

République Algérienne Démocratique Et Populaire
Ministère de L'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université 8 mai 1945 Guelma



Faculté des Mathématiques, de l'Informatique et des Sciences de la Matière
Département d'Informatique

Thèse de doctorat troisième cycle

Spécialité : Informatique

Présentée par

BENDJEBAR Safia

THÈME

*Utilisation des Techniques de Data Mining pour la
Modélisation des Tuteurs*

Soutenue publiquement le : 17 /04 /2016 devant le jury composé de

Hamid SERIDI	Prof	U. 8 Mai 1945, Guelma	Président
Yacine LAFIFI	MCA	U. 8 Mai 1945, Guelma	Directeur de thèse
Hassina SERIDI	Prof	U. Badji mokhtar, Annaba	Examineur
Abdelkrim AMIRAT	Prof	U. Med-Chérif Messaadia, Souk Ahras	Examineur
Abd Elhani Boukrouche	Prof	U. 8 Mai 1945, Guelma	Examineur

Année 2016

Dédicace

A mes chers parents

Pour leurs immense soutien, leurs grand amour, leurs sacrifices et leurs prières... Vous méritez tout éloge, vous qui avez fait de moi ce que je suis, je ne peux pas le reconnaître en quelques lignes. J'espère être à la hauteur de vos attentes. Et je tiens à ce que vous sachiez que vous êtes les personnes les plus chères à mon cœur.

A mon mari qui m'a encouragé de terminer cette thèse et qui a supporté mes absences.

*A mes très chères sœurs, mon petit frère, mes nièces et mes neveux
Sachez bien que je vous dois beaucoup pour votre compréhension, votre soutien et votre amour qui m'ont été très utiles pour aller de l'avant.*

A ma belle-famille.

A tous mes amies,

pour les beaux moments que nous avons passés ensemble.

A mes respectueux professeurs,

A tous ceux qui m'aiment,

A tous ceux que j'aime,

A tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin.

Remerciements

Je remercie en premier lieu Allah qui m'a donné à la fois la volonté, le courage, et la patience afin d'élaborer cette thèse de recherche scientifique.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à mon directeur de thèse **Monsieur Yacine LAFIFI**, Maître de conférences à l'université de Guelma, qui m'a énormément aidé et conseillé tout au long de ce travail et qui m'a proposé un cadre de travail très favorable. Je le remercie d'avoir consacré beaucoup de son temps pour les nombreuses relectures de mon document et les articles publiés. Il a été toujours disponible pour répondre aux questions que je lui posais. Ses remarques m'ont permis de faire progresser ce travail.

Je tiens également à remercier **Monsieur Hamid SERIDI**, Professeur à l'Université de Guelma, pour l'honneur qu'il m'a fait, en acceptant la présidence de ce jury, son aide, ses inestimables conseils et ses orientations précises.

Je remercie les membres de jury : **Pr. Hassina SERIDI**, **Pr. Abdelkrim AMIRAT** et **Pr. Abd Elhani BOUKROUCHE** de m'avoir fait l'honneur d'accepter la participation à ce jury. Soyez assurés de ma plus profonde reconnaissance pour l'attention que vous avez portée à ce manuscrit et pour le temps que vous avez consacré à son évaluation.

Je désire manifester ma gratitude à ma famille et surtout, à ma mère, mon père, mes sœurs, mon frère et mon mari qui ont parcouru ensemble ce bon bout de chemin dont nous garderons sûrement de très bons souvenirs. Tout en étant très terre à terre pour me sortir des vapeurs, Elles se sont toujours intéressés à mes travaux de recherches et m'ont aidé beaucoup plus qu'ils ne peuvent le croire.

Je tiens à remercier ma sœur Karima BENDJEBAR, pour son aide et ses encouragements, en lui espérant une belle vie avec sa petite famille.

Je tiens à remercier Madame HARKAS, Monsieur HAZEM et Assia pour ses agréables aides.

Enfin, je tiens à remercier toutes mes amies et mes collègues, pour leurs sympathies et leurs amitiés en leurs souhaitant une bonne continuation et une bonne chance.

المخلص

الموضوع المعالج في هذه الأطروحة يندرج ضمن الإشكالية العامة للوصاية الإلكترونية. فهو يعالج بشكل خاص نمذجة الوصي في بيئات التعلم الإنساني بواسطة الحاسوب. لقد خصصت العديد من الدراسات العلمية لنمذجة خصائص الطلبة في مجال البيئات التفاعلية للتعلم البشري. لكن وللأسف، لم يكرس أي عمل لنمذجة عضو مهم جدا في مثل هذه الأنظمة، والذي هو الوصي. الهدف من هذا البحث هو إقتراح طريقة جديدة لنمذجة الوصي. للإستخراج التلقائي لهذه النماذج، تحولت العديد من الأعمال البحثية الأخيرة إلى إستخدام أساليب إستخراج البيانات (data mining).

في هذا البحث، الهدف الرئيسي هو إقتراح هيكل جديد لنمذجة الوصي مع الأخذ بعين الإعتبار جميع مهارات الاوصياء وسلوكهم. من أجل إجراء عمليات التهيئة وتحديث مختلف مكونات هذا النموذج، تم إعتداد تقنية إستخراج البيانات. الغرض الرئيسي من نموذج الوصي هو توفير معلومات مهمة لنظام التعلم لتتناسب مع الخصائص و / أو إحتياجات المتعلم. ولذلك، فإن النهج الجديد المقترح يأخذ بعين الإعتبار جميع مهارات، سلوكيات وتصرفات الوصي أثناء أداء مهمته.

في الواقع، لا بد الأخذ بعين الاعتبار لأي تصرف أو عمل يقوم به الوصي بحيث يعكس نمودجه جميع مهاراته المعرفية والسلوكية. ونتيجة لذلك، فإن العملية الخاصة بإحالة الأوصياء المناسبين للمتعلمين (وفقا لاحتياجاتهم) أصبحت أكثر مرونة، وأكثر فعالية من حيث التكلفة والكفاءة.

الهدف الآخر من هذا العمل هو الاستخراج التلقائي لأساليب الوصاية. ففي الواقع طريقة أداء الوصي، تفاعلاته وإجاباته على تساؤلات المتعلمين تفرز ميزة جديدة للوصي و التي تسمى بأسلوبه في الوصاية. هذه الميزة تسمح للمتعلمين بمعرفة أكثر شمولاً ووضوحاً عن أساليب و كيفية ممارسة نشاط الوصاية من طرف الأوصياء الخاصين بهم.

جميع مقترحات هذا العمل تم تطبيقها من قبل بعض النماذج التي تم تطويرها لهذا الغرض. إضافة إلى ذلك، تم اختبار هذه النماذج في ظروف حقيقية من قبل أساتذة جامعيين أين كانت النتائج المتحصل عليها جد مرضية.

كلمات البحث:

الوصاية، الوصي، نمذجة الوصي، إستخراج البيانات، ملف الوصي، نموذج المستخدم، أسلوب الوصاية، بيئات التعلم الإنساني.

Résumé

Le sujet traité par cette thèse s'intègre dans une problématique générale relative au tutorat humain dans les environnements d'apprentissage. Il traite plus particulièrement la modélisation des tuteurs dans les **Environnements Informatiques d'Apprentissage Humain (EIAH)**. Plusieurs travaux de recherche ont été consacrés à la modélisation des apprenants dans de tels environnements. Malheureusement, aucun travail n'a été consacré à la modélisation d'un acteur très important dans de tels systèmes qui est le tuteur.

L'objectif de ce travail de recherche est de proposer une nouvelle approche pour la modélisation du tuteur. Pour l'extraction automatique de ces modèles, plusieurs travaux de recherches récents se sont orientés vers l'utilisation des méthodes de data mining. Dans ce travail de recherche, l'objectif majeur est de proposer une nouvelle structure du modèle du tuteur en prenant en compte toutes les compétences des tuteurs ainsi que leurs comportements. Afin d'effectuer les opérations d'initialisation et de la mise à jour des différents composants de tel modèle, une technique de data mining a été adoptée. Le but principal du modèle du tuteur est de fournir au système d'apprentissage des informations pertinentes pour s'adapter aux caractéristiques et/ou préférences de l'apprenant. De ce fait, la nouvelle approche proposée prend en compte toutes les compétences, actions et comportements du tuteur pendant l'accomplissement de son métier. En effet, toute action du tuteur doit être prise en compte afin que son modèle reflète parfaitement ses compétences cognitives et comportementales. Comme résultat, la tâche d'affectation des tuteurs appropriés aux apprenants (selon leurs besoins) devient plus flexible, plus rentable et très efficace.

Un autre objectif de ce travail est l'extraction automatique des styles de tutorat des tuteurs. En effet, la méthode d'accomplissement des tâches du tuteur, ses interactions et ses actions permettent d'identifier une nouvelle caractéristique du tuteur qui est son « style du tutorat ». Cette caractéristique permet d'offrir aux apprenants une perception du type d'organisation de l'activité de leurs tuteurs. Toutes les propositions issues de ce travail ont été prises en charge par quelques prototypes qui ont été développés. En outre, ces outils ont été testés dans des situations réelles par des tuteurs universitaires. Les résultats obtenus ont été analysés et interprétés. Ils ont été considérés très satisfaisants.

Mots clés : Tutorat, Data mining, Tuteur, Modèle du tuteur, Profil du tuteur, Modèle de l'utilisateur, Style de tutorat, Apprentissage humain.

Abstract

The main problematic of this research concerns human tutoring in e-learning environments. It addresses specifically the modeling of the tutor in Technology Enhanced Learning (TEL) environments. Several research studies have focused on modeling learners in these environments. Unfortunately, no work has been devoted for modeling a very important actor, which is the tutor. The objective of this research is to propose a new approach for modeling the tutor. For the automatic extraction of these models, several researchers have turned to the use of data mining techniques.

In this work, the main objective is to propose a new tutor model taking into account the tutors' skills and their behaviors. In order to perform the different operations for initializing and updating the various components of such a model, a data mining technique has been adopted. The main purpose of the tutor model is to provide the learning system with the relevant information about the tutors' behavior in order to better answer the learners' requests. Therefore, the proposed approach takes into account all the skills, behaviors and actions of the tutor during his job. Indeed, any action of the tutor must be taken into account when updating his model. As a result, the assignment task of the appropriate tutors to the learners (according to their needs) is more flexible, more gainful and efficient.

Another objective of this work is the automatic extraction of the tutors' tutoring styles. Indeed, the performance of the tutor's tasks, interactions and actions identify a new feature of the tutor which is his style of tutoring. Therefore, identifying tutoring styles is a critical step for understanding the preference of tutors on how to organize and help the learners.

