers XML contenant les informations sur les tests), une note est attribuée à l'apprenant. Si cette note est supérieure ou égale à la note de passage qui est 50, l'apprenant passera à l'unité suivante du cours, l'agent met à jour, dans le cas échéant, la crédibilité de l'unité d'appui qui a permis à l'apprenant de réussir son examen (procédure : *updateUnitsCredibility*). Si la note de l'apprenant est inférieure à 50, l'agent IECA vérifiera d'abord si l'apprenant a eu une unité d'appui pour ce même examen. Si c'est le cas, il mettra à jour la crédibilité de cette dernière (procédure : *updateUnitsCredibility*), sinon il lancera directement la procédure de recherche d'unité d'appui pour l'apprenant (procédure : *FindHelpingUnit*). Cette dernière procédure exécute l'algorithme pyramidal présenté en détail dans le chapitre 3. L'algorithme pyramidal déclenché par la procédure *PyramidalAlgorithm*, invoque à son tour les procédures des trois niveaux de la pyramide, en l'occurrence la procédure *DM_Filtering_level1* pour le filtrage selon le modèle du domaine (niveau 1), la procédure *UP_Filtering_level2* pour le filtrage selon le modèle de l'utilisateur (niveau 2) et enfin, la procédure *CR_Filtering_level3* pour le filtrage selon le modèle de crédibilité pour les unités que nous avons proposé (niveau 3). Dès qu'une unité d'appui est désignée, elle sera proposée à l'apprenant en espérant que son contenu va l'aider à réussir son examen. Si l'agent ne trouve plus d'unité d'appui à offrir à l'apprenant, il lui recommandera de recommencer le cours depuis le début ou bien de contacter l'administrateur du cours pour une meilleure orientation quant au choix du cours à suivre.

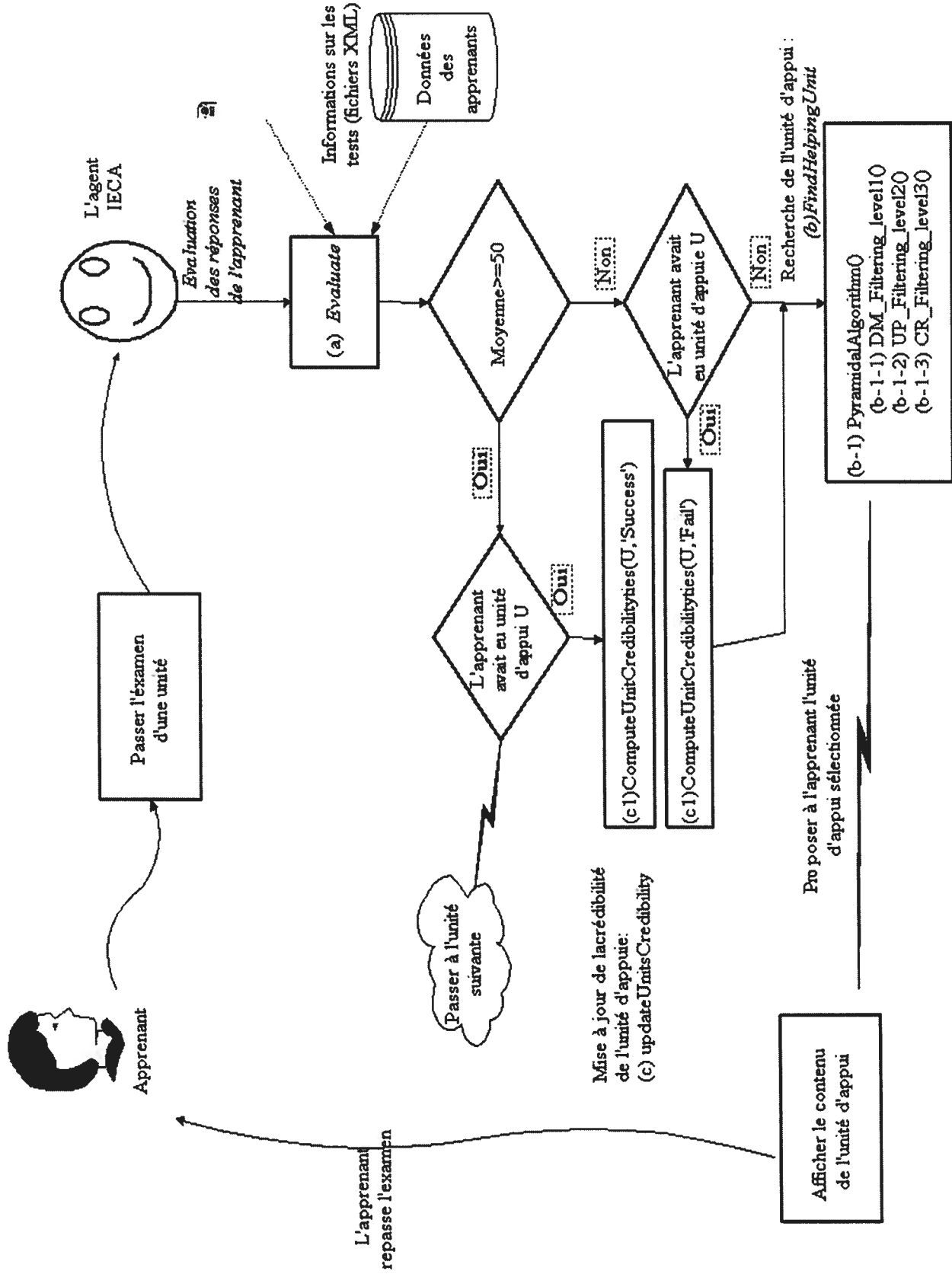


Figure 4.5 : architecture fonctionnelle de l'IECA

4.3. Découvrir l'agent IECA

Conceptuellement le système procède selon les étapes suivantes : Création du compte IECA, test du style d'apprentissage, mise à jour du profil de l'apprenant, et chargement du cours et du module chargé d'aider les apprenants en cas d'échec aux examens du cours. Dans le reste de cette section, nous présenterons les détails de chacun de ces modules.

4.3.1. L'accueil

Au point d'entrée de l'application, l'utilisateur (appelé aussi apprenant dans le cas de notre application) peut se connecter à l'application en utilisant son nom d'utilisateur et son mot de passe, s'il est déjà un utilisateur actuel du système ou bien créer son propre compte.

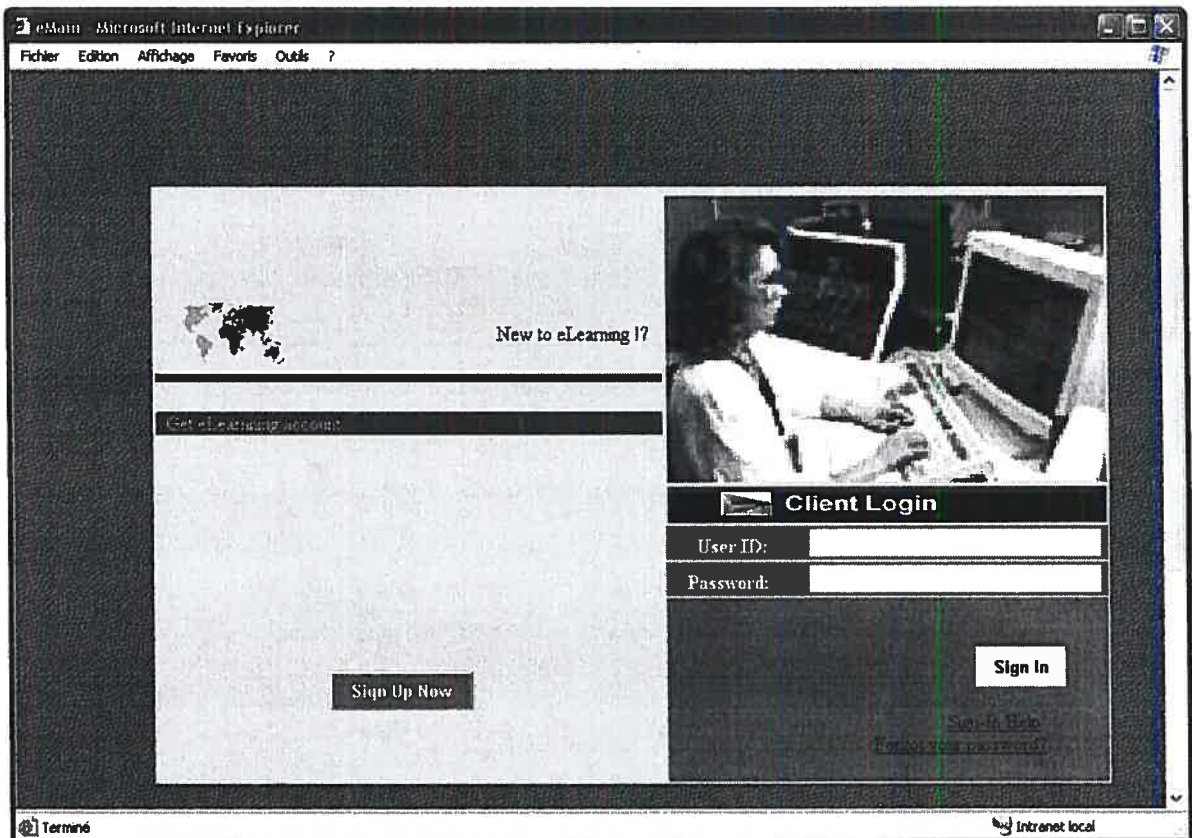


Figure 4.6 : Page d'accueil du système

4.3.2. Création du compte IECA

Dans le cas d'un nouvel utilisateur, le système demande à ce dernier de s'enregistrer en utilisant un formulaire d'inscription (voire figure 4.7). Ces informations feront partie du profil de l'utilisateur et peuvent être modifiées par lui à n'importe quel moment (à l'exception du nom de l'utilisateur qui est une information statique). Parmi ces informations figurent : le nom de l'utilisateur et le mot de passe qui lui permettent d'accéder au système, son nom de famille, son prénom, son adresse, son adresse électronique, son genre et quelques autres informations comme ses champs d'intérêts. D'autres informations sont ajoutées dynamiquement par le système au fur et à mesure que l'apprenant avance dans le cours proposé par le système.

The screenshot shows a web browser window titled "Register - Microsoft Internet Explorer". The address bar shows "http://localhost/visualCourse/eScreen.aspx". The page header includes the Université de Montréal logo and navigation links for "new users", "Learn by Style Test", and "Description". The main content area is titled "Registration" and contains a "Profile Information" section. On the left, there is a profile picture of a man with a "Update Picture" button and "Edit" and "Save" options. To the right, the registration form includes the following fields:

- Login: diaa
- Password: ****
- Confirm password: ****
- e-Mail: diaa@iro.umontreal.ca
- First Name: Diaa
- Last Name: Diaa
- Sex: Male Female
- Address: C.P. 6128, Succursale Centre-ville

The browser status bar at the bottom shows "Done" and "Local intranet".

Figure 4.7 : Création d'un compte

La première de ces informations rajoutées par le système est le style d'apprentissage de l'apprenant à savoir visuel, auditif ou bien kinesthésique.