All the proposed ideas have been tested by some prototypes that have been developed. In addition, these tools have been tested in real situations by university tutors. The obtained results were analyzed and interpreted. They were considered very satisfactory.

Keywords :

Tutoring, Data mining, Tutor, Tutor model, Tutor profile, User model, Tutoring style, Human learning.

TABLE DES MATIERES

Remerciements.....	III
ملخص.....	IV
Résumé.....	V
Abstract.....	VI
TABLE DES MATIERES.....	VII
LISTE DES FIGURES.....	XII
LISTE DES TABLEAUX.....	XIV
Introduction générale.....	1
Problématique de la recherche.....	3
Objectifs de la recherche.....	4
Structure de la thèse.....	5
Chapitre 1 : Tutorat dans les EIAH.....	7
1. Introduction.....	8
2. Les environnements informatiques d'apprentissage humain (EIAH).....	8
2.1. Définition.....	8
2.2. Les acteurs des environnements EIAH.....	9
3. Le tutorat : une activité pédagogique de soutien.....	10
3.1. Historique du tutorat.....	10
3.2. Définition.....	10
3.3. La fonction tutorale à distance.....	11
3.4. Les modalités du tutorat.....	12
3.5. Objectif du tutorat.....	12
3.6. Types du tutorat.....	13
3.7. Les avantages du tutorat.....	14
4. Le tuteur et son activité dans l'accompagnement.....	14
4.1. Qu'est-ce qu'un tuteur?	14
4.2. Les compétences du tuteur en ligne.....	16
4.3. Fonctions du tuteur.....	17
5. Le cadre applicatif du tutorat.....	19
5.1. Le suivi de l'apprenant durant son apprentissage.....	19
5.1.1. ESSAIM: « Environnement de Suivi pédagogique Synchrones d'Activités d'apprentissage Médiatisées».....	19

5.1.2. FORMID: « FORMation Interactive à Distance»	20
5.1.3. Le système LETline: « LEarning and Tutoring on Line ».....	21
5.2. L'utilisation des indicateurs définis par le tuteur.....	22
5.2.1. Le projet LISTEN's Reading Tutor.....	23
5.2.2. TADA-Ed: « Tool for Advanced Data Analysis for Education».....	24
6. Synthèse.....	24
7. Conclusion.....	25
Chapitre 2 : Modélisation des utilisateurs.....	27
1. Introduction.....	28
2. Le modèle utilisateur.....	28
2. 1. Définition.....	28
2.2. La différence entre profil utilisateur et modélisation d'utilisateur.....	29
2.3. L'objectif de la modélisation d'utilisateur.....	30
3. Contenu du modèle utilisateur.....	30
3.1. Les données personnelles.....	31
3.2. Les préférences.....	31
3.3. Les centres d'intérêts.....	32
3.4. La connaissance.....	32
4. Acquisition du modèle utilisateur.....	32
4.1. Initialisation du profil utilisateur.....	33
5. Les approches de la modélisation d'utilisateur.....	34
5.1. Modèle de recouvrement (overlay model)	34
5.2. Le stéréotype.....	35
5.3. Le modèle de perturbation.....	35
5.4. Les réseaux bayésiens.....	36
5.5. Techniques d'apprentissage automatique (Machine Learning).....	36
5.6. La logique floue pour la modélisation de l'apprenant.....	37
5.7. La modélisation de l'apprenant à base d'ontologies.....	37
6. Etudes des travaux sur la modélisation de l'utilisateur/ apprenant.....	38
7. Synthèse.....	42
8. Conclusion.....	43

Chapitre 3 : Data mining dans les environnements éducatifs.....	44
1. Introduction.....	45
2. Data mining.....	45
2.1. Définition et historique.....	45
3. Data mining appliqué dans l'éducation.....	46
4. Le processus d'application de l'EDM.....	47
5. Les techniques du data mining dans le E-Learning.....	48
5.1. Clustering.....	49
5.2. Visualisation.....	50
5.3. Classification et prédiction.....	52
5.3.1. Classification.....	52
5.3.2. Prédiction.....	54
5.3.3. La classification et la prédiction à la fois.....	56
5.4. Modélisation de l'utilisateur en utilisant les techniques de data mining.....	58
5.5. Synthèse.....	60
6. Synthèse des travaux de la conférence EDM (2008-2015).....	61
7. Conclusion.....	63
Chapitre 4 : Une nouvelle approche pour la modélisation des tuteurs en utilisant les techniques de Data mining.....	65
1. Introduction.....	66
2. Problématique de la recherche.....	66
3. Cadre de la recherche et les objectifs de la démarche.....	68
4. Contribution 1 : La construction du modèle du tuteur proposé.....	69
4.1. Les composants du modèle du tuteur.....	69
4.1.1. Profil cognitif.....	70
4.1.2. Profil tutorial.....	71
4.1.3. Profil comportemental.....	73
4.1.4. Les attributs du modèle du tuteur proposé.....	74
4.2. Initialisation des profils du tuteur.....	75
4.2.1. Initialisation du profil cognitif.....	76
4.2.2. Initialisation du profil tutorial.....	76
4.2.2.1. Choix de la méthode.....	76
4.2.2.2. Application de la méthode pour initialiser le profil tutorial.....	77

4.2.3. Initialisation du profil comportemental avec la méthode k-plus proches voisins	80
4.2.3.1. Choix de la méthode.....	80
4.2.3.2. Application de la méthode pour initialiser le profil comportemental..	81
5. Contribution 2 : Démarche d'extraction automatique des styles de tutorat.....	84
5.1. Pourquoi extrait-on les styles de tutorat ?	86
5.2. Description des indicateurs pour l'extraction des styles de tutorat.....	87
5.2.1. Actif / Réflexif.....	88
5.2.2. Proactif / Réactif.....	88
5.2.3. Visuel / Textuel.....	89
5.2.4. Occasionnel / Perfectionniste.....	89
5.3. Description du style de tutorat.....	90
5.4. Association des indicateurs pour chaque style de tutorat.....	92
6. Conclusion.....	96
Chapitre 5 : Mise œuvre et validation des approches proposées.....	97
1. Introduction.....	98
2. Mise en œuvre des différentes propositions.....	98
2.1. Le premier prototype : TutClass.....	99
2.1.1. Langage de développement.....	99
2.1.2. Fonctionnalités.....	99
2.1.3. Présentation de quelques interfaces du prototype	100
2.2. Le deuxième prototype : détecteur du style de tutorat	102
2.2.1. Langage de développement.....	102
2.2.2. Quelques interfaces.....	102
3. Description des expérimentations pour la validation des propositions.....	104
4. Expérimentation relative à la validité du tutorat	104
4.1. Objectifs de l'expérimentation.....	104
4.2. L'enquête de l'expérimentation.....	105
4.3. Observations et bilan.....	105
4.3.1. L'impact du tutorat sur l'activité des apprenants.....	105
4.3.2. L'impact du tutorat sur l'activité des tuteurs.....	107
5. Expérimentation du modèle du tuteur proposé.....	109
5.1. Objectifs de l'expérimentation.....	109

5.2. Contexte de l'expérimentation.....	109
5.3. Recueil des données.....	109
5.4. Déroulement de l'expérimentation.....	110
5.5. Résultats et interprétation.....	110
6. Expérimentation relative aux styles de tutorat.....	114
6.1. Contexte de l'expérimentation.....	114
6.2. Objectifs de l'expérimentation.....	116
6.3. Recueil des données.....	116
6.4. Analyse et résultats de l'expérimentation.....	116
7. Limites de notre proposition	120
8. Conclusion.....	121
Conclusion générale et perspectives.....	122
Contributions.....	124
Perspectives.....	125
Bibliographie.....	126
Annexes.....	147
Annexe 1.....	148
Annexe 2.....	152

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1. Le tuteur « liant ».....	15
Figure 1.2. Récapitulatif des qualités d'un bon tuteur.....	16
Figure 1.3. Interface tuteur dans la plate-forme ESSAIM.....	20
Figure 1.4. Interface tuteur dans la plate-forme FORMID.....	21
Figure 1.5. Espace du tuteur dans la plate-forme LETline.....	22
Figure 1.6. Une requête et le tableau d'événements résultant.....	23
Figure 1.7. Interface de TADA-ED.....	24
Figure 2.1. L'utilisateur et le modèle d'utilisateur.....	30
Figure 2.2. Représentation du modèle de recouvrement.....	35
Figure 2.3. Représentation du modèle de perturbation de l'étudiant.....	36
Figure 3.1. Les domaines en relation avec l'EDM.....	47
Figure 3.2. Le processus d'application de Data mining appliqué dans l'éducation...	48
Figure 3.3. La proportion de l'acteur concerné par les travaux d'EDM.....	62
Figure 3.4. La proportion de l'acteur bénéficiaire par les travaux d'EDM.....	63
Figure 4.1. Problématique de la recherche.....	67
Figure 4.2. Les étapes des solutions proposées.....	69
Figure 4.3. Affectation des rôles au tuteur.....	72
Figure 4.4. Processus d'initialisation des différents profils.....	76
Figure 4.5. Processus d'initialisation du profil tutorial.....	77
Figure 4.6. Les fonctions d'appartenance pour déterminer le profil tutorial des tuteurs.....	78
Figure 4.7. Classification avec la méthode de K-plus proches voisins.....	81
Figure 4.8. Initialisation du profil comportemental d'un nouveau tuteur.....	82
Figure 4.9. Démarche de détection des styles de tutorat.....	85
Figure 4.10. La déduction du style de tutorat.....	86
Figure 4. 11. L'extraction des styles de tutorat.....	88
Figure 4.12. Les différents styles de tutorat proposés.....	91
Figure 4.13. Exemple d'un indicateur (mail) de la plateforme LETline.....	94
Figure 4.14. Exemple de style de tutorat d'un tuteur.....	95
Figure 5.1. Initialisation du profil cognitif par le tuteur lui-même.....	100
Figure 5.2. Initialisation du profil tutorial dans TutClass.....	101
Figure 5.3. Exemple d'un profil du tuteur dans TutClass.....	101