4.3.3. Le test du style d'apprentissage

Immédiatement après l'inscription, le système ouvre une session pour l'apprenant. A ce stade, l'apprenant ne peut pas entamer le cours. Deux opérations uniquement lui sont disponibles. Celle de se déconnecter du système et celle de passer le test pour déterminer son style d'apprentissage (figure 4.8).

D'après [Yammine et al. 04], le test du style d'apprentissage consiste en une série de quatorze (14) questions. Le système détermine le style d'apprentissage de l'apprenant après compilation des différentes réponses données par ce dernier aux différentes questions qui lui ont été posées. Il existe sept styles distincts : visuel, auditif, kinesthésique, visuel-auditif, visuel- kinesthésique, auditif- kinesthésique, et le style visuel-auditif-kinesthésique.

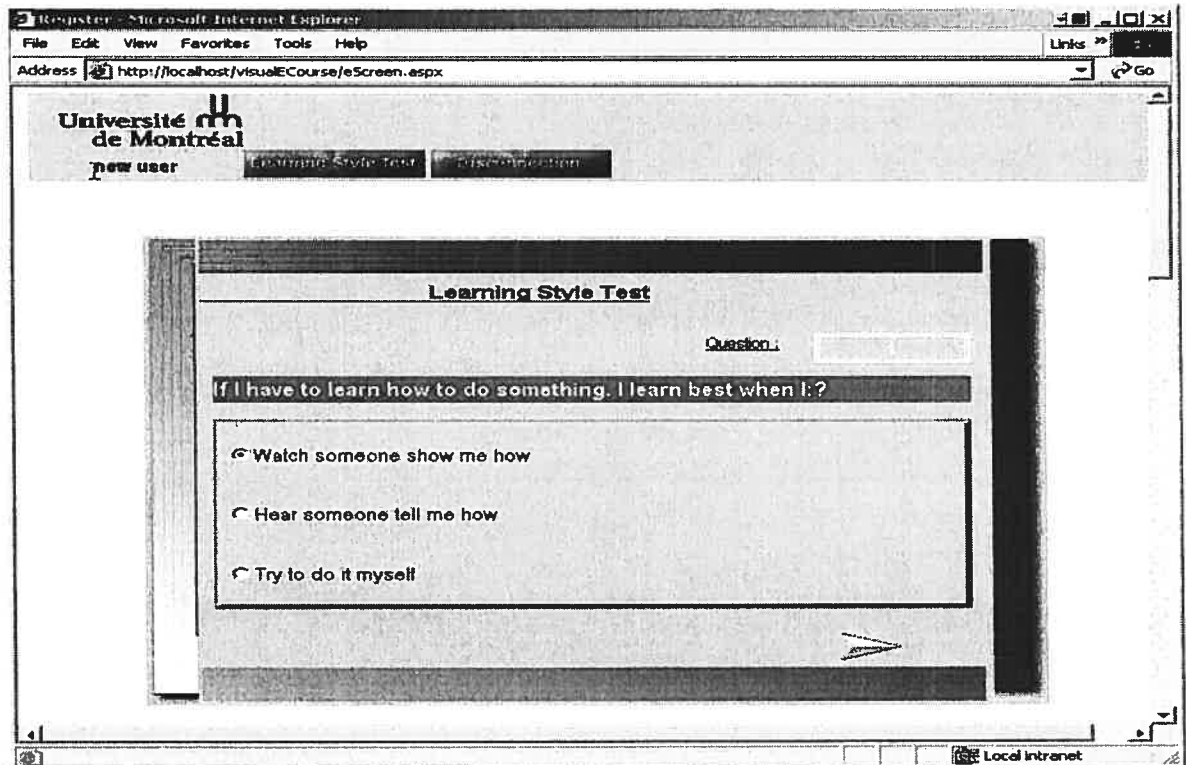


Figure 4.8 : Test pour déterminer le style d'apprentissage

Une fois le style d'apprentissage de l'utilisateur déterminé, l'IECA sauvegarde cette information comme partie intégrante du profil de l'apprenant. Cette information est utilisée

par l'agent afin d'offrir aux différents apprenants une présentation du cours qui correspond plus à leurs préférences.

4.3.4. Le cours

Le cours est l'objet essentiel de notre application. Une fois le sommaire du cours est affiché, l'apprenant peut entamer le cours en sélectionnant l'unité à laquelle il s'est arrêté la dernière fois ou bien, la première unité s'il s'agit d'un nouvel utilisateur.

Dans le cadre de notre application, nous avons proposé un cours sur « la technologie de l'information ». Nous donnons dans la section 4.4 une description détaillée du cours qui a été rendu disponible en ligne via notre application.

Pour bien contrôler l'évolution des apprenants, nous avons doté chaque unité d'un test de passage. En effet, à la fin de chaque unité, l'apprenant est soumis à un test composé de questions à choix multiples portant sur le concept traité par l'unité qu'il vient d'apprendre.

a. Le sommaire

Dès que le menu « Lessons » est actif, l'apprenant peut le sélectionner pour afficher le sommaire (voir figure 4.9). L'unité courante pour l'apprenant étant la seule unité comportant un lien hypertexte, il peut donc cliquer dessus pour voir le contenu de cette unité.

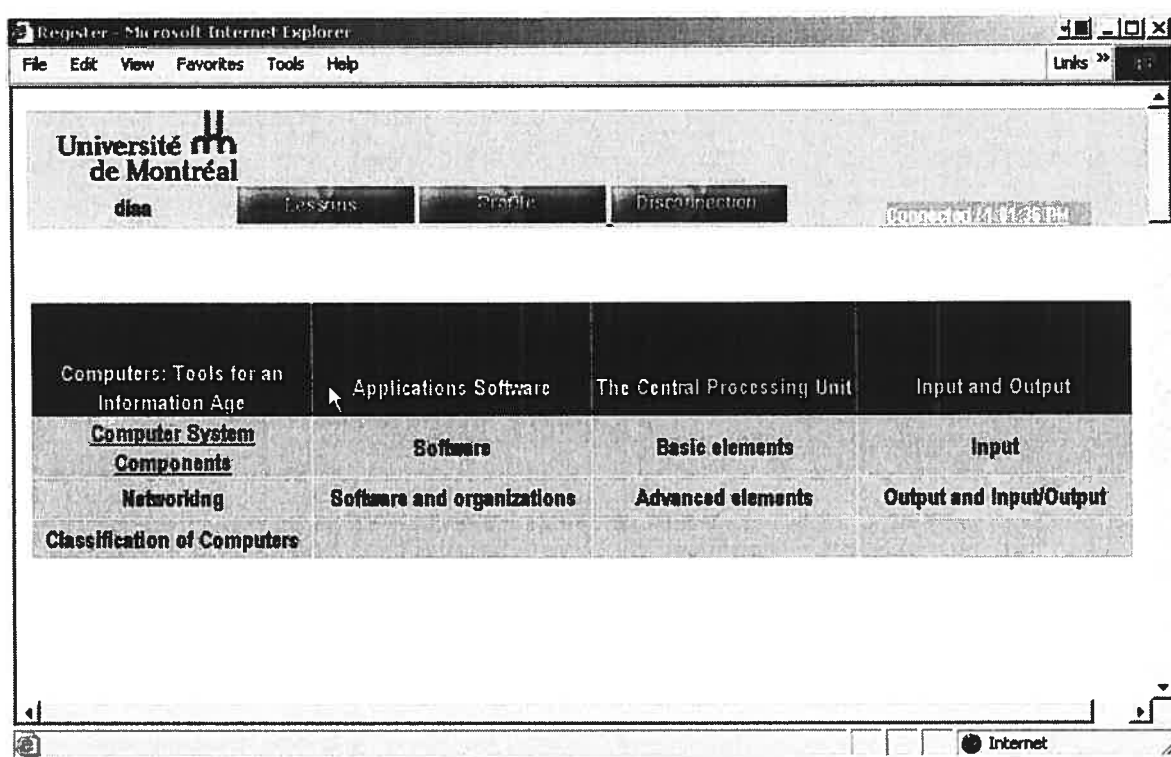


Figure 4.9 : Le sommaire du cours

b. L'unité

Une unité du cours traite d'un ou plusieurs concepts présentés dans une même page. Lorsque l'apprenant sera passé à travers toute la page et aura assimilé son contenu, il pourra cliquer sur le bouton marqué d'une flèche, en haut de la page pour passer à l'étape suivante (figure 4.10).

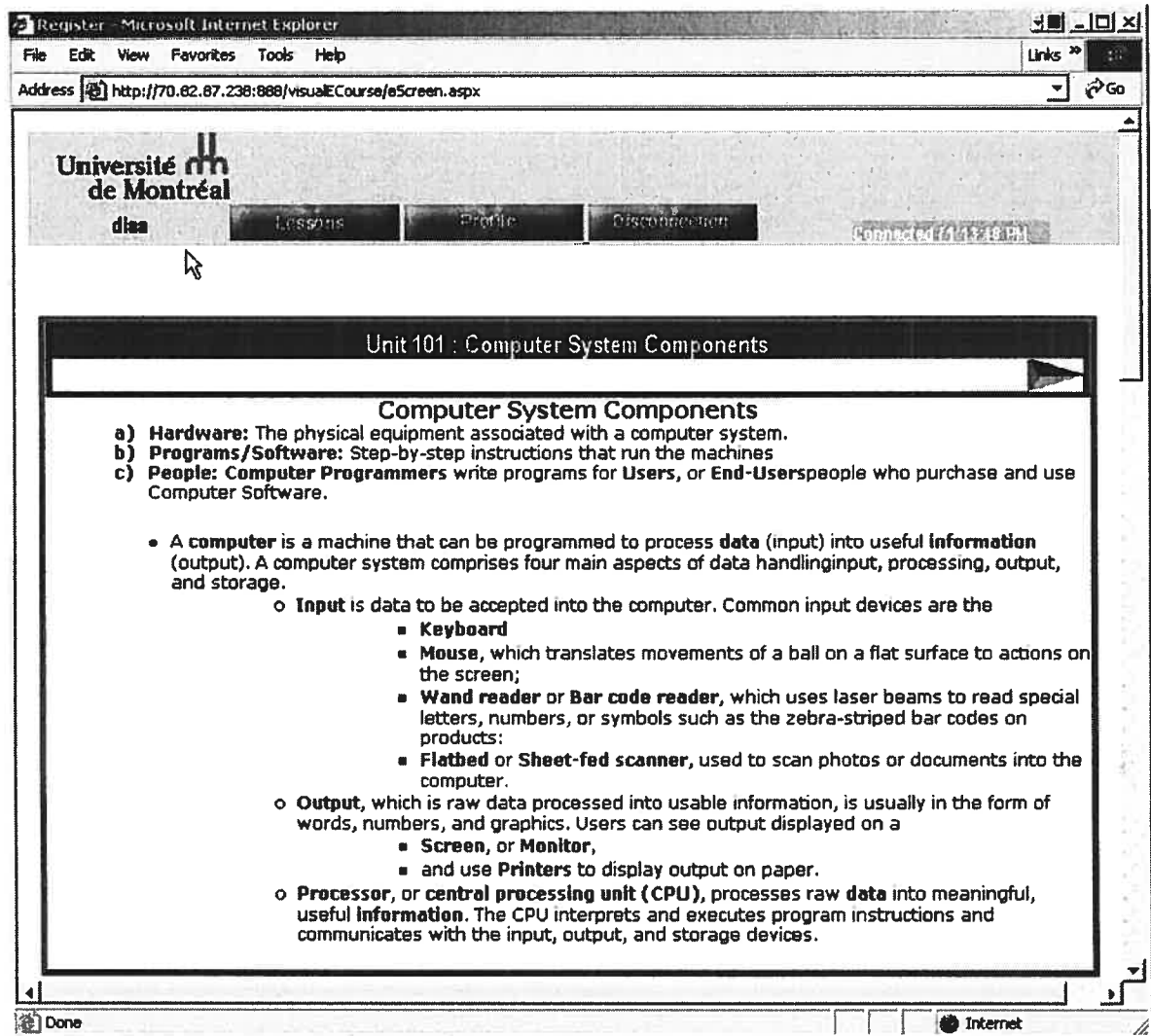


Figure 4.10 : Le contenu de l'unité 101

c. Le test d'une unité

Après avoir étudié une unité donnée, l'apprenant est soumis à un test. Les questions du test s'affichent immédiatement après que l'apprenant ait cliqué sur le bouton suivant de l'unité en cours. Comme nous l'avons précisé plus haut, il consiste en une série de questions à choix multiples (figure 4.11).

L'apprenant doit répondre à toutes les questions en choisissant une réponse pour chaque question et envoyer les réponses au système en cliquant sur le bouton «submit». Après compilation des réponses, l'apprenant sera déclaré admis s'il obtient une note au moins égale à 50 ou plus lui permettant de passer à l'unité

suivante. Dans le cas contraire, l'agent IECA tentera d'aider l'apprenant en lui offrant le support qui lui est nécessaire pour passer à travers ce test. Il s'agit de chercher ce que nous avons appelé l'unité d'appui (voir chapitre 3 pour tous les détails).

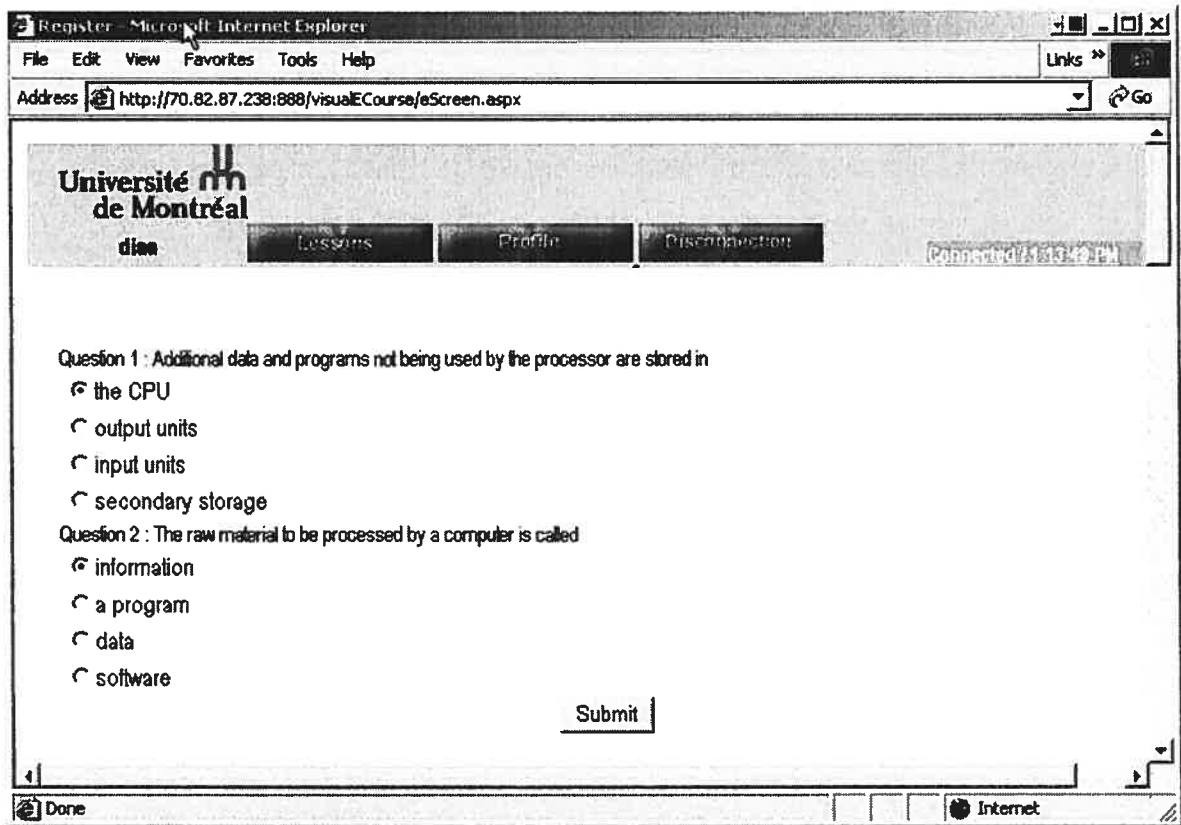


Figure 4.11 : Le test de l'unité 101

d. La recherche de l'unité d'appui

La recherche de l'unité d'appui pour un apprenant ayant échoué à l'examen d'une unité donnée est l'étape la plus cruciale de notre réalisation. En effet, dès qu'un apprenant n'est pas déclaré admis pour le test, l'agent IECA déclenche l'algorithme de recherche de l'unité d'appui présenté en détail dans le chapitre 3, section 3.2.3.3. L'affichage du contenu de l'unité d'appui est similaire à celui d'une unité ordinaire du cours. Il y a, cependant, un petit message à côté du numéro de l'unité, indiquant qu'il s'agit bien d'une unité d'appui (figure 4.12).

Le processus de passage de test et de recherche d'unités d'appui se réitère jusqu'à

ce que l'apprenant réussisse le test en question ou bien que l'agent IECA n'ait plus d'unités d'appui à lui offrir.

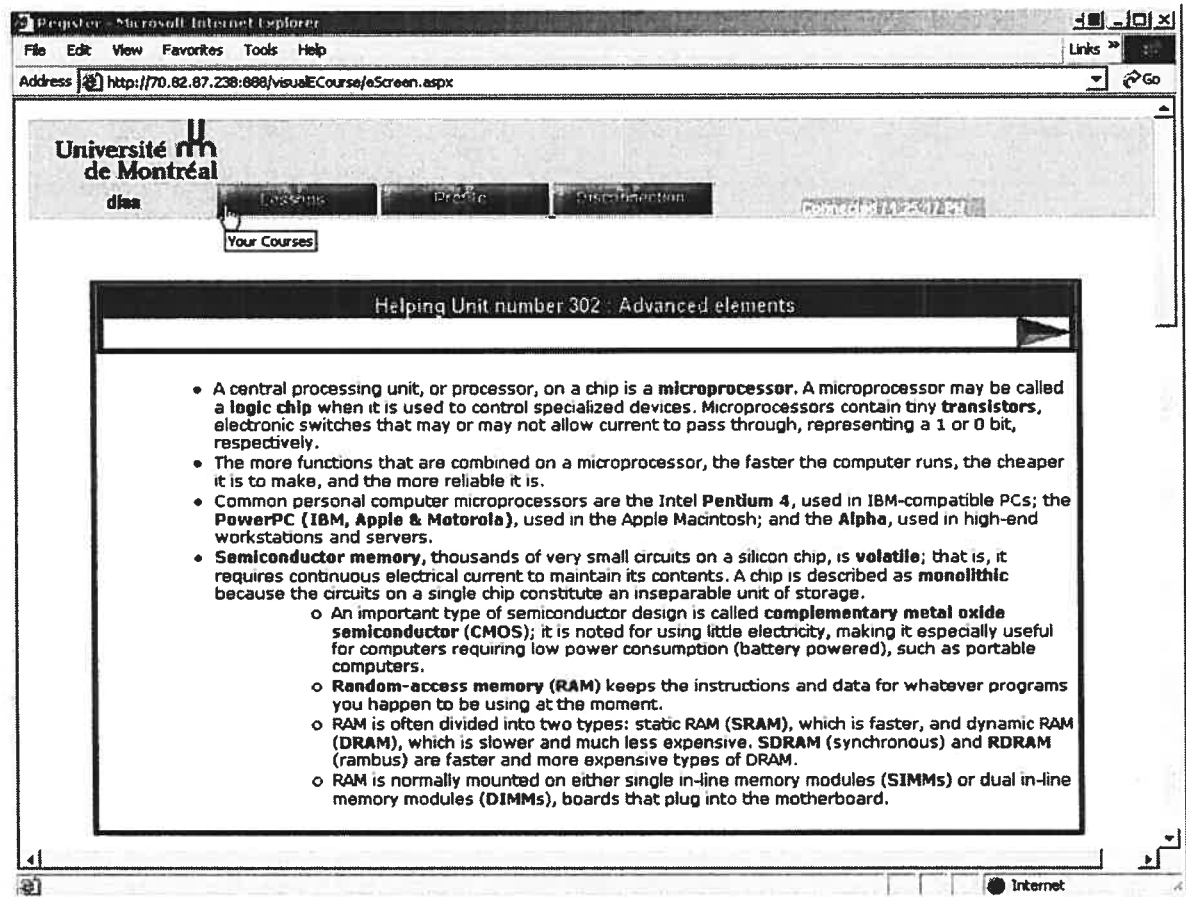


Figure 4.12 : Présentation de l'unité d'appui

4.4. Description de l'expérience

Pour valider l'approche que nous avons proposée, nous avons conduit une expérience de grande envergure en collaboration avec le département d'informatique de l'université d'Al-Azhar (Égypte). Ci-dessous quelques paramètres décrivant les circonstances de l'expérience :

- a. **Le cours en ligne** : Pour mener l'expérience, le département d'informatique de l'université d'Al-Azhar a mis à notre disposition le contenu du cours CS100 intitulé : *Introduction to Information Technology*. Nous avons donc incorporé ce cours dans notre application

et nous l'avons rendu accessible en ligne pour les étudiants de ce département. Étant donné que le cours traite d'un seul concept (généralités sur la technologie de l'information), le professeur (l'auteur) a choisi de mettre tous les chapitres utiles les uns aux autres (pour établir le schéma de la relation d'utilité). Nous avons prévu deux styles de présentation pour chaque unité du cours. Ces deux styles sont le style visuel et le style auditif. Ces deux styles ont permis de couvrir les styles d'apprentissage d'environ 96% des apprenants ayant participé à l'expérience (voir la section 5.5.1). Le reste des apprenants (environ 4%) ont suivi la version visuelle du cours (à défaut d'avoir une version correspondant à leur style d'apprentissage). Le sommaire du cours est le suivant :

Chapitre 1 Computers: Tools for an Information

Unité 101 : Computer System Components

Unité 102 : Networking

Unité 103 : Classification of Computers

Chapitre 2 Applications Software

Unité 201 : Software

Unité 202 : Software and organizations

Chapitre 3 The Central Processing Unit

Unité 301 : Basic elements

Unité 302 : Advanced elements

Chapitre 4 Input and Output

Unité 401 : Input

Unité 401 : Output and Input/Output

- b. **Les apprenants** : Les apprenants qui ont participé à notre expérience sont tous des étudiants de l'université d'Al-Azhar et inscrits au cours CS100. Étant donné que le cours fait partie du programme des apprenants, ces derniers étaient très motivés de suivre ce cours sur le Web. Le nombre total des apprenants ayant participé à l'expérience est de 160.
- c. **Durée de l'expérience** : L'expérience a duré quatre semaines (un mois) du 15 Octobre 2006 au 14 Novembre 2006. L'application était accessible en ligne 24h/24h durant toute la durée de l'expérience.