Figure 5.4. Espace apprenant dans LETline	102
Figure 5.5. Demandes d'assistance envoyées au tuteur dans LETline	103
Figure 5.6. Exemple du style de tutorat d'un tuteur dans LETline	103
Figure 5.7. Les réponses des étudiants sur le besoin du tuteur et la compréhension de son rôle.....	106
Figure 5.8. Les raisons d'abandon des étudiants.....	106
Figure 5.9. Les types d'intervention des tuteurs.....	108
Figure 5.10. La distribution de la performance des tuteurs du groupe (G1).....	112
Figure 5.11. Exemple de la distribution du profil tutorial du tuteur (Rôle pédagogue).....	112
Figure 5.12. Appréciations des tuteurs sur l'adaptabilité et l'efficacité du système....	114
Figure 5.13. Interface principale de la plateforme LETline.....	115
Figure 5.14. Réponse aux demandes d'assistance du tuteur (B.A).....	117
Figure 5.15. Le changement des styles du tutorat pendant les deux années.....	117
Figure 5.16. Statistiques des connexions des tuteurs au système LETline.....	120

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1.1. Les rôles et les interventions du formateur / tuteur pour le soutien à l'acquisition des connaissances.....	18
Tableau 2.1. Récapitulation des travaux réalisés sur le modèle utilisateur.....	41
Tableau 3.1. Travaux sur l'application du clustering dans les systèmes éducatifs.....	50
Tableau 3.2. Travaux sur l'application de la visualisation dans les systèmes éducatifs.....	52
Tableau 3.3. Travaux sur l'application de la classification dans les systèmes éducatifs.....	54
Tableau 3.4. Travaux sur l'application de la prédiction dans les systèmes éducatifs.....	55
Tableau 3.5. Travaux sur l'application de la classification et prédiction dans les systèmes éducatifs.....	57
Tableau 3.6. Travaux sur l'application du data mining pour extraire le modèle utilisateur.....	60
Tableau 4.1. Exemple des réponses aux questions liées au rôle "pédagogue".....	73
Tableau 4.2. Les attributs du modèle du tuteur.....	75
Tableau 4.3. Exemple des tuteurs qui ont le même rôle.....	84
Tableau 4.4. Récapitulation des caractéristiques des différents styles de tutorat dans la situation d'apprentissage à distance.....	90
Tableau 4.5. Liste des indicateurs pour chaque style de tutorat.....	93
Tableau 5.1. Objectif des expérimentations et le nombre de tuteurs impliqués.....	104
Tableau 5.2. Les préférences des étudiants concernant le tutorat	107
Tableau 5.3. Le moment du tutorat durant le cycle d'apprentissage.....	108
Tableau 5.4. Les résultats du profil tutorial concernant deux rôles «pédagogue et facilitateur ».....	111
Tableau 5.5. Résultat d'application de l'algorithme K-ppv.....	113
Tableau 5.6. La comparaison entre les résultats de l'approche proposée et ceux du questionnaire.....	119

Introduction générale

Introduction Générale

L'évolution et l'intégration des nouvelles Technologies de l'Information et de la Communication (TIC) dans l'enseignement supérieur ont créé une sorte de partenariat entre l'homme et la machine. Elles amènent chacun à utiliser des outils virtuels pour apprendre, communiquer ou travailler en collaboration, et à améliorer son apprentissage.

En effet, l'usage des TIC a permis de mettre en place un nouveau mode d'enseignement, c'est la formation à distance qui est également appelée : E-formation, E-Learning ou formation en ligne.

Les environnements favorisant l'apprentissage à distance ont plusieurs avantages qui facilitent la tâche d'apprentissage aux étudiants. Cependant, ils ont engendré des inconvénients, nous pouvons citer comme inconvénient majeur l'isolement dû à l'autonomie d'apprentissage. L'étudiant se trouve seul devant des problèmes qu'il ne puisse pas les résoudre, comme conséquence il abandonne sa formation à distance.

Le tutorat est indiqué comme une solution à ce problème. Il peut être défini comme une relation sociale entre une personne expert appelée tuteur et une personne en difficulté qui est l'apprenant, afin de minimiser leur problème d'échec et d'augmenter le succès de leur formation. Il permet d'aider les apprenants à apprendre en se basant sur leurs rythmes, et en suivant leurs parcours pédagogiques.

La description de cette activité permet de distinguer plusieurs phases qui vont de la supervision à l'évaluation des connaissances, dans un objectif global de régulation. La supervision permet au tuteur d'avoir une perception de l'activité de l'apprenant durant leur apprentissage.

Dans les systèmes EIAH (Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain) existants et qui adoptent le tutorat, l'apprenant est affecté à un et un seul tuteur, ce qui pose des problèmes lorsque les besoins de l'apprenant n'appartiennent pas à l'intervalle des compétences de son tuteur. En conséquence, le tuteur ne peut pas l'aider, dans un tel cas les besoins de l'apprenant ne seront pas satisfaits.

Le problème général sur lequel nous nous focalisons est l'instrumentation des rôles des tuteurs d'une part dans les environnements d'apprentissage humain et l'analyse des interventions de ces tuteurs d'autre part.

Dans ces dernières années, plusieurs travaux de recherche ont été consacrés à l'instrumentation des rôles des tuteurs en ligne. Cette instrumentation permet de faciliter la prise en compte des demandes d'assistance des apprenants, et d'aider à identifier les difficultés des tuteurs. D'après ces études, les chercheurs ont constaté qu'il existe plusieurs nominations données au tuteur et qui sont ambiguës. Pour ce faire, une modélisation des tuteurs est inévitable.

Ce modèle se base sur le comportement du tuteur et ses interventions pour savoir s'il maîtrise bien les tâches affectées. En plus, ce modèle doit offrir des informations sur les performances des tuteurs durant le processus de tutorat. Avec cette modélisation, on peut avoir plusieurs informations sur le tuteur à tout moment.

Par ailleurs, pour modéliser les utilisateurs dans les EIAH, plusieurs techniques ont été adoptées telles que : les ontologies, stéréotypes, intelligence artificielle, etc. Durant ces dernières années, les techniques de data mining ont été proposées pour modéliser les apprenants. Ces modèles ont été utilisés dans des différents contextes et pour des différents objectifs. Pour cette raison, nous avons concentré sur l'utilisation des techniques de data mining pour modéliser le tuteur.

Problématique de la recherche

Au début de cette thèse, nous nous sommes intéressés à l'activité de tutorat et aux avantages qu'elle offre dans les environnements EIAH. Dans ces derniers, le tuteur joue un rôle central dans le processus du tutorat et il constitue le cœur de notre problématique de recherche.

Une question principale a été posée au départ de nos recherches : *Comment modélise-t-on un tuteur ?* Afin d'assurer la tâche du tuteur, une opération de modélisation est essentielle pour l'adapter selon les besoins des apprenants.

En observant quelques systèmes d'apprentissage humain dotés de la fonction du tutorat, nous avons dégagé quelques lacunes. En effet, l'activité de tutorat a connu une importance pour les étudiants, mais il existe quelques demandes d'assistance émises par les apprenants qui ne sont pas résolues par les tuteurs concernés.

Nous avons constaté aussi que malgré que les rôles des tuteurs soient multiples, plusieurs tuteurs ont rencontré des difficultés pour comprendre tous ces rôles. En plus, l'absence des tuteurs pour différentes raisons a posé des problèmes pour les apprenants. Pour ce faire, nous

essayons de modéliser le tuteur. Ce modèle doit contenir toutes les informations pertinentes concernant cet acteur.

Ce qui nous amène à poser d'autres questions qui peuvent être exprimées comme suit : Quels sont les composants principaux de ce modèle? Et comment peut-on les définir?

Les caractéristiques du modèle du tuteur doivent répondre aux besoins de l'apprenant. Mais, comment les composants des modèles des anciens tuteurs peuvent nous aider à définir les modèles des nouveaux tuteurs?

D'autre part, les composants du modèle tuteur peuvent nous aider à reconnaître la façon de travail des tuteurs, ce qu'on appelle le style de tutorat. Ce dernier représente un nouveau concept dans le domaine éducatif. Dans ce cas, plusieurs questions se posent : Quels sont les styles de tutorat appropriés? Comment définir, analyser et interpréter les comportements des tuteurs pour déduire ces styles ?

Le problème final traité est donc de pouvoir utiliser les solutions proposées, concernant la production d'indicateurs selon le profil comportemental du tuteur pour la perception de l'activité du tuteur, afin de détecter son style de tutorat.

Objectifs de la recherche

Notre travail de recherche s'inscrit dans le domaine des EIAH. L'objectif principal est la proposition d'une nouvelle démarche pour l'obtention du modèle du tuteur. Ce modèle doit contenir toutes les caractéristiques du tuteur et doit prendre en considération tous les changements nécessaires.

Nous nous intéressons plus précisément à l'utilisation des techniques différentes afin de résoudre un problème très connu dans la modélisation des utilisateurs qui est le démarrage à froid (en anglais : *Cold starting problem*). En plus, nous proposons une nouvelle approche pour construire les styles du tutorat des tuteurs à travers l'analyse de leurs activités au cours d'une session de tutorat. En effet, cette approche permet de connaître les préférences du tutorat de chaque tuteur séparément.

Pour atteindre ce résultat, nous avons fixé plusieurs objectifs :

- Donner une description assez complète et fidèle que possible de tous les aspects relatifs au tuteur dans un modèle. Ce dernier doit contenir les différents profils du tuteur qui doivent être mis à jour selon les caractéristiques et les besoins du tuteur.

- Proposer une nouvelle approche pour l'initialisation des profils des nouveaux tuteurs en fonction des modèles des autres tuteurs similaires. Le problème d'initialisation du modèle du tuteur peut être résolu en utilisant l'une des techniques de Data mining.
- Proposer une taxonomie pour les styles de tutorat. Puis, proposer une approche pour l'extraction de ces styles. Ces derniers sont tout simplement les différentes méthodes ou façons de tutorat où tout le monde a un style de tutorat préféré. Dans notre cas, nous avons basé sur les différentes activités des tuteurs au sein d'un environnement de tutorat en ligne. Pour cette raison, nous avons mené une série d'expérimentations pour valider les différentes propositions avec des tuteurs universitaires.

Structure de la thèse

Cette thèse est structurée comme suit :

- **Chapitre 1** : Tutorat dans les EIAH

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à comprendre le rôle du tuteur et l'utilité de la supervision pour le tutorat, afin de proposer des modèles et des outils informatiques l'instrumentant. Pour cela, nous définissons dans une première partie les concepts de base de l'environnement EIAH. Puis, nous donnons dans une deuxième partie, les principes du tutorat et les activités du tuteur. Ensuite, nous présentons quelques plateformes existantes. La dernière partie présente une synthèse des travaux étudiés.

- **Chapitre 2** : Modélisation des utilisateurs

Le deuxième chapitre porte sur la modélisation des utilisateurs. Il est organisé en trois parties. La première partie est consacrée à la définition du modèle ainsi que le contenu des profils. Dans la deuxième partie, nous exposons les différentes techniques de construction des profils. Ce chapitre expose dans sa troisième partie les travaux liés à la modélisation de l'utilisateur et de l'apprenant ainsi qu'une interprétation de ces travaux.

- **Chapitre 3** : Data mining dans les environnements éducatifs

Ce chapitre permettra d'étudier les différentes techniques de data mining qui ont été proposées dans le domaine éducatif en général. La première partie est consacrée à la définition des processus de data mining dans l'éducation. Une étude des travaux existants a

été effectuée dans la deuxième partie. Dans la dernière partie, nous analysons et interprétons les travaux qui utilisent les techniques de data mining pour différents objectifs.

- **Chapitre 4** : Une nouvelle approche pour la modélisation des tuteurs en utilisant une technique de Data Mining

L'objectif de ce chapitre est de discuter en détail les approches proposées pour modéliser un tuteur. Tout d'abord, nous présentons notre problématique de la recherche. Puis, nous décrivons la solution générale de l'approche proposée. Par la suite, nous présentons chaque proposition indépendamment. La première proposition permet de montrer les différents composants du modèle du tuteur proposé. Ainsi, une nouvelle approche d'initialisation des profils du tuteur a été proposée. La deuxième proposition est consacrée à la définition des styles de tutorat des tuteurs. Pour chaque style, nous sélectionnons des indicateurs relatifs au comportement du tuteur

- **Chapitre 5** : Mise en œuvre et validation des approches proposées

Ce chapitre est consacré à la mise en œuvre des approches proposées et la validation des idées proposées. En effet, trois expérimentations ont été élaborées afin de valider les approches proposées dans le chapitre précédent avec une interprétation des résultats obtenus. Ces expérimentations ont été testées par des tuteurs de l'université de Guelma.

Enfin, nous terminerons par une conclusion générale, et nous exposons quelques perspectives de nos recherches.

Chapitre 1

Tutorat dans les EIAH

1. Introduction

Les Environnements Informatiques d'Apprentissage Humain (EIAH) sont des environnements qui ont été proposés afin de favoriser l'apprentissage des apprenants. Ils se sont basés sur l'utilisation du support informatique qui permet la gestion et la diffusion de la formation où les apprenants peuvent interagir les uns avec les autres et avec d'autres acteurs tels que: les enseignants et les tuteurs.

Dans l'apprentissage à distance, les apprenants rencontrent plusieurs problèmes liés à la distance, l'isolement et la démotivation de l'apprenant. Ainsi, les apprenants ont besoin d'aide et de soutien au cours de leurs activités pédagogiques. Les recherches menées montrent en effet cette nécessité d'un accompagnement humain. Cette tâche peut être effectuée par un acteur humain appelé tuteur. Le tutorat est une activité fondamentale dans l'apprentissage à distance, ce qui facilite et développe le processus d'apprentissage des apprenants.

Avec le développement de l'informatique et de l'internet, un certain nombre d'étudiants, en principe, pourrait être supervisé à distance, où chaque étudiant sera placé en face de son propre ordinateur. Il lui offre un accompagnement et une facilitation des difficultés rencontrées. Le tutorat a été proposé comme une solution au problème d'abandon des étudiants en cours de leurs formations. Ainsi, il doit se baser sur trois critères essentiels pour résoudre ce problème : briser l'isolement de chaque étudiant, être en contact avec lui et ressentir son appartenance.

Dans ce chapitre, nous nous intéresserons à comprendre le principe de base des environnements d'apprentissage humain. Nous présenterons aussi le principe de l'activité du tutorat et le rôle du tuteur. À la fin, nous montrons quelques modèles et des outils informatiques qui proposent des fonctionnalités de suivi au tuteur.

2. Les environnements informatiques d'apprentissage humain (EIAH)

2.1. Définition

Généralement, les EIAH sont destinés aux apprenants afin de diagnostiquer leurs connaissances et leurs erreurs. Ces environnements ont pour but la conception, le développement et l'évaluation d'outils informatiques qui permettent à des êtres humains d'apprendre, dans l'objectif d'utiliser au mieux l'informatique pour l'enseignement.

Balacheff et ses collègues (1997) définissent un EIAH comme : «*Un environnement qui intègre des agents humains (étudiant ou enseignant) et artificiels (informatiques) et leur offre des conditions d'interaction, localement ou à travers les réseaux informatiques*».

L'EIAH offre ainsi un ensemble d'outils informatiques en réseau qui permettent la gestion et la diffusion de la formation : accéder, partager ou transférer des connaissances, l'accès à des sources par téléchargement ou en consultation sur le net..., et la communication entre ses acteurs (Alonso, 2009).

2.2. Les acteurs des environnements EIAH

Les acteurs des EIAH se différencient d'une plateforme à une autre selon l'objectif de chacune d'elles. Plus précisément, on s'aperçoit qu'il y a quatre types d'acteurs qui se réunissent et interagissent entre eux. Les acteurs d'un EIAH se composent d'un tuteur (formateur), de professeur, d'administrateur et d'apprenant. Dans un apprentissage en ligne, les termes d'élèves, étudiants, enseignants, disparaissent au profit de ceux d'apprenants et de formateurs, la plateforme remplaçant, aussi, à la fois l'établissement, le bureau et la bibliothèque (Boucekouf, 2013).

Ci-dessous, nous allons expliquer le rôle de chaque acteur dans la majorité des EIAH :

- **L'administrateur** : Son rôle est de gérer l'environnement d'apprentissage, il s'occupe de la maintenance de la plate-forme. Il gère les inscriptions, les accès et droits sur les ressources pédagogiques, les groupes, les emplois de temps, affecte les apprenants aux tuteurs, etc.
- **L'apprenant** : C'est l'acteur le plus important dans n'importe quel système d'éducation car s'il n'y a pas d'apprenant, il n'y aura plus de raison pour réaliser le système. C'est une personne qui apprend et suit une e-formation. L'apprenant pourra être l'étudiant, le stagiaire ou l'élève bénéficiaire du dispositif de formation.
- **L'enseignant** : L'enseignant est le responsable de l'organisation des matières de formation. Il doit lui-même avoir un certain niveau de formation. Les différents rôles qu'il peut jouer dans les EIAH sont: concepteur, prescripteur et utilisateur (Jean-Daubias, 2004).
- **Le tuteur** : Le tuteur est la personne qui fournit une assistance aux apprenants. Il suit et accompagne les apprenants à travers un parcours pédagogique. Il exerce son activité dans le cadre des formations flexibles ouvertes et à distance. Les tuteurs jouent

plusieurs rôles tels que : Accompagnateur, encadreur, superviseur, etc. (Lafifi et al., 2010).

Dans notre travail, nous nous intéresserons au tutorat dans l'EIAH. Nous présentons en détail dans la section suivante le principe du tutorat.

3. Le tutorat : une activité pédagogique de soutien

3.1. Historique du tutorat

Une longue histoire a précédé ce qu'on regroupe aujourd'hui sous la notion du tutorat. Il s'agit d'une nouvelle forme de soutien. Il a été appliqué dans plusieurs domaines : santé, éducation, formation professionnelle, etc. Ses origines se trouvent dans l'enseignement mutuel qu'au XVIII^e siècle par le docteur Andrew Bell et son contemporain Joseph Lancaster. Ils l'utilisent pour que des élèves enseignent à d'autres dans le cadre de programme de soutien scolaire. Chacun de ces chercheurs travaillent séparément entre 1791 et 1798 (Baudrit, 2000a).

Bell associait toujours un couple d'un tuteur et un tuteur. Le premier doit expliquer ce qu'il sert, de telle sorte que le deuxième ne fasse pas des erreurs. Lancaster se concentre sur des groupes d'une dizaine d'étudiants pour qu'ils s'entraident (Baudrit, 2000b ; Fofana, 2011). Cette activité a connu un grand succès en Europe et aux États-Unis. Après l'apparition de cette méthode, elle a été utilisée par un grand nombre de formes d'encadrement et d'accompagnement dans les établissements publics et privés. Elle a été appliquée par la suite dans plusieurs domaines : médecine (Rhodes et Jinks, 2005 ; Hayashi et al., 2013), éducation (Barker, 2002 ; Dillenbourg, 2011 ; Porayska-Pomsta et Mellish, 2013), l'enseignement supérieur (Owen et al., 2006 ; Jelfs et al., 2009), la chimie (Nisbet et al., 2014) et d'autres domaines. Aussi, les formes modernes du tutorat sont souvent utilisées dans l'enseignement où différents modes pédagogiques sont appliqués.

3.2. Définition

D'après le dictionnaire Reverso, le mot tutorat signifie : *renfort, soutien, aide, appui, assistance, collaboration, guide en ligne*.

La notion du tutorat est ancienne, elle se distingue de l'enseignement classique impliquant enseignant et étudiant par une formation individualisée et flexible. Il a été toujours un moyen

pédagogique et une forme d'éducation. Il prend une grande importance dans les universités, c'est probablement parce qu'il remplit plusieurs fonctions qui ne relèvent pas seulement du champ de la formation mais aussi du champ du travail (Wittorski, 2006). En effet, si l'on se situe dans une vision élémentaire, le tutorat permet à des entités (tuteur/apprenant et d'autres acteurs) d'être liés les uns aux autres par des relations. Par ailleurs, Deschênes et Paquette (1996) considèrent également que le tutorat est une activité d'encadrement et d'accompagnement.

McPherson et Nunes (2004) ont indiqué que le tutorat en ligne est considéré comme un facteur important dans le succès des activités d'Apprentissage Collaboratif Assisté par Ordinateur (ACAO). Cette activité peut s'appuyer sur un ensemble de ressources humaines et technologiques, dans le but d'accompagner les étudiants tout au long de leur formation.

L'étude du tutorat concerne à la fois le suivi des étudiants et l'instrumentation des activités du tuteur dans une démarche volontaire de part et d'autre, quelles que soient les contraintes extérieures (Depover et al., 2011).

3.3. La fonction tutorale à distance

Le tutorat à distance ou e-tutorat fait référence à toutes les activités qui soutiennent les apprenants dans leurs processus d'apprentissage à distance. Selon Rodet (2008), le tutorat à distance signifie moins enseigner et plus accompagner pour que les étudiants apprennent davantage et mieux.