Une fois l'expérience terminée, chaque apprenant a été invité à répondre à une série de questions. Ces questions visent à collecter leurs avis sur la convivialité du système, son utilité et sa performance.

4.5. Résultats expérimentaux

Le tableau ci-dessous (tableau 4.2) représente un échantillon des résultats obtenus par les apprenants dans les différentes unités du cours. À titre d'information, nous avons choisi de présenter les résultats d'un groupe de 10 apprenants (choix aléatoire) pour illustrer le procédé de collecte des résultats. Nous attribuons à chacun de ces apprenants une note par unité et une moyenne globale pour le cours.

Etudiant	Chapitre 1			Chapitre2		Chapitre 3		Chapitre 4		Moyenne
	U101	U102	U103	U201	U202	U301	U302	U401	U402	
1	50	50	50	60	60	60	60	75	50	57,33
2	50	50	50	80	80	60	60	75	75	64,67
3	100	50	50	80	60	60	60	50	75	65,33
4	100	50	100	100	50	100	60	50	100	79,33
5	100	50	50	80	80	60	60	75	50	67,78
6	100	50	50	60	60	60	80	50	50	62,89
7	50	50	100	60	80	60	60	75	50	65,78
8	100	100	50	80	60	60	60	50	50	68,67
9	100	100	50	60	60	60	80	50	50	68,78

10	100	50	50	80	60	80	80	50	50	67,78
Moyenne du groupe										66,83

Tableau 4.2 : Résultats d'un d'échantillon de dix étudiants

5.5.1. Style d'apprentissage des apprenants

Comme nous l'avons mentionné dans la section 4.3.3, chaque nouvel apprenant est invité à passer un test visant à déterminer son style d'apprentissage pour que le système puisse adapter le cours qui lui sera présenté plus tard. Les résultats ont montré que près de 75% des participants ont été classés comme visuels (V), 12,25 % des participants sont bimodales visuels – kinesthésique (VK), 4 % sont auditifs et 3,25% ont été classés visuels – auditifs (VA) (figure 4.13).

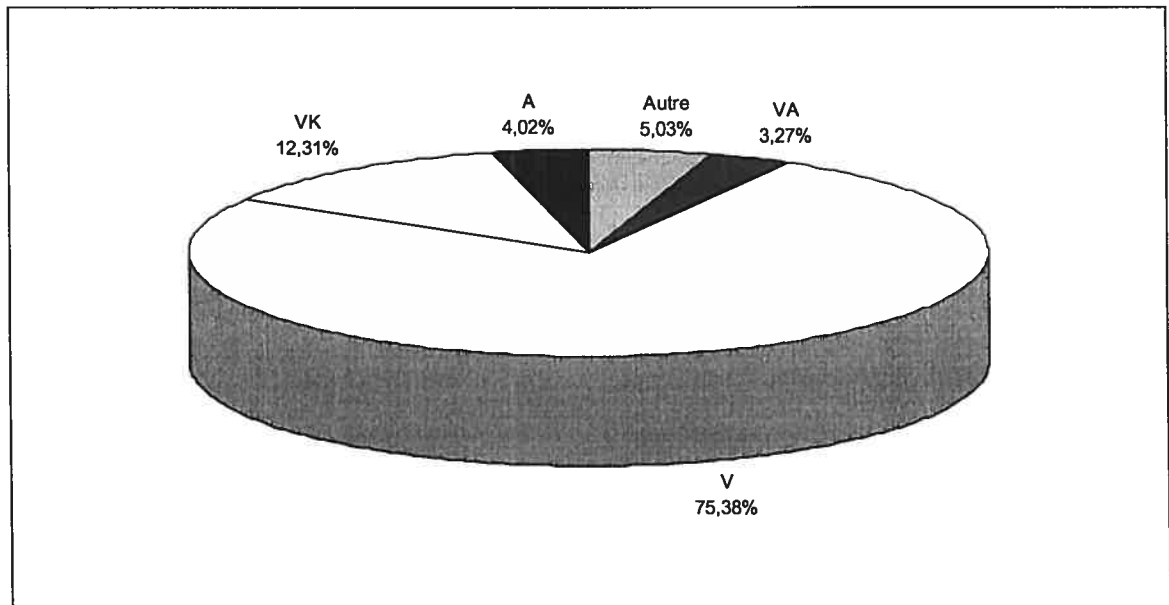


Figure 4.13 : Répartition des étudiants selon leur style d'apprentissage

4.5.2. Unités d'appui et crédibilité

Certaines unités du cours ont été sollicitées pour venir en aide aux apprenants qui n'ont pas réussi leurs examens. Dans cette section nous présenterons les détails sur les différentes unités sollicitées lors de notre expérience.

En effet, le graphique de la figure 4.14 montre que l'unité U402 a été la plus proposée comme unité d'appui avec une proportion de 27,08%. En deuxième position vient l'unité U401 avec près de 21%. Ensuite l'unité U301 avec 16,67%. L'unité U101 a été proposée comme unité d'appui dans 13,54% des cas. Les unités U202 et U302 ont été proposées dans 11,46% et 6,25% des cas. Enfin l'unité U201 a été proposée comme unité d'appui dans 4,17% des cas.

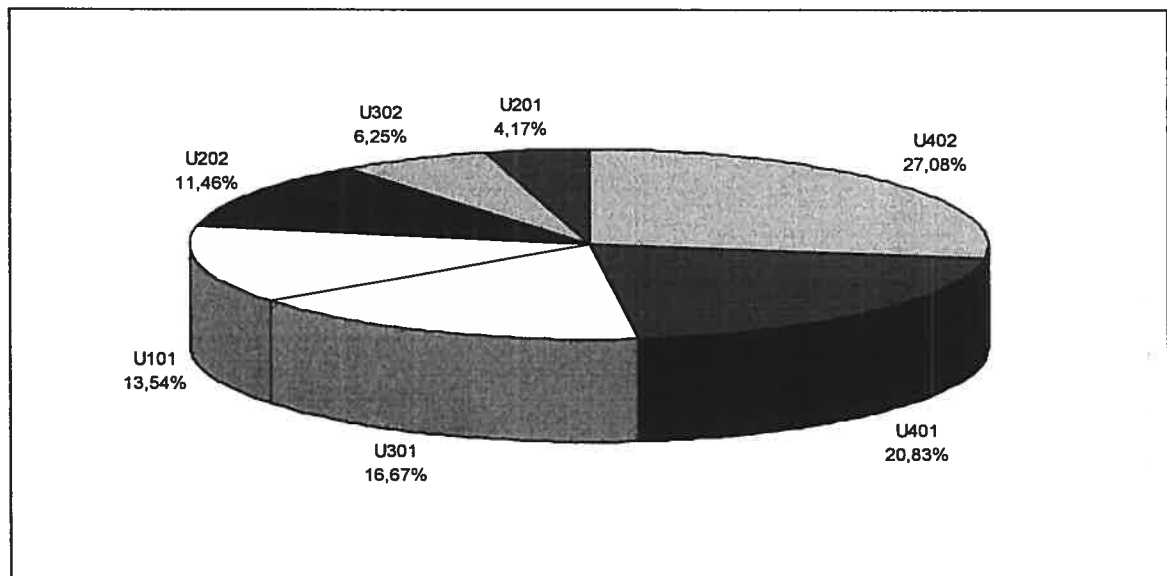


Figure 4.14 : La sélection des unités du cours comme unités d'appui

Nous avons collecté les informations sur l'évolution de la crédibilité des unités durant toute l'expérience. Le graphique de la figure 4.15, nous renseigne sur l'évolution de la crédibilité des unités du cours ayant été sélectionnées au moins une fois comme unité d'appui.

La courbe représentant la crédibilité de l'unité U402 a été durant les deux premières semaines au-dessus de toutes les autres courbes, ce qui justifie le fait que cette unité ait été l'unité d'appui la plus sélectionnée. La crédibilité de cette unité a connu une forte

croissance au début de l'expérience à cause des résultats positifs qu'obtenaient les apprenants l'ayant eu comme unité d'appui. La diminution de la crédibilité est survenue aussitôt que les résultats négatifs des apprenants l'ayant eu, eux aussi, comme unité d'appui ont commencé à s'accumuler.

Puisque la sélection d'une unité du cours comme unité d'appui dépend de la crédibilité de celle-ci, les résultats présentés dans la figure 4.14, à savoir la sélection des unités d'appui et ceux de la figure 4.15 portant sur l'étude de la crédibilité sont compatibles.

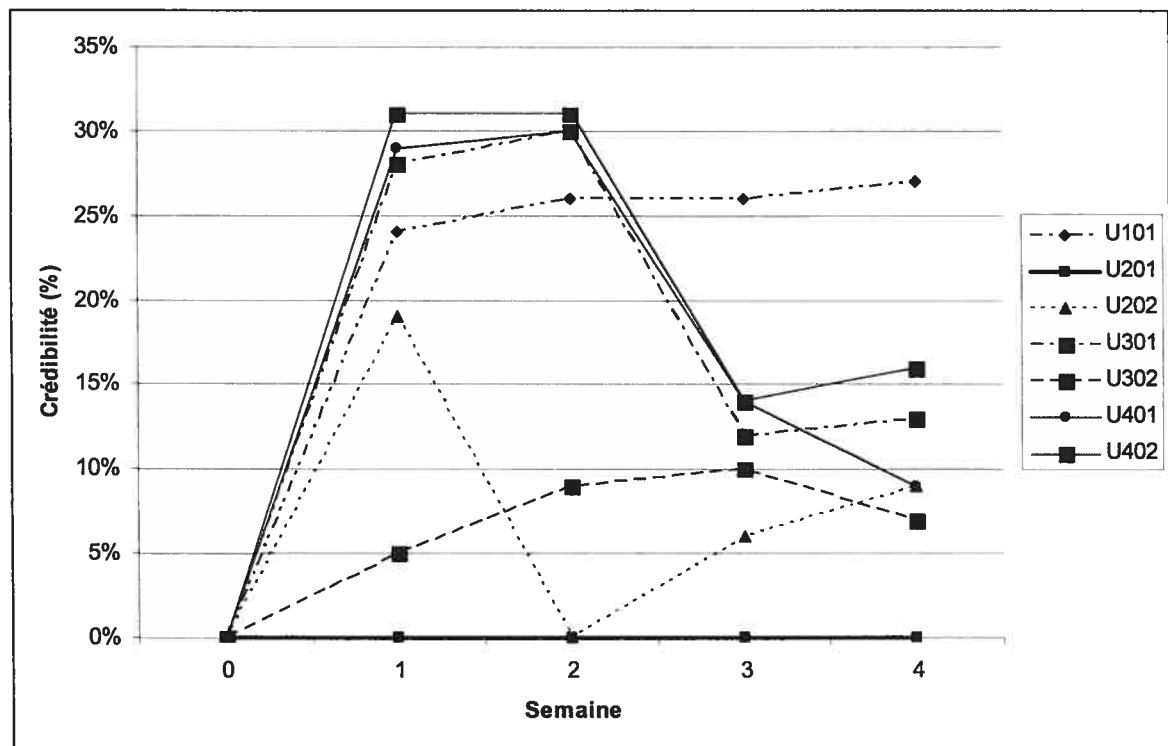


Figure 4.15 : Évolution de la crédibilité des unités d'appui

4.6. Évaluation du système

Dans cette partie nous présentons les résultats obtenus suite à l'expérience que nous avons décrite précédemment. L'analyse des résultats expérimentaux concerne des aspects précis du système portant sur :

- L'utilité du système
- La convivialité du système
- L'efficacité du système

Dans ce qui suit, nous présentons une analyse détaillée des résultats pour chacun des aspects cités ci-dessus.