La place du tutorat dans la formation à distance a fortement évolué depuis les premiers dispositifs basés sur les moyens de communication traditionnels (le courrier postal, téléphone, fax), jusqu'aux apparitions des nouveaux outils d'interactivité en ligne tels que : chat, forum, vidéoconférence, etc. À ces outils techniques, selon le cas, s'ajoutent de nouvelles applications provenant du web social : wiki, blog, Facebook, etc.

L'outil qui va être choisi pour assurer l'interaction et la diffusion du contenu peut avoir une influence importante sur le niveau des étudiants et aussi sur les modes du tutorat. À ce stade, il faudra choisir un outil qui est adapté selon les besoins de l'étudiant. Dans ce contexte, la principale difficulté rencontrée par le tutorat se situe au niveau de la continuité des interventions du tuteur (Depover et Quintin, 2011).

3.4. Les modalités du tutorat

Le tutorat peut être pratiqué d'une façon individuelle ou collective selon les besoins des utilisateurs. Charlier et ses collègues (2000) ont développé un projet LEARN-NETT. Ce dernier est désigné pour l'organisation et la gestion d'un groupe d'apprenants durant leurs activités de tutorat.

Le tuteur peut avoir des difficultés concernant le bon déroulement de cette activité ce qui ne simplifie pas toujours ses interventions juste à temps et de manière adaptée auprès d'un apprenant. La modalité d'intervention du tuteur dans cette activité peut également s'envisager en considérant qui, de l'étudiant ou du tuteur, déclenche le soutien à l'apprentissage. Les interventions du tuteur sont nombreuses et de nature différente. Després et Leroux (2003) indiquent que dans un environnement du suivi pédagogique synchrone (SPS), le tuteur est présent de manière permanente pendant la session.

D'après Pottevin et ses collègues (2007), « *Un tuteur intervient soit de manière rétroactive en répondant aux différentes questions des étudiants, soit de façon proactive en posant des questions, ou en apportant des conseils personnalisés* ».

Après l'étude de différentes interventions du tuteur, nous avons remarqué qu'il existe deux grandes catégories d'interventions relatives au tutorat.

- **Tutorat réactif** : Le tuteur attend d'être sollicité par l'étudiant qui demande une information complémentaire ou rencontre un problème (De Lièvre, 2000).
- **Tutorat proactif** : Dans cette situation, le tuteur n'attend pas que l'étudiant exprime une demande d'aide. Mais, c'est le tuteur qui prend contact «on demande mode». L'aide peut être une réponse aux problèmes de motivation et d'isolement de l'apprenant en apportant un sentiment de soutien. Dans le cas de l'apprentissage collectif, ce modèle est plus efficace qu'un modèle réactif (De Lièvre, 2000).

3.5. Objectif du tutorat

L'objectif principal du tutorat est d'aider les apprenants tout au long de leur formation afin qu'ils atteignent les objectifs éducatifs fixés par l'établissement d'enseignement. En plus, le tutorat permet d'assister les étudiants ou les guider jusqu'à ce qu'ils deviennent autonomes, et donc ils n'auront plus besoin d'un tuteur. D'autres objectifs peuvent être cités (Teutsch et al., 2004 ; Daele et Docq, 2002 ; Baudrit, 2000a):

- Déterminer les étudiants en difficultés et les aider à dépasser celles-ci.
- Etablir un profil d'intervention du tuteur dans un dispositif de formation donné.
- Aider les étudiants à repérer leur mode de gestion mentale : être plus attentif, à mieux réfléchir et à mémoriser.
- Modifier le rôle des étudiants en leur attribuant de nouvelles qualités éducatrices.
- Etre un facilitateur d'apprentissage, donc développer des compétences en évaluation formative.
- Aider les étudiants à prendre un bon départ à l'université, de leur expliquer des méthodes de travail propres à l'enseignement supérieur.
- Donner des conseils pour qu'ils s'organisent, leur fournir des informations sur les divers services universitaires.
- Avoir un retour sur la qualité et la pertinence de l'enseignement, et d'en tenir compte pour les futurs programmes.
- Proposer de nouveaux modes d'interaction entre l'enseignant, l'étudiant et le tuteur.
- Offrir un soutien sur le plan personnel, social et pédagogique.
- Aider par l'organisation et le suivi du travail collectif pour animer une dynamique d'échange et de collaboration entre les étudiants.

3.6. Types du tutorat

Le tutorat ne se réduit pas non plus à des interventions unilatérales entre tuteur et apprenants mais peut-être l'occasion d'échanges entre apprenants avec une participation éventuelle du tuteur humain (Dionne et al, 1999). On distingue trois types du tutorat qui se différencient selon le niveau du tuteur:

- **Tutorat par les pairs** : cette activité est réalisée par les apprenants qui ont des profils différents. Les apprenants s'entraident afin d'améliorer leurs compétences et leurs connaissances. Il existe quelques plateformes qui supportent ce type de tutorat telles que : Cégep de Trois-Rivières¹ et Cégep du Vieux Montréal².
- **Tutorat par enseignants** : les enseignants effectuent leurs interventions tutorales à l'intérieur de leur activité ou en heures complémentaires. On assigne un enseignant pour chaque étudiant ou groupe d'étudiants, pour qu'il soit leur tuteur. Il ne répond

¹ <http://www.cegeptr.qc.ca/etudiants-actuels/tutorat-par-les-pairs/>

² <http://www.cvm.qc.ca/activitesservices/soutienreussite/tutoratpairs/Pages/index.aspx>

qu'aux problèmes pédagogiques, donc il ne peut pas accomplir toutes les tâches du tutorat.

- **Tutorat par spécialiste** : comme les deux types précédents ne suffisent pas pour atteindre tous les objectifs du tutorat, les experts proposent de créer un métier spécial pour chaque tuteur afin d'assurer le suivi des étudiants. Dans ce cas, le tuteur doit effectuer une formation afin qu'on lui affecte cette activité.

3.7. Les avantages du tutorat

Les systèmes qui utilisent le principe du tutorat montrent plusieurs avantages (Baudrit, 2000b ; Aguerre, 2011):

- Le tutorat réduit la distance entre les différents intervenants, et il encourage les niveaux supérieurs de la réflexion.
- Il supporte une assistance méthodologique dans le travail personnel des étudiants.
- Le tutorat place l'étudiant au centre du système pour qu'il devienne l'acteur principal du processus d'apprentissage.
- Il peut acquérir des connaissances sur le fonctionnement administratif et pédagogique de l'institution.
- Il comporte une attention particulière à la méthode de travail de l'étudiant.
- Dans le cas où il y'a la possibilité de contacter plusieurs étudiants, le tutorat peut faciliter leurs apprentissages en prenant en compte les expériences des autres étudiants.
- Il augmente la possibilité de réduire l'abandon et l'isolement des étudiants.
- Il favorise chez l'étudiant le développement de l'autonomie, le sens des responsabilités et de l'esprit d'initiative.

4. Le tuteur et son activité dans l'accompagnement

4.1. Qu'est-ce qu'un tuteur?

Selon le dictionnaire Gaffiot un *Tuteur* est : *défenseur, protecteur, gardien*. Par ailleurs, selon Larousse un *Tuteur* est un nom latin (tutor, trix), il est défini par une personne chargée d'une tutelle, en particulier de la tutelle d'un mineur.

Le tuteur doit en général guider en parallèle plusieurs apprenants aux parcours très personnels, dans une interaction asynchrone mais avec un délai de réaction relativement court (Teutsch et al., 2004).

Garrot-Lavoué et ses collègues (2007) définissent le tuteur comme « la personne centrale de l'activité du tutorat où la motivation de l'étudiant dans cette activité est liée à son tuteur ». Il est également important pour le tuteur d'adapter des situations d'apprentissage aux apprenants en prenant en considération leurs besoins, leurs objectifs et leurs styles d'apprentissage.

D'après Auvergne et Carrey (2004), le tuteur est désigné comme une fonction centrale médiatrice et liante d'un enseignement en ligne, entre un apprenant et un groupe d'apprenants, entre les apprenants et le contenu de la formation ainsi qu'entre les apprenants et l'établissement de la formation (Figure 1.1).

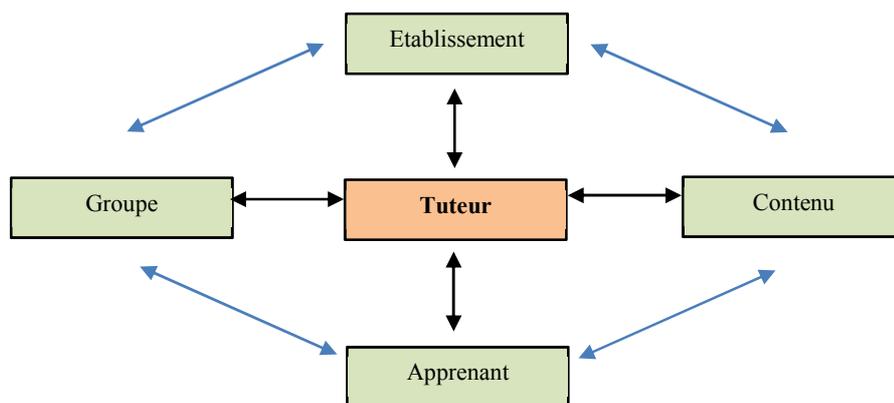


Figure 1.1. Le tuteur « Liant » (Auvergne & Carrey 2004).

Pour résumer, les tuteurs sont invités à adapter leurs fonctions. Ils doivent écouter, améliorer les informations, motiver, guider les apprenants, organiser des activités du groupe, gérer les interactions et adapter les activités aux apprenants. Ils doivent également être encadreurs, facilitateurs de contenu, des mentors, des superviseurs, des évaluateurs, et des fournisseurs de ressources. Dans ce contexte, le travail du tuteur n'est pas une activité simple parce que :

- Il n'y a aucune trace du travail des tuteurs (les activités, les événements qui ont eu lieu, la qualité du processus de construction de la connaissance, etc.).
- Il n'y a pas les moyens qui leur permettent de suivre l'évolution de leurs activités. Il est nécessaire de leur faire connaître leurs rôles et leurs tâches.