4.6.1. L'utilité du système

Afin d'évaluer l'utilité du système nous avons posé explicitement la question suivante aux étudiants : *Est-ce que le système que vous avez expérimenté est utile aux étudiants ?* Pour avoir une idée quantitative sur les réponses nous leur avons demandé d'attribuer au système une note allant de 1 à 10 sur l'échelle de l'utilité. Nous considérons 10 comme étant la note maximale qui exprime leur parfait accord avec l'affirmation et que 1 représente le désaccord total. Les réponses collectées varient entre le système est utile à extrêmement utile. En termes de proportions, le graphe présenté par la figure 4.16 montre que 85 % des apprenants ont noté par 7 et plus l'utilité de notre système. La plus basse note attribuée pour cette mesure est 5 pour 5% des apprenant, tandis que 10% on associée la note 6 pour cette même mesure.

Près d'un étudiant sur quatre estime que le système est extrêmement (une note de 10) utile. La moyenne des notes attribuées au système pour cette mesure est de 8.59. La note est très satisfaisante.

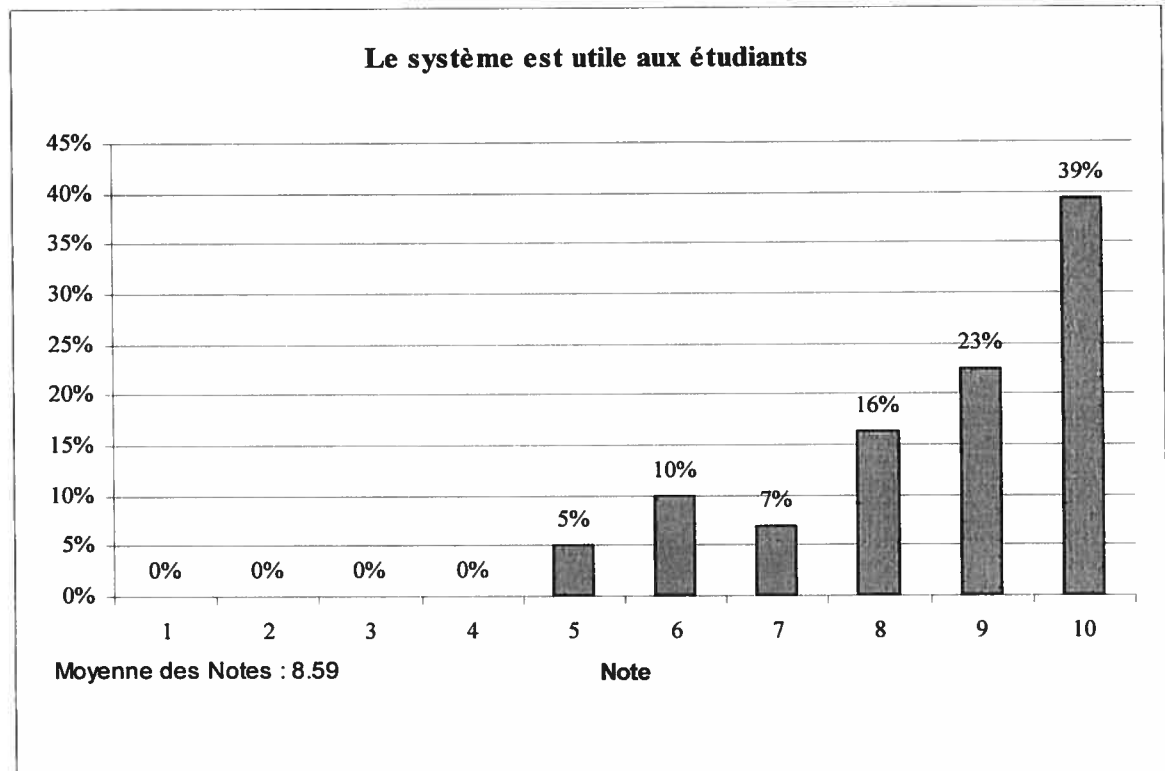


Figure 4.16 : Évaluation de l'utilité du système

4.6.2. La convivialité du système

Pour la convivialité du système, nous nous sommes intéressés à la facilité de naviguer à travers les pages Web du système ainsi qu'à la qualité de leur conception. Pour ce faire, nous avons posé deux questions aux différents étudiants :

1. Est-ce que le système est facile à utiliser ?
2. L'interface du système est-elle simple, non encombrée, facile à explorer ?

Comme pour la mesure de l'utilité du système nous avons demandé aux étudiants d'associer une note (entre 1 et 10) au système pour les deux questions que nous leur avons posées. Les réponses des étudiants étaient dans ce cas aussi très positives. En effet, 96% des étudiants ont attribué une note supérieure à 7 pour la facilité d'utilisation du système. La moyenne des notes attribuées pour ce critère est de 8.46 (figure 4.17). Pour la conception des pages Web, 80 % ont donné une note supérieure à 7. La moyenne des notes

pour ce critère est de 7.76 (figure 4.18).

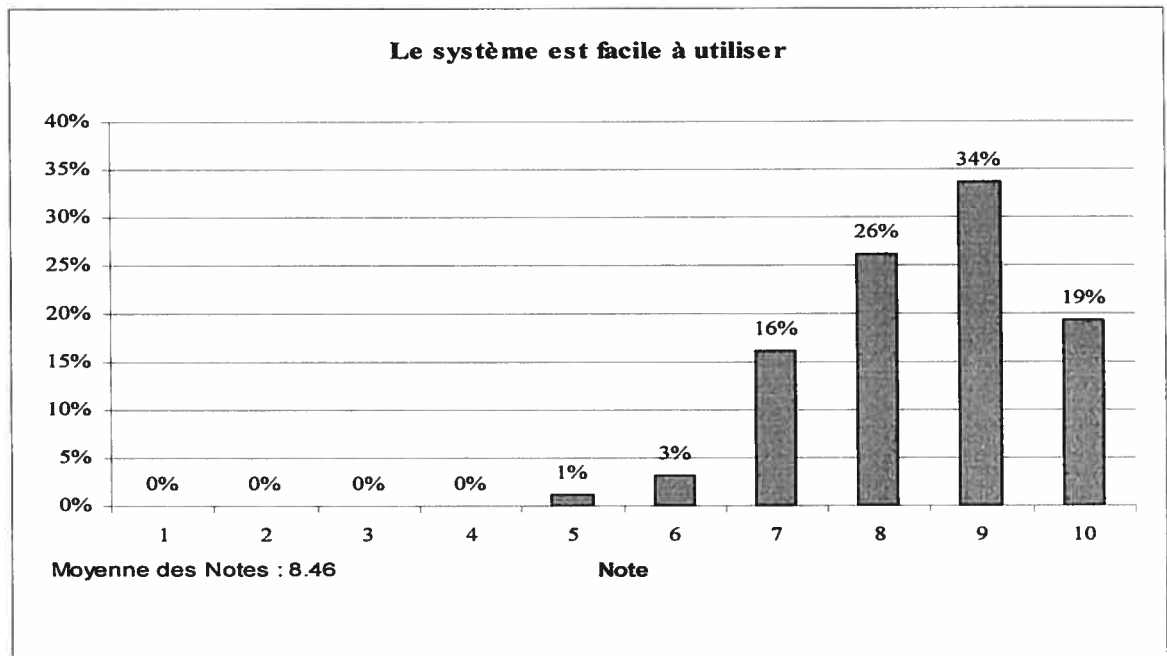


Figure 4.17 : Évaluation de la facilité d'utilisation du système

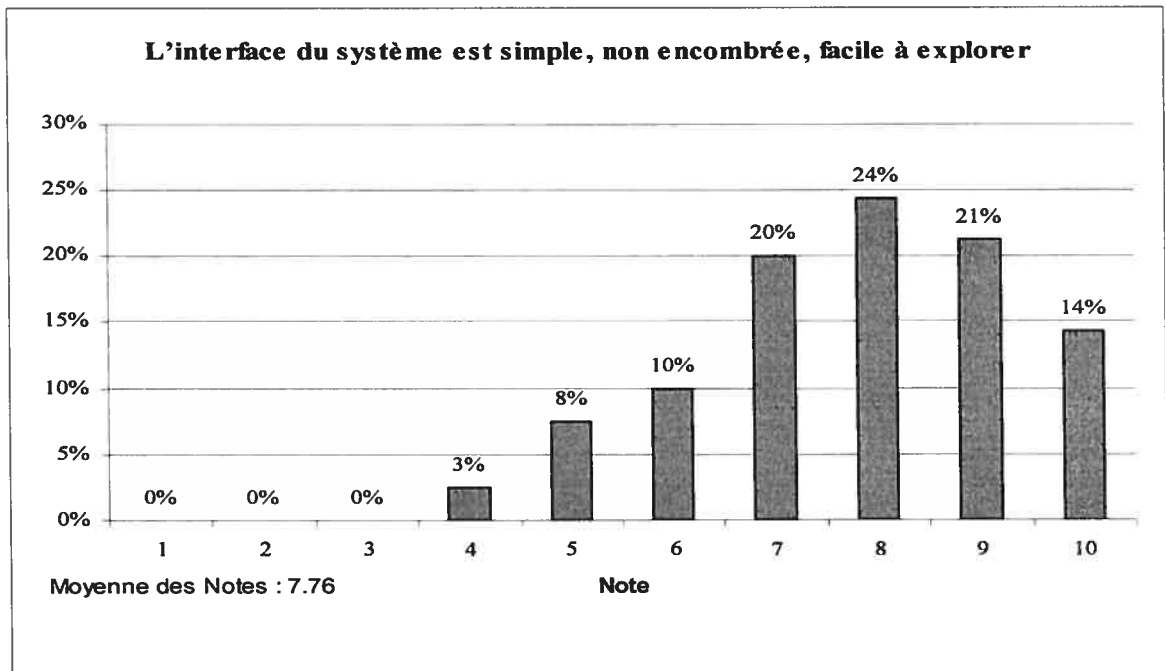


Figure 4.18 : Évaluation de la conception de l'interface du système

4.6.3. L'efficacité du système

Comme nous l'avons défini dans l'introduction générale, l'efficacité recherchée par notre système est le pouvoir d'aider les apprenants à améliorer leurs connaissances en vue de passer avec succès les examens.

La mesure de l'efficacité du système est une tâche plus difficile que celle de l'utilité et la convivialité où les notes attribuées au système par les étudiants sont suffisantes pour juger le système selon ces deux critères. Bien que 75% des étudiants affirment avoir pu obtenir une bonne note au cours grâce à l'aide du système cela reste très vague et reste insuffisant pour affirmer que le système a réellement contribué à améliorer les connaissances des étudiants ayant participé à l'expérience.