A partir des définitions proposées ci-dessus, on peut adopter la définition suivante :

«Le tuteur est celui qui suit, conseille et accompagne un étudiant ou un groupe d'étudiants afin de les aider à accomplir des tâches qu'ils ne peuvent pas faire tous seuls»

4.2. Les compétences du tuteur en ligne

Des études ont été proposées dans les années 80 (Barrows et Tamblyn, 1980 ; Barrows, 1988) pour répondre aux questions suivantes : vaudrait-il mieux pour les étudiants un tuteur expert pour qu'il résolve leurs problèmes ou leurs faut-il juste un bon tuteur ? Le bon tuteur dans ce cas signifie qu'il soit capable de rendre les étudiants autonomes, qu'il les aide à apprendre par leurs erreurs et à construire leur apprentissage. La réponse évidente serait que dans une situation idéale, le tuteur doit posséder les deux compétences. Par contre, dans l'enseignement traditionnel, si la situation idéale n'est pas réalisable, il serait plus favorable d'avoir un bon tuteur plutôt qu'un tuteur seulement expert dans un domaine où un enseignant expert aurait donné un cours traditionnel qu'à stimuler l'initiative et l'apprentissage autonome.

Dans certains travaux, les chercheurs sont basés sur quelques critères afin de choisir un bon tuteur. Par exemple, Fofana (2011) a défini quatre critères, où chaque critère a ses propres avantages : compétence académique, compétence pédagogique, empathie et maîtrise de la gestion interactive des groupes (Figure 1.2).

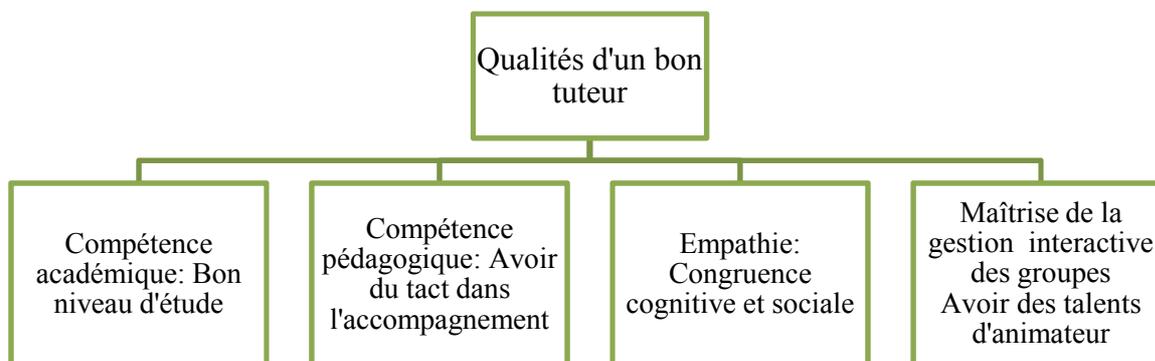


Figure 1.2. Récapitulatif des qualités d'un bon tuteur (Fofana, 2011).

D'après Wannier-Morin et Charlier (2004), la compétence la plus importante du tuteur est de diagnostiquer la situation où il est confronté (par exemple : composition du groupe, organisation, etc.) et la mise en action conséquente de ses interventions.

Par ailleurs, Schmidt et Moust (1995) remarquent que lorsque les tuteurs étaient compétents, les étudiants essayaient de profiter le maximum de la qualité des échanges pour réduire leur

temps de travail personnel. Autrement dit, plus les tuteurs sont compétents dans la discipline étudiée, plus les étudiants ont tendance à réussir les travaux qui leur sont confiés.

En effet, le tuteur n'est pas obligatoirement un expert du domaine. Il peut ne disposer que des connaissances suffisantes pour répondre aux attentes des étudiants dans un certain nombre d'objets pédagogiques, mais il n'a pas forcément toutes les connaissances que doit maîtriser l'étudiant au terme de sa formation, car son rôle n'est pas d'apporter des éléments de réponses aux problèmes posés, mais de guider l'étudiant (Baudrit, 2000a).

4.3. Fonctions du tuteur

Différentes études dans le domaine de la formation à distance (FAD) ont discuté les rôles et les fonctions du tuteur en ligne. Des noms différents ont été utilisés pour se référer au rôle du tuteur dans l'interaction en ligne, tels que : coach (Murphy et al., 1998), facilitateur (Collison et al., 2000; Marjanovic, 1999), motivateur, mentor, médiateur (English et Yazdani, 1999), modérateur (Salmon, 2003 ; Berge, 1995), tuteur (Gerrard, 2002), etc.

Dans la plupart des cours à distance, le tuteur a essentiellement un rôle psychologique et méthodologique. D'autres rôles sont cités par de nombreux chercheurs: Guideur, évaluateur, modérateur, etc. Ces derniers sont spécifiques à chaque plate-forme d'enseignement à distance (Rodet, 2008). Toutefois, le rôle du tuteur ne se limite pas à la simple transmission de savoir ou de savoir-faire. Cependant, il doit assurer une continuité du travail pour que l'étudiant aille jusqu'au bout de sa tâche.

Ryan et ses collègues (2000) et Lentell (2004) notent que les tuteurs facilitent et guident l'apprentissage de leurs apprenants afin qu'ils acquièrent des connaissances. Pour y parvenir, les tuteurs développent et pratiquent une multitude de compétences et de stratégies. Par contre, selon Bonnichon et Martina (1997), le rôle du tuteur n'est pas d'apporter des connaissances ou d'autres explications, mais il doit réaliser l'activité du tutorat sous forme de conseils aux étudiants.

D'après Henri et Lundgren-Cayrol (1998), le rôle du tuteur se diffère d'une intervention à une autre. Ses différentes fonctions peuvent être celles d'un modérateur, d'un facilitateur, d'un animateur ou bien d'un évaluateur (Tableau 1.1) (Henri et Lundgren-Cayrol, 1998).

Intervention	Exemples d'intervention
Modérateur <i>Exploration</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Présenter la matière (structure et modèle de connaissances), suggérer des stratégies cognitives pour la recherche d'information, proposer des méthodes de travail. - Etablir les liens entre les idées et les concepts. - Contribuer l'établissement des règles de collaboration.
Facilitateur <i>Elaboration</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Soutenir et encourager l'élaboration des connaissances, clarifier la matière, suggérer des cheminements. - Assister le groupe dans la négociation et la validation des connaissances.
Animateur <i>Evaluation</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Intervenir seulement selon la demande des apprenants. - Stimuler la réflexion et la rétroaction sur le contenu pour en améliorer la compréhension. - Evaluer les acquis en apport avec le contenu.
Evaluateur <i>A toutes les phases</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Evaluer le fonctionnement du groupe (climat, cohésion et productivité) afin d'intervenir adéquatement. - Préciser les critères d'évaluation des apprentissages et le mode de notation. - Evaluer les productions cognitives.

Tableau 1.1. Les rôles et les interventions du formateur / tuteur pour le soutien à l'acquisition des connaissances (Henri et Lundgren-Cayrol, 1998).

En effet, Rodet (2015) a mentionné qu'il est impossible de trouver un tuteur qui peut jouer tous les rôles. C'est pour cette raison, il a proposé plusieurs profils pour les tuteurs (tuteur programme, tuteur cours, tuteur projet, tuteur technique, tuteur administratif et tuteur pair).

Quatorze rôles ont été proposés par Lafifi et ses collègues en 2010 tels que : mentor pédagogique, accompagnateur, formateur, évaluateur, encadreur, guideur, facilitateur, organisateur, superviseur, modérateur, communicateur, administrateur, catalyseur et psychologue. Chaque rôle a ses propres tâches, dans le but de fournir à l'étudiant tous ses besoins d'apprentissage et de tutorat. Cette taxonomie est utilisée par un système appelé LETline (<http://www.labstic.com/letline/>).

De leur côté, Garrot-Lavoué et ses collègues (2009) ont cité trois facteurs essentiels qui peuvent influencer le rôle du tuteur tels que :

- Les rôles sont liés à la médiatisation de la communication;
- Les rôles dépendent de la nature de la tâche (c.-à-d. : individuelle ou collective)
- Les rôles dépendent de la temporalité de la formation (c.-à-d. : elle est ponctuelle ou durable).

5. Le cadre applicatif du tutorat

Dans le cadre de la formation à distance, différents environnements ont été développés afin de faciliter l'activité du tuteur quand il suit ses apprenants. Dans cette section, nous avons divisé ces propositions en deux grands groupes, celles qui proposent au tuteur un ensemble d'outils et d'indicateurs prédéfinis afin de garantir le bon déroulement de l'activité du tutorat. Le deuxième groupe contient les propositions qui ont la capacité de fournir au tuteur les indicateurs nécessaires à ses différents rôles. En d'autres termes, ils lui permettent de définir lui-même des indicateurs. Nous avons sélectionné quelques travaux dans chaque catégorie menés dans le domaine du tutorat à distance.

5.1. Le suivi de l'apprenant durant son apprentissage

Dans cette section, nous allons présenter quelques outils conçus pour permettre au tuteur de percevoir le travail des apprenants distants, de les assister et d'organiser sa tâche de supervision.

5.1.1. ESSAIM: « Environnement de Suivi pédagogique Synchrones d'Activités d'apprentissage Médiatisées »

ESSAIM est un environnement de SPS supportant l'activité du tuteur à distance. Il était proposé dans le cadre des travaux pratiques en robotique en se basant sur le modèle SAAD (Suivi d'Activités d'Apprentissage à Distance). Le modèle SAAD décrit les fonctionnalités à intégrer dans un environnement SPS à travers trois composantes : la perception de l'activité de l'apprenant distant, le soutien à l'apprenant et la gestion de l'activité de suivi (Després, 2001).

La dernière composante a été la réponse à un besoin des tuteurs. Elle a permis d'intégrer quatre fonctionnalités destinées aux tuteurs pour réguler les activités des apprenants telles que : l'identification des apprenants, la consultation de l'historique des interventions, l'annotation des interventions et la gestion des appels.

ESSAIM se compose de deux environnements destinés respectivement aux apprenants et aux tuteurs. La figure (1.3) présente l'interface tuteur qui contient deux espaces : l'espace de la classe virtuelle et l'espace de l'apprenant.