Tout d'abord nous avons examiné pour chaque étudiant, le nombre de fois où le système a eu à l'aider. Certains étudiants ont pu réussir tous les examens du cours sans être aidés par le système. D'autres étudiants ont bénéficié de l'aide du système de 1 à 22 fois.

La démarche que nous avons suivie pour parvenir à une mesure fiable de l'efficacité du système consiste à constituer trois groupes d'apprenants :

1. Le premier groupe est celui des étudiants ayant passé tous leurs examens avec succès et sans avoir besoin d'aide de la part du système. C'est-à-dire que ces étudiants ont eu une note supérieure ou égale à 50 du premier coup dans tous les tests du cours. Nous considérons que ce groupe représente les étudiants brillants et/ou bien préparés qui n'ont pas besoin d'aide pour se préparer à leurs examens.
2. Le second groupe est formé par des étudiant ayant eu besoin de l'aide du système au moins 11 fois pour réussir tous les examens du cours. Nous avons choisi le nombre 11 comme seuil pour former le deuxième groupe du fait que le nombre maximum où d'intervention du système d'aide est de 22 (comme nous l'avons mentionné plus haut). Nous estimons que le niveau des étudiants dans ce groupe est moyen ou bien que ces étudiants sont plus ou moins préparés.

3. Le troisième, et dernier groupe, est celui des étudiants pour lesquels le système a eu à les aider plus que 11 fois. Les étudiants dans ce groupe manquent beaucoup de préparation et/ou ont un niveau plus faible que les autres étudiants et/ou sont mal préparés.

Parmi les 160 étudiants ayant participé à l'expérience, 51 (32%) étudiants n'ont pas eu besoin de l'aide du système. Ces étudiants constituent le premier groupe. Le deuxième groupe, celui des étudiants moyens, est formé de 45 étudiants (28%) et le troisième groupe totalise 64 étudiants (40%). La figure 4.19 illustre ces proportions.

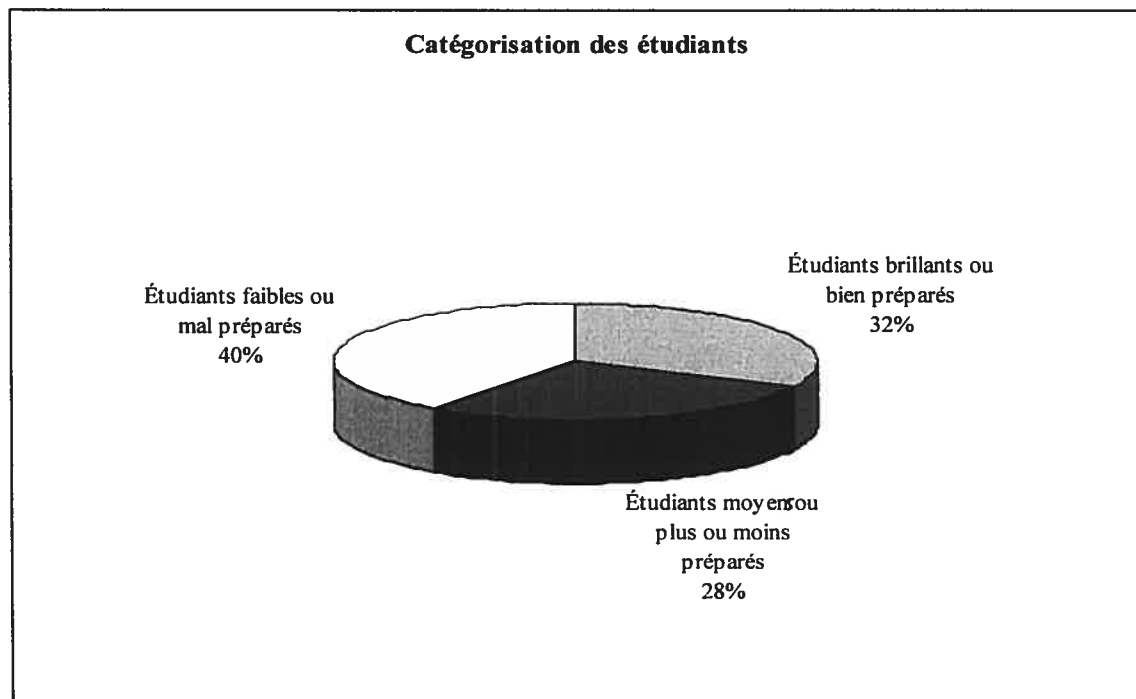


Figure 4.19 : Partage des étudiants en trois groupes de niveaux différents de connaissances

Après compilation des résultats obtenus par les étudiants dans les différents tests du cours, la note moyenne pour tous les étudiants est de 67.8/100. La note moyenne obtenue par les étudiants du groupe 1 est 64/100 et celle obtenue par les étudiants du groupe 2 est de 66.5/100. Enfin la note moyenne obtenue par les étudiants du groupe 3 est de 67.8/100 (tableau 4.2).

	Groupe 1	Groupe 2	Groupe 3	Tous les étudiants
Note moyenne du cours	64	66.5	71.75	67.8

Tableau 4.3 : Résultats obtenus par les trois groupes formés

Comme illustré dans la figure 4.20, la moyenne des notes obtenues par le groupe formé par les étudiants jugés faibles et/ou mal préparés (groupe 3) s'est avérée plus élevée que celle des deux autres groupes. De même la moyenne des notes obtenues par le groupe constitué d'étudiants moyens et/ou plus ou moins préparés (groupe 2) est meilleure que celle obtenue par les apprenants du groupe 1 qui sont censés être les plus brillants et/ou les mieux préparés puisqu'ils n'ont pas été aidés par le système. Ceci démontre que le système est non seulement en train d'aider les étudiants, en difficulté, à réussir leurs examens mais aussi d'avoir un meilleur score que ceux qui n'ont pas bénéficié de son aide.

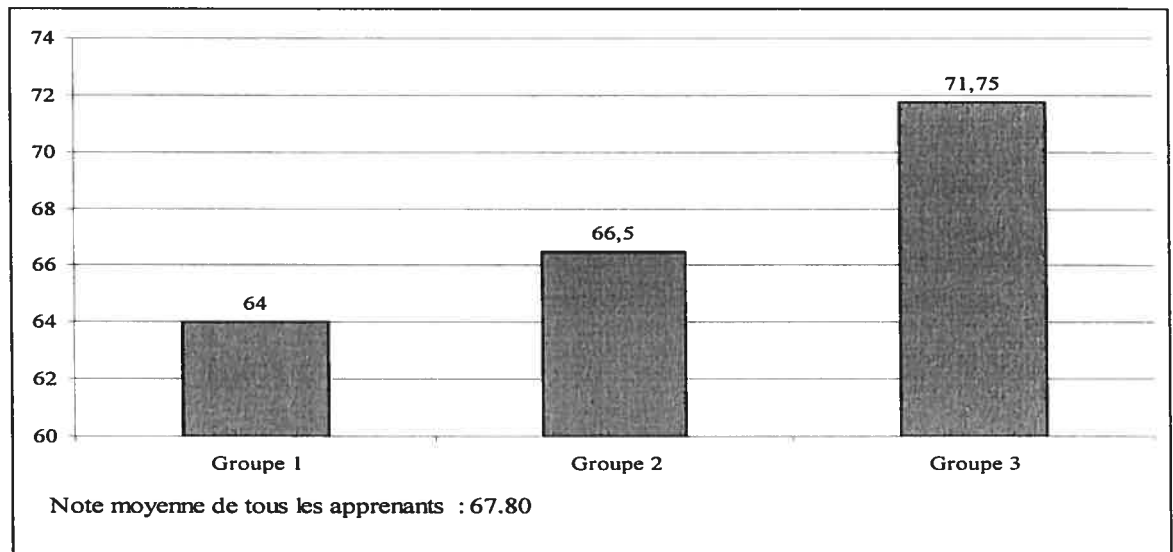


Figure 4.20 : Résultats obtenus par les trois groupes d'étudiants

Étant donné que l'expérience a duré un mois, nous avons observé l'évolution des moyennes des étudiants au fil du temps. Le constat que nous avons fait est que la moyenne globale des étudiants était en constante évolution durant les quatre semaines de l'expérience. L'évolution de la moyenne globale enregistrée entre la fin de la première semaine et la fin de la deuxième semaine est de 3.66 points. La moyenne globale des

étudiants a augmenté de 6.34 points dès la troisième semaine. L'évolution maximale enregistrée est à la fin de la quatrième semaine (et de l'expérience) où la différence est près de 10 points par rapport à la moyenne globale à la fin de la troisième semaine. Ce que nous pouvons déduire de ce constat, est que notre système est en train de devenir (avec le temps) plus efficace (voir figure 4.21).