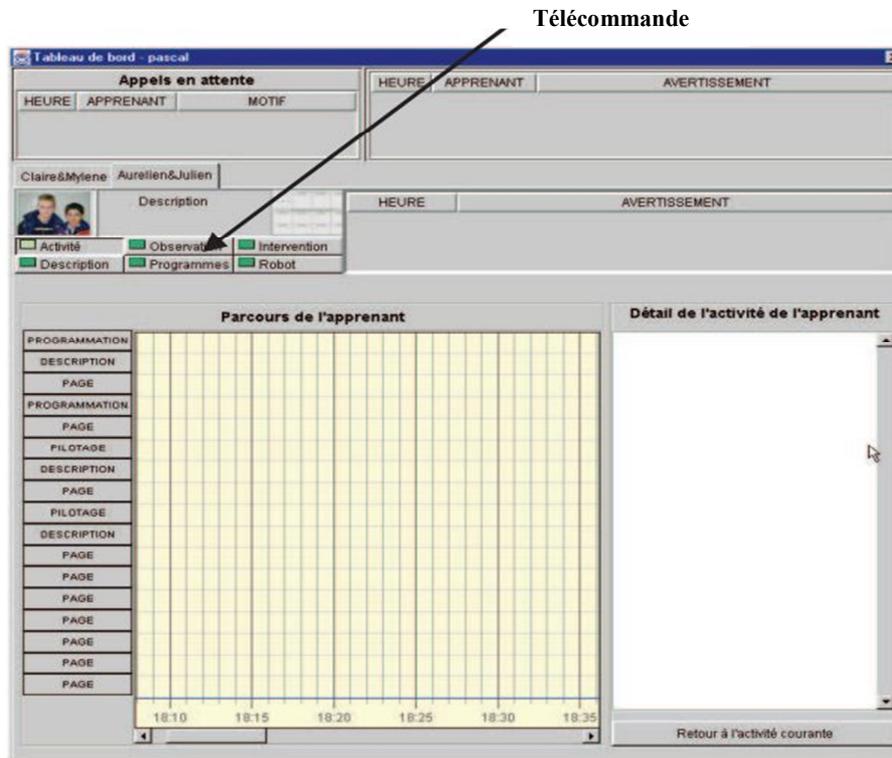


Figure 1.3. Interface tuteur dans la plate-forme *ESSAIM* (Després, 2001).

Dans ce même environnement, le tuteur peut percevoir l'activité de l'apprenant à travers des indicateurs. En effet, ces indicateurs donnent au tuteur un aperçu sur l'activité de l'apprenant et de sa situation par rapport au reste du groupe. De plus, ils facilitent l'intervention du tuteur pour suivre son apprenant en cas de besoin.

5.1.2. FORMID: « FORMation Interactive à Distance »

Le projet FORMID a été réalisé par les équipes du laboratoire CLIPS-IMAG à Grenoble (France) (Guéraud et al., 2004). Cette plateforme consiste à définir un système interactif permettant à un ou plusieurs enseignants d'interagir de façon synchrone aussi bien qu'asynchrone avec des étudiants distants. Il est conçu pour accueillir diverses Situations Actives d'Apprentissage (SAA) telles que les travaux dirigés et les travaux pratiques dans les systèmes de formation ouverte et à distance, et assurer leur mise en œuvre pour les étudiants et faciliter le suivi de l'activité de la classe virtuelle par le tuteur. La classe virtuelle est un

groupe d'individus inscrits à un cursus de formation à distance. Cette plateforme est composée de trois outils : FORMID-Auteur, FORMID-Elève et FORMID-Suivi. Le dernier outil permet au tuteur, en fonction de la perception qu'il a des activités des apprenants, d'aider les apprenants en communiquant avec eux via le chat.

Il ne s'intéresse pas uniquement aux activités individuelles d'apprentissage mais souhaite que chaque apprenant prenne conscience de son appartenance à un groupe.



Figure 1.4. Interface tuteur dans la plate-forme FORMID (Guéraud et al., 2004).

Le système permet d'offrir les fonctionnalités suivantes:

1. La communication synchrone ou asynchrone entre les différents acteurs concernés (formateurs, tuteurs, étudiants).
2. Contrôler/superviser les applications interactives et d'historisation des événements.
3. Minimiser la surcharge cognitive du tuteur confronté à un grand nombre d'informations hétérogènes.

5.1.3. Le système LETline: « LEarning and Tutoring on Line »

Le système LETline est une plate-forme d'apprentissage qui rassemble tous les outils d'enseignement et de tutorat à distance (création des objets d'apprentissage, création des exercices d'auto-évaluation, outils de capture des traces, outils de demande d'assistance,

etc.), dans le but de fournir à l'étudiant tous ses besoins d'apprentissage et de tutorat (Lafifi et al., 2010).

Cette plateforme contient quatre espaces : espace administrateur, espace enseignant, espace tuteur et espace étudiant.



Figure 1.5. Espace du tuteur dans la plate-forme *LETline* (Lafifi et al., 2010).

La figure précédente présente un exemple d'une interface tuteur et ses différentes fonctionnalités dans le système. Le tuteur peut définir ses rôles, voir les demandes d'assistance, planifier les réunions, etc. En outre, dans son espace, le tuteur peut visualiser les traces de chaque apprenant.

5.2. L'utilisation des indicateurs définis par le tuteur

La proposition d'un ensemble des indicateurs pour superviser l'activité d'apprentissage du l'apprenant est un objectif très ambitieux (Diangne, 2009). Mostow et ses collègues (2005), Harrer et ses collègues (2005), Merceron et Yacef (2004), Vidal et Voisin (2007) pourraient l'atteindre car ils permettent au tuteur de définir lui-même ces indicateurs.

5.2.1. Le projet LISTEN's Reading Tutor

Cet outil propose à des enfants l'apprentissage de la lecture. Il est doté d'un tuteur intelligent qui se base sur les lectures des étudiants (à haute voix) pour les corriger. Cet apprentissage s'applique à la base de données MySQL. Les intervalles de temps définissent une structure hiérarchique des interactions de tutorat. Il calcule et affiche automatiquement la hiérarchie temporelle implicite dans cette représentation. Il est principalement destiné à améliorer le tuteur intelligent et donc ses interactions avec les apprenants (Mostow et al., 2005 ; Mostow et Beck, 2006).

```
select * from story_encounter
where Exit_through = 'user_goes_back'
and (unix_timestamp(End_time) - unix_timestamp(Start_time) > 60)
order by rand()
limit 10
```

Start_Time	End_Time	Machine_Na...	Session_St...	Exit_Thro
2004-10-20 ...	2004-10-20 ...	LISTEN01-30...	2004-10-20 ...	user_goe
2004-12-02 ...	2004-12-02 ...	LISTEN01-32...	2004-12-02 ...	user_goe
2005-01-07 ...	2005-01-07 ...	LISTEN01-27...	2005-01-07 ...	user_goe
2004-12-08 ...	2004-12-08 ...	LISTEN01-27...	2004-12-08 ...	user_goe
2005-01-07 ...	2005-01-07 ...	LISTEN01-30...	2005-01-07 ...	user_goe
2004-12-02 ...	2004-12-02 ...	LISTEN01-30...	2004-12-02 ...	user_goe
2004-11-10 ...	2004-11-10 ...	LISTEN01-33...	2004-11-10 ...	user_goe
2005-01-05 ...	2005-01-05 ...	LISTEN01-27...	2005-01-05 ...	user_goe
2004-11-18 ...	2004-11-18 ...	LISTEN01-28...	2004-11-18 ...	user_goe
2005-01-06 ...	2005-01-06 ...	LISTEN01-33...	2005-01-06 ...	user_goe

Figure 1.6. Une requête et le tableau d'événements résultant (Mostow et al. 2005)

La figure (1.6) présente un exemple de la requête d'analyse de type *select * from déclarations order by rand() limit 10*. Elle permet d'avoir au hasard les dix interactions selon les critères spécifiés. Les requêtes peuvent définir les questions auxquelles les apprenants ont mis le plus de temps pour répondre, les moments auxquels les apprenants ont été bloqués pendant une période suffisante pour que le tuteur intelligent intervienne.

5.2.2. TADA-Ed: « Tool for Advanced Data Analysis for Education »

L'outil TADA-ED a été proposé par Merceron et Yacef (2004). Ce système découvre des corrélations entre les erreurs des élèves dans les différents problèmes. Il se base sur l'utilisation des techniques du data mining et propose des outils de visualisation des graphes. Il permet de mémoriser les réponses des étudiants sous forme de traces, par la suite il permet

d'analyser et extraire les informations pertinentes de manière à aider les enseignants à adapter leur enseignement.

Il peut fournir comme indicateurs : les erreurs les plus fréquentes, les exercices validés par tous les enseignants, les apprenants qui n'ont pas réussi à faire aucun des exercices entamés, les groupes d'apprenants par niveau, les apprenants qui ont réussi ou échoué regroupés selon leur méthodologie d'apprentissage, les erreurs qui s'associent souvent, etc.

Ces indicateurs peuvent aider les tuteurs à jouer deux rôles essentiels : pédagogique et cognitif. Le premier rôle est destiné aux apprenants pour effectuer des activités selon leurs niveaux. Le deuxième rôle permet d'aider les apprenants à améliorer leurs connaissances là où ils ont fait des erreurs.

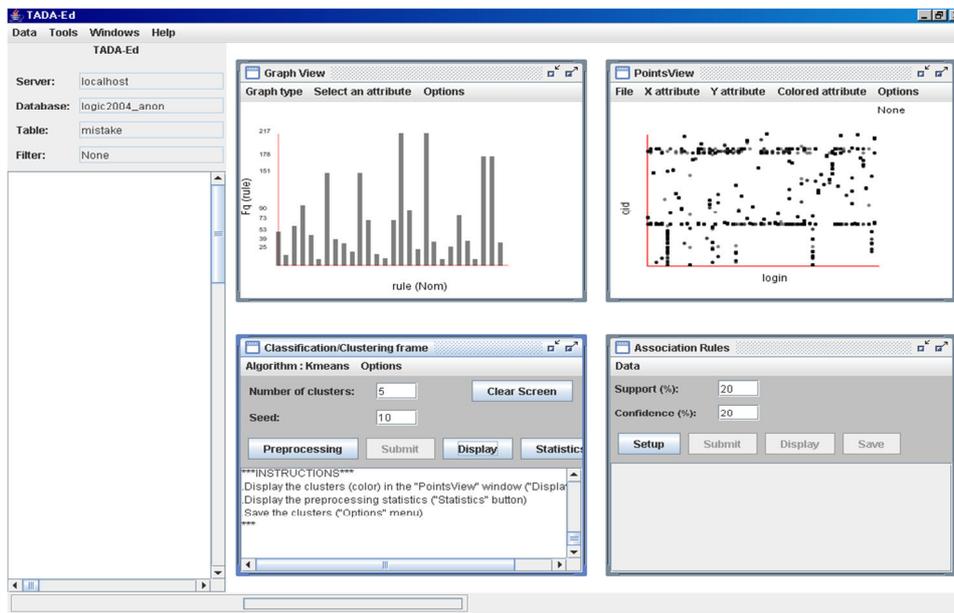


Figure 1.7. Interface de TADA-ED (Merceron et Yacef, 2004)

6. Synthèse

Après notre lecture des travaux traitant le sujet du tutorat, nous avons remarqué qu'il existe peu de travaux concernant cette activité. Cependant, il y a quelques recherches qui ont proposé des différentes classifications des rôles que le tuteur peut effectuer dans un environnement du e-learning (Garrot et al., 2009; Teutsch et al., 2004). Ces classifications sont faites selon les fonctions des tuteurs (Rodet, 2008; Lafifi et al, 2010; McPherson et Nunes, 2004). En outre, nous mentionnons que plusieurs dénominations sont utilisées pour le même rôle.