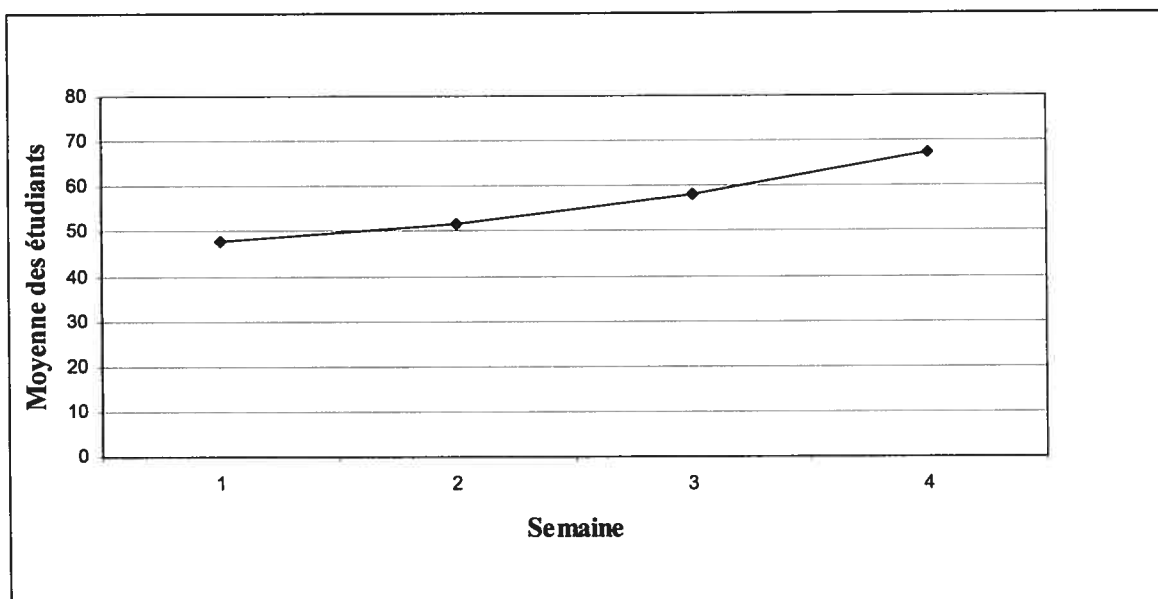


Figure 4.21 : Évolution de la moyenne globale des étudiants

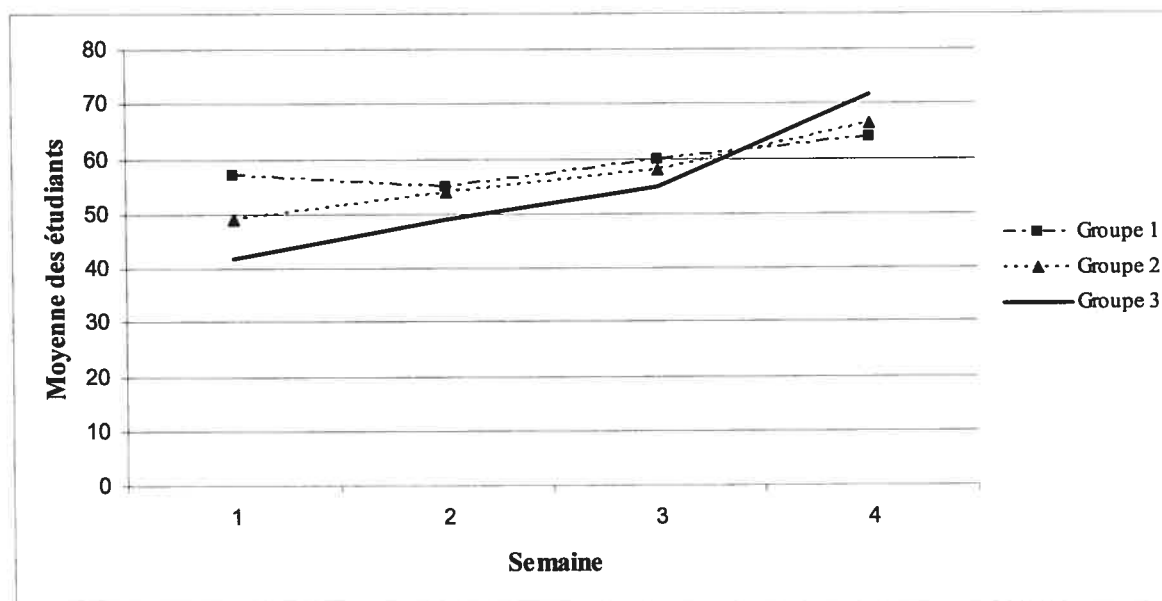


Figure 4.22 : Évolution de la moyenne globale des différents groupes d'étudiants

Le graphique de la figure 4.22 montre que la moyenne globale des éléments du groupe 3 est en constante évolution. Ce groupe est celui qui a été le plus aidé par le système. Il a réalisé une progression de 7 points dans la moyenne globale après la première semaine de l'expérience, de 6 points à la fin de la deuxième semaine et de près de 17 points à la fin de la quatrième semaine. La progression de la moyenne globale pour le groupe 2 (constitué d'étudiants moyens et/ou plus ou moins préparés) a été de 5 points dès la deuxième semaine, de 4 points à la fin de la troisième semaine et de plus de 8 points à la fin de l'expérience. Ceci renforce le fait que le système est devenu plus efficace au terme de la quatrième semaine. Étant donné que les étudiants du groupe 1 n'ont pas été aidés par le système, la variation de la moyenne globale de ce groupe au cours de l'expérience n'est pas affectée par le système.

Nous constatons aussi sur le même graphique que la moyenne globale des étudiants du groupe 3 est au-dessus des deux autres courbes dès le début de la quatrième semaine. Ceci démontre que notre système a permis aux étudiants de ce groupe, qui sont censés être les plus faibles et/ou les moins préparés, d'obtenir de meilleurs résultats par rapport aux étudiants des autres groupes.

4.7. Conclusion

A travers ce chapitre, nous avons présenté le système d'enseignement à distance que nous avons mis au point. Après avoir passé en revue les ingrédients utilisés dans l'implémentation du système (outils, plate-forme ...), nous avons présenté ses différentes composantes et fonctionnalités.

Par ailleurs, afin de mettre en exergue l'apport de l'agent IECA que nous avons conçu, nous avons procédé à l'expérimentation du système. Cette expérimentation a abouti à des résultats prometteurs. En effet, les résultats ont montré que l'agent IECA a réussi à aider efficacement les étudiants en difficulté et ce, en les aidant à réussir leurs examens avec de très bonnes notes.

De plus les avis récoltés auprès des étudiants donnent un consentement très favorable quant à l'utilité et la convivialité du système.

Ceci confirme que le système que nous avons proposé est utile. Nous ne pouvons, cependant pas affirmer hors de tout doute que notre stratégie pyramidale est la meilleure approche à utiliser pour atteindre les mêmes objectifs. Nous comptons, dans de futurs travaux comparer notre stratégie avec d'autres stratégies (utilisant des méthodes de filtrage collaboratif) en effectuant des expériences de grandes envergure.

Chapitre 5

Conclusion générale

De nos jours, l'éducation en ligne est rendue une réalité. Cependant, la plupart des systèmes existants ne déploient pas assez d'effort pour rendre le cours en ligne le plus efficace possible pour l'ensemble des apprenants dont les goûts, le niveau d'instruction et la vitesse d'assimilation sont hétérogènes. Par l'efficacité d'un système d'éducation, nous entendons ici l'obtention de bons résultats par les apprenants résultant d'une bonne assimilation des différentes parties étudiées dans le cours. Dans ce présent mémoire, nous avons présenté notre propre approche visant à offrir un environnement d'enseignement à distance convivial, efficace et réutilisable.

Nous résumons, dans ce chapitre, les principales contributions apportées par notre travail et nous discutons des futurs axes de recherche pour les systèmes d'enseignement à distance adaptatifs et intelligents.

5.1. Principales contributions

Les contributions apportées dans le présent travail sont les suivantes :

- *Implémentation d'un environnement d'enseignement "adaptatif" et réutilisable*

L'environnement d'enseignement en ligne que nous avons développé est adaptatif pour deux raisons : l'environnement offre aux apprenants une version du cours, adaptée à leur style d'apprentissage (visuel, auditif ou bien kinesthésique) et leur prodigue en cas d'échec aux examens, une assistance adaptée à la fois au cours lui-même et aux apprenants inscrits dans le cours. De

plus, l'utilisation de XML pour la structure du cours en ligne et les examens fait en sorte que l'environnement que nous avons développé est réutilisable pour n'importe quel cours en ligne.

- ***Mise au point d'une méthode générique pour aider les apprenants à réussir leurs cours***

Nous avons proposé une méthode pyramidale dans le but de trouver la meilleure unité (portion du cours) d'appui pour venir en aide à un apprenant qui a échoué à l'un des examens du cours. La stratégie consiste à définir quatre niveaux dans la pyramide et trois méthodes de filtrage. La base de la pyramide contient un grand nombre d'unités candidates pour aider l'apprenant. Le passage d'un niveau de la pyramide à un autre est régi par une méthode de filtrage appropriée. Seule une unité atteindra le sommet de la pyramide et sera ainsi désignée à être l'unité qui est la plus adéquate pour venir en aide à l'apprenant en question.

- ***Implémentation d'un agent intelligent pour aider les apprenants***

La création de l'agent intelligent (*IECA*) [Kiared et al., 2006] a pour objectif la mise en œuvre de l'approche pyramidale proposée. Il est donc chargé de détecter les échecs des apprenants, d'appliquer la méthode pyramidale et d'offrir aux apprenants l'unité d'appui appropriée et adaptée à leurs préférences.

- ***Résultats expérimentaux***

Pour valider notre approche, nous avons procédé à une expérience. Les apprenants ayant pris part à cette expérience sont tous inscrits au cours CS100 (*introduction to information technology*) à l'université d'Al-Azhar en Egypte. Le cours CS100 leur a été rendu disponible en ligne via l'environnement d'enseignement que nous avons développé. Les résultats de notre expérience ont clairement montré l'apport de l'agent *IECA* dans l'amélioration des résultats obtenus par les apprenants. En effet, les apprenants ayant bénéficié de l'aide de

l'agent IECA ont obtenu de meilleurs résultats par rapport à leurs homologues qui n'ont pas eu d'aide.

Ceci confirme les prévisions théoriques établies avant la réalisation de cette expérience.

- ***Restructurer les cours pour améliorer les performances des apprenants***

L'approche que nous avons proposée peut aider l'auteur d'un cours en ligne à restructurer son cours en vue d'améliorer les résultats des apprenants. En effet, si pour un examen donné aucune unité d'appui n'a pu venir en aide aux différents apprenants, il devient important de revoir les interdépendances entre les différentes parties du cours. Notre approche offre la possibilité au concepteur du cours de surveiller la dégradation des performances des apprenants grâce à la notion de crédibilité des unités que nous avons proposée.

5.2. Discussion

Le travail présenté dans ce mémoire a permis d'apporter des contributions dans des sujets d'actualité pour les systèmes d'enseignement à distance tels que l'adaptation et le filtrage collaboratif. L'utilisation d'un agent intelligent dans un environnement d'enseignement à distance constitue aussi un atout pour le système proposé et ce, à cause des qualités intrinsèques dont jouissent les agents intelligents (autonomie, réactivité,...). De plus les résultats expérimentaux sont très prometteurs. Nous estimons alors que le projet mené par ce travail et présenté dans ce mémoire a atteint ses objectifs.

5.3. Futures directions de recherches

L'enseignement à distance est un domaine de recherche très vaste. Cependant, nous comptons concentrer nos efforts dans trois principaux axes suivants :

- ***L'adaptation*** : nous allons continuer à travailler pour la recherche de nouvelles techniques d'adaptation dans les systèmes d'enseignement à distance. Il existe maintenant sur le Web plusieurs outils qui peuvent être

exploités pour rendre les cours en ligne encore plus conviviaux pour les apprenants, je cite entre autres XSLT, XSL-FO, flash Macromedia etc....

- ***La recommandation*** : l'approche pyramidale que nous avons proposée dans ce travail peut servir de plateforme pour le développement d'un système de recommandation dans les systèmes d'enseignement à distance. La recommandation, ici, peut concerner les cours à suivre pour un apprenant désirant s'inscrire dans un établissement, la recommandation d'une séquence des chapitres à étudier pour un sujet donné, etc.
- ***Systèmes multi agents*** : l'utilisation de plusieurs agents intelligents dans un même système pourra raffiner la qualité des services offerts et améliorer les temps de réponse d'un système si ce dernier enregistre un grand nombre d'apprenants inscrits. Il serait donc intéressant de considérer l'approche que nous avons proposée dans ce travail dans un environnement multi agents.