A travers l'étude de l'activité du tutorat et les fonctions du tuteur qui existent dans la littérature et à partir de celles présentées dans cette section, nous constatons que le rôle du tuteur est lié à plusieurs facteurs qui se changent d'un tuteur à un autre.

D'après les plateformes qui ont été développées, nous avons remarqué que les différents outils décrits précédemment ont pour objectif d'aider le tuteur pour mieux accompagner l'apprenant dans la réalisation de son activité. Ils offrent aux tuteurs différentes fonctionnalités qui assurent la régulation de l'activité de l'apprenant.

Le projet FORMID s'intéresse à suivre les activités des apprenants par le tuteur à travers des propositions des scénarios pédagogiques. Cette approche permet d'identifier le parcours pédagogique des apprenants. Nous avons trouvé que cette approche concentre beaucoup plus sur la supervision et l'accompagnement de l'apprenant en ignorant quelques fonctions du tuteur qui ont été mentionnées précédemment.

Certains environnements proposent un ensemble d'indicateurs qui visent à faciliter l'interprétation des informations fournies au tuteur. Dans ce sens, Merceron et Yacef (2004) implémentent des techniques de visualisation pour faciliter la compréhension des indicateurs d'analyse d'interaction par le tuteur. Le problème de cette méthode est le manque de formation des tuteurs pour faciliter la sélection un algorithme ou une technique de data mining selon leurs besoins.

Dans un autre contexte, le projet LISTEN's Reading Tutor (Mostow et al., 2005) a connu une évolution remarquable. En effet, les chercheurs ont développé un tuteur intelligent qui permet d'interpréter et d'écouter les rapports oraux de l'apprenant. Nous avons remarqué que l'ensemble d'indicateurs prédéfinis ne couvrent pas l'ensemble des rôles du tuteur et il doit y avoir des compétences informatiques pour définir l'ensemble des indicateurs.

Enfin, nous avons constaté qu'il faut tenir en compte les besoins et l'évolution du rôle du tuteur.

7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté de manière générale le domaine du tutorat et les fonctions principales du tuteur. L'approche que nous proposons est générale car nous souhaitons prendre en compte les différentes propositions et les points de vue cités dans la littérature comme les tâches principales du tuteur et ses rôles.

Après cette étude, nous avons remarqué qu'il n'existe que très peu de formations au tutorat et peu d'outils pour aider à la réalisation de cette activité. De plus, plusieurs questions restent ouvertes, problématiques et discutables.

L'efficacité du tutorat est liée à un certain nombre de facteurs et de responsables. Le tuteur est l'acteur principal pour la réussite de ce processus. Pour ce faire, il faut définir toutes les caractéristiques du tuteur afin de faciliter l'affectation du tuteur approprié selon les besoins d'un apprenant. Ces besoins sont représentés par un modèle de l'apprenant. En plus, les caractéristiques du tuteur peuvent être représentées par un modèle.

Les principes généraux de la modélisation des utilisateurs dans les environnements d'apprentissage humain feront l'objet du chapitre suivant.

Chapitre 2

Modélisation des utilisateurs

1. Introduction

Dans les systèmes d'apprentissage humain, les utilisateurs ont des caractéristiques différentes, des rôles spécifiques, des centres d'intérêt différents et chacun d'eux a ses propres besoins. Afin de prendre les caractéristiques et les besoins propres à ces utilisateurs, une étape de modélisation est nécessaire. Dans la littérature, plusieurs techniques de modélisation ont été utilisées. En effet, les chercheurs ont utilisé et adopté des techniques d'adaptation, de personnalisation et de recommandation (Schoefegger et al., 2010).

D'une manière générale, la modélisation de n'importe quel utilisateur consiste à décrire ses caractéristiques informationnelles à travers un modèle de profil qui est souvent utilisé pour adapter un système à un utilisateur. Il a pour but de décrire le plus fidèlement possible l'utilisateur d'un système.

Avant l'utilisation de ce modèle, il est nécessaire de définir comment représenter un utilisateur. C'est pour cette raison que nous abordons dans ce chapitre les concepts de base de la modélisation des utilisateurs ainsi que les différentes approches de cette modélisation. Pour ce faire, on se base sur quelques travaux qui ont été proposés pour déduire les différentes caractéristiques de ce modèle.

2. Le modèle utilisateur

2. 1. Définition

Le terme de la modélisation de l'utilisateur a été appliqué comme un processus de collecte d'informations sur les utilisateurs d'un système informatique et de l'utilisation de l'information pour fournir des services ou des informations adaptées selon les besoins de chaque utilisateur. De plus, il y a un vecteur de termes connexes, y compris : modèle cognitif, modèle conceptuel, modèle du système, modèle de tâches, profil de l'utilisateur et d'autres termes. Dans les systèmes d'apprentissage, il est appelé aussi modèle de l'étudiant. Il se diffère de la modélisation générale d'utilisateur dans le diagnostic et la représentation exacte de la connaissance de l'utilisateur pour assurer le bon déroulement d'un environnement d'apprentissage (De Koch, 2001).

Plusieurs définitions ont été proposées. Selon McTear (1993), « *Le modèle est une source de connaissance ou une base de données sur un utilisateur* ». Dans un autre contexte, Hook et ses collègues (1996) définissent le modèle utilisateur comme : « *une connaissance à propos*

de l'utilisateur explicitement ou implicitement codé, utilisé par le système afin d'améliorer son interaction ».

Nous définissons un modèle d'utilisateur comme un ensemble qui comporte des données sur les variables individuelles des utilisateurs. Ce modèle est chargé de recenser et de mettre à jour un ensemble de connaissances donnant un profil d'utilisateur. Cette représentation est utilisée pour modéliser les réactions et les attitudes de chaque utilisateur. Il peut contenir les préférences, les objectifs, les centres d'intérêts, etc.

2.2. La différence entre profil utilisateur et modélisation d'utilisateur

La différence entre le profil utilisateur et la modélisation d'utilisateur réside dans des niveaux de sophistication différents (Froschl, 2005). Ces notions ont été initialement introduites, sans distinction de sens, par les travaux de Gaussier et Stefanini (2003), et Bouzeghoub et Kostadinov (2004).

Selon le contenu et la quantité d'informations sur l'utilisateur, ce qui est stocké dans le profil de l'utilisateur, il peut être modélisé. Ainsi, le profil de l'utilisateur est utilisé pour récupérer les informations nécessaires pour construire un modèle de l'utilisateur. De Koch (2001) décrit un modèle de l'utilisateur comme la représentation des croyances du système sur l'utilisateur. Le "monde réel" utilisateur est perçu par le système via l'interface homme-machine (Figure 2.1) (Kay, 2000).

Le modèle de l'utilisateur est basé sur cette information et donc seulement une petite partie de l'utilisateur est réelle. Néanmoins, le modèle de l'utilisateur doit représenter les caractéristiques nécessaires de l'utilisateur en ce qui concerne le contexte de l'application.

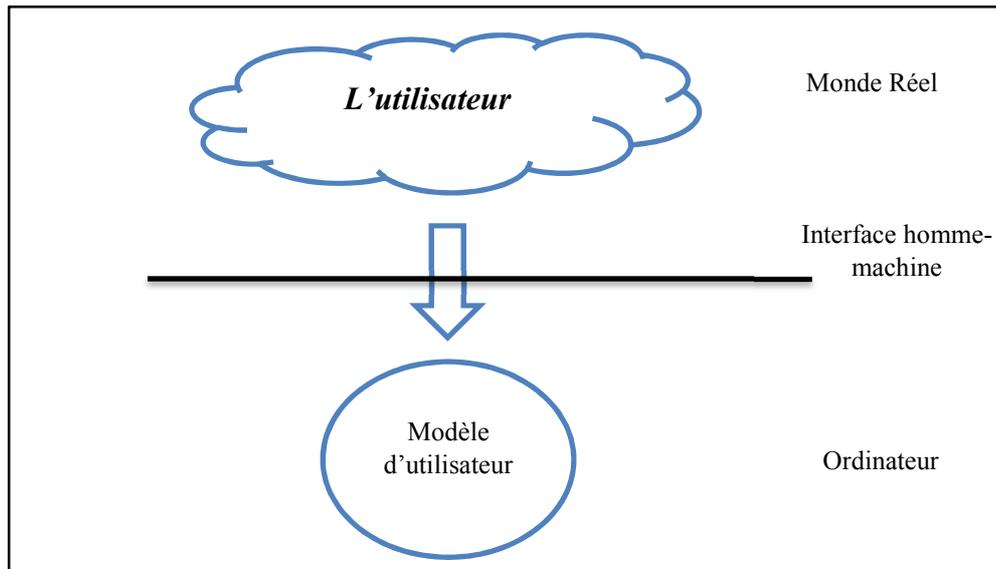


Figure 2.1. L'utilisateur et le modèle d'utilisateur (Kay, 2000).

2.3. L'objectif de la modélisation d'utilisateur

La première question qui vient à l'esprit est : pourquoi avons-nous besoin de modéliser les utilisateurs ? André Kok pose la question différemment (Kok, 1991): « Comment l'adaptation à des utilisateurs individuels influence le traitement du système ? ». Par ailleurs, la modélisation des utilisateurs est utilisée par plusieurs recherches pour adapter un système à un utilisateur. Parmi les objectifs de la modélisation, nous citons quelques-uns (Zemirli, 2008):

- Aider un utilisateur lors de l'apprentissage d'un sujet donné,
- Offrir des informations ajustées à l'utilisateur,
- Faciliter la recherche de l'information,
- Adapter l'interface selon les besoins de l'utilisateur,
- Aider l'utilisateur à trouver des informations pertinentes,
- Fournir une assistance dans l'utilisation du système,
- Aider l'apprenant pendant son apprentissage selon leur connaissance,
- Soutenir le travail collaboratif,
- Offrir à l'apprenant un retour d'information reflétant son parcours pédagogique.

3. Contenu du modèle utilisateur

L'étape principale pour la construction du modèle utilisateur