Bibliographie

- [Alexa et al., 2001] M. Alexa, U. Berner, M. Hellenschmidt and T. Rieger (2001). *An Animation System for User Interface Agents*. A Proc. of WSCG 2001, pp 154-160, Plzen, Czech.
- [Alexander et al., 2000] D. Alexander and Sr. Korzyk (2000). Towards XML AS a Secure Intelligent Agent. Communication Language 23rd National Information Systems Security Conference, Baltimore Convention Center, Baltimore, Maryland, October pp.16-19.
- [Bradshaw, 1997] J. M. Bradshaw (1997). *An Introduction to Software Agents*. Software Agents, J.M. Bradshaw (Ed.), Menlo Park, Calif., AAAI Press, pp. 3-46.
- [Brusilovsky, 1996] P. Brusilovsky (1996). *Methods and Techniques of Adaptive Hypermedia*. User Modeling and User-Adapted Interaction, Kluwer academic publishers, vol. 6, pp. 87-129.
- [Brusilovsky et al., 1998] P. Brusilovsky, J. Eklund & E. Schwarz (1998). *Web-based education for all: A tool for developing adaptive courseware*. Computer Networks and ISDN Systems, 30(1-7), pp. 291-300.
- [Brusilovsky, 1999] P. Brusilovsky (1999). *Adaptive and Intelligent Technologies for Web-based Education*. In C. Rollinger and C. Peylo (eds.), Special Issue on Intelligent Systems and Teleteaching, Künstliche Intelligenz, 4, pp.19-25.
- [Brusilovsky et al., 2002] P. Brusilovsky and M. T. Maybury (2002). *From adaptive hypermedia to adaptive Web*. In P. Brusilovsky and M. T. Maybury (eds.), Communications of the ACM, 45 (5), Special Issue on the Adaptive Web, pp.31-33.
- [Brusilovsky, 2001] P. Brusilovsky (2001). *Adaptive hypermedia in User Modeling and User Adapted Interaction*, 11 (1-2), pp. 87-110.
- [Brusilovsky et al., 2003] P. Brusilovsky and C. Peylo (2003). *Adaptive and intelligent Web-based educational systems*. International Journal of Artificial Intelligence in Education, vol.13, pp. 156-169.
- [Capuano, 2000] Nicola Capuano, Massimo De Santo, Marco Marsella, Mario Molinara, and Saverio Salerno. A Multi-Agent Architecture for Intelligent Tutoring, 2000.

- [Chien et al., 2002] C. Chien et C. MENG (2002). *PVA: A Self-Adaptive Personal View Agent*. Journal of Intelligent Information Systems, 18:2/3, 173–194, 2002 Kluwer Academic Publishers. Manufactured in The Netherlands.
- [Constantino et al., 2003] M. A. Constantino Gonzalez, D. Suthers & J. G. Escamilla De Los Santos (2003). *Coaching web-based collaborative learning based on problem solution differences and participation*. International Journal of Artificial Intelligence in Education, 13(2-4), pp. 261-297.
- [De Bra et al., 1998] P. De Bra and L. Calvi, (1998). *AHA! An open Adaptive Hypermedia Architecture*. The New Review of Hypermedia and Multimedia, vol. 4, pp. 115--139, Taylor Graham Publishers.
- [Fikes, 1999] R. Fikes and A. Farquhar (1999). "Distributed Repositories of Highly Expressive Reusable Ontologies," IEEE Intelligent Systems, Volume 14, Number 2, March/April, pp. 73-79.
- [Greer et al., 1998] J. Greer, G. Mc Calla, J. Collins, V. Kumar, P. Meagher & J. Vassileva (1998). *Supporting Peer Help and Collaboration in Distributed Workplace Environments*. International Journal of Artificial Intelligence in Education, 9, pp.159-177.
- [Heift et al., 2001] T. Heift, & D. Nicholson (2001). *Web delivery of adaptive and interactive language tutoring*. International Journal of Artificial Intelligence in Education, 12(4), pp.310-324.
- [Henze et al., 2001] N. Henze & W. Nejdil (2001). *Adaptation in open corpus hypermedia*. International Journal of Artificial Intelligence in Education, 12(4), pp. 325-350.
- [Herlocker et al., 2000] J. L. Herlocker, J. A. Konstan and J. Riedl (2000). *Explaining Collaborative Filtering Recommendations*. Proceedings of the ACM 2000, pp 241-250, Conference on Computer Supported Cooperative Work.
- [Hyacinth et al., 1996] S. Hyacinth Nwana (1996). *Software Agents: An Overview Knowledge Engineering Review*. Vol. 11, No 3, pp.1-40, Sept 1996. © Cambridge University Press.44

- [Karunananda, 2000] A.S. Karunananda (2000). An Intelligent Agent for Distance Learning. Proceedings of the Philippine Computing Science Congress (PCSC), pp. 13 -17.
- [Kiared et al., 2006] A. S. Kiared, M. A. Razek and C. Frasson (2006). The Pyramid Collaborative Filtering Method: Toward an Efficient E-Course. ITS-06, the 8th International Conference on Intelligent Tutoring Systems, Taiwan, Juin 2006. Springer-Verlag, pp. 248-257
- [Lynch, 2001] C. Lynch (2001). *Personalization and Recommender Systems in the Larger Context: New Directions and Research Questions*. Proceedings of the Joint DELOS-NSF Workshop on Personalisation and Recommender Systems in Digital Libraries, pp. 84-88. Dublin, Ireland.
- [Maes, 1994] Pattie Maes (1994), *Agents that reduce work and information overload*, Communications of the ACM 37, 7, pp.31-40.
- [Melis et al., 2001] E. Melis, E. Andrès, J. Büdenbender, A. Frishauf, G. Goguadse, P. Libbrecht, M. Pollet, & C. Ullrich (2001). *ActiveMath: A web-based learning environment*. International Journal of Artificial Intelligence in Education, 12(4), pp. 385-407.
- [Mitrovic, 2003] A. Mitrovic (2003). *An Intelligent SQL Tutor on the Web*. International Journal of Artificial Intelligence in Education, 13(2-4), pp.171-195.
- [Mitsuhara et al., 2002] H. Mitsuhara, Y. Ochi, K. Kanenishi & Y. Yano (2002). *An adaptive Web-based learning system with a free-hyperlink environment*. In P. Brusilovsky, N. Henze & E. Millán (Eds.), Proceedings of Workshop on Adaptive Systems for Web-Based Education at the 2nd International Conference on Adaptive Hypermedia and Adaptive Web-Based Systems, AH'2002, pp. 81-91. May 28, 2002. Málaga, Spain.
- [Murray, 2003] T. Murray (2003). MetaLinks: Authoring and affordances for conceptual and narrative flow in adaptive hyperbooks. International Journal of Artificial Intelligence in Education, 13(2-4), pp.197-231.
- [Nkambou et al., 2004] R. Nkambou and J. Tchetagni (2004). *Diagnosing Student Errors in E-Learning Environment Using MPE Theory*. In Proceedings of the International

- Conference on Web-Based Education (WBE'2004), pp. 249-254. Acta press, Anaheim.
- [Oda et al., 1998] T. Oda, H. Satoh & S. Watanabe (1998). *Searching deadlocked Web learners by measuring similarity of learning activities*. Proceedings of Workshop "WWW-Based Tutoring" at 4th International Conference on Intelligent Tutoring Systems (ITS'98), August 16-19, 1998, pp 12-19. San Antonio, TX.
- [Paramythis et al., 2003] A. Paramythis & S. Loidl-Reisinger (2003). *Adaptive Learning Environment and e-Learning Standards*. In R. Williams (Ed.), Proceedings of the 2nd European Conference on e-Learning (ECEL2003), Glasgow, Scotland, 6-7 November, pp.369-379. Academic Conferences International Reading 2003; ISBN: 0-9544577-4-9.
- [Peña et al., 1999] C. I. Peña and J. L. Marzo (1999). Adaptive Intelligent Agent Approach to Guide the Web Navigation on the PLAN-G Distance Learning Platform, IEE Colloquium "Lost in the Web - Navigation on the Internet", pp. 8/1-8/12, London, November, UK ISSN 0963-3308.
- [Peylo et al., 1999] C. Peylo, W. Teiken, C. Rollinger & H. Gust (1999). *Der VC-Prolog-Tutor: Eine Internet-basierte Lernumgebung*. *Künstliche Intelligenz*, 13(4), pp. 32-35.
- [Rashid et al., 2002] A.M. Rashid, I. Albert, D. Cosley, S.K. Lam, S. McNee, J.A. Konstan & J. Riedl (2002). *Getting to Know You: Learning New User Preferences in Recommender Systems*. In Proceedings of the 2002 International Conference on Intelligent User Interfaces (IUI 2002), San Francisco, CA, pp. 127-134
- [Razek et al., 2003] M. A. Razek, C. Frasson and M. Kaltenbach (2003). *Dominant Meanings Classification Model for Web Information*. Published in Design and Application of Hybrid Intelligent Systems Book by IOS Press, pp. 1044-1053, 14-17 December 2003b Melbourne, Australia .
- [Razek et al., 2004] M. A. Razek, C. Frasson et M. Kaltenbach (2004). *A New Filtering Model towards an Intelligent Guide Agent*. AAI/FLAIRS-2004 The 17th International FLAIRS Conference, AAI Press, May 17-19, 2004, pp 442-449, Miami Beach, FL, USA .

- [Razek et al., 2004b] M. A. Razek, C. Frasson and M. Kaltenbach (2004). *Building an Effective Groupware System*. IEEE/ITCC 2004 International Conference on Information Technology, 1, pp. 202- 206, April 5 -7, 2004, Las Vegas, NV, USA.
- [Razek, 2004] M. A. Razek (2004). *Multi-Agent Approach Towards Intelligent E-Learning System*. Thèse de doctorat. Département d'informatique et de recherche opérationnelle, Faculté des arts et des sciences, Université de Montréal.
- [Russell et al., 1995] S. J. Russell and N. Pete (1995). *Artificial Intelligence: A modern Approach*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 33p.
- [Smith et al., 2003] A. S. G. Smith & A. Blandford (2003). *MLTutor: An Application of Machine Learning Algorithms for an Adaptive Web-based Information System*. International Journal of Artificial Intelligence in Education. 13(2-4), pp.233-260.
- [Soller et al., 2003] A. Soller & A. Lesgold (2003). *A computational approach to analysing online knowledge sharing interaction*. In U. Hoppe, F. Verdejo, & J. Kay (Eds.), AI-ED'2003, pp. 253-260. Amsterdam: IOS Press.
- [Specht et al., 1998] M. Specht and R. Oppermann (1998). *ATS – Adaptive Teaching System a WWW-based ITS*. Proceedings of Workshop Adaptivität und Benutzermodellierung in Interaktiven Software systemen., ABIS, 1998, pp 1-6. Erlangen.
- [Vizcaíno et al., 2000] A. Vizcaíno, J. Contreras, J. Favela & M. Prieto (2000). *An adaptive collaborative environment to develop good habits in programming*. Proceeding of , ITS'2000, LNCS 1839, pp. 262-271. Berlin: Springer-Verlag.
- [Weber et al., 2001] G. Weber & P. Brusilovsky (2001). *ELM-ART: An adaptive versatile system for Web-based instruction*. International Journal of Artificial Intelligence in Education. 12(4), pp.351-384.
- [Wooldridge, 1999] J. Wooldridge Michael and R.Jennings Nicholas (1999). “Software Engineering with Agents: Pitfalls and Pratfalls”, IEEE Internet Computing, Volume 3, Number 3, May/June, pp. 20-27.
- [Woolf et al 1992] B. Woolf. AI in Education. S. Shapiro (ed.) (1992). *Encyclopaedia of Artificial Intelligence*. John Wiley & Sons, New York, pp. 434-444.

[Yammine et al., 2004] K. Yammine, M. A. Razek, E. Aïmeur and C. Frasson (2004).
Discovering Intelligent Agent: A Tool for Helping Student Searching a Library.
ITS-04, Seventh International Conference on Intelligent Tutoring Systems, Brazil,
September 2004. pp.32-35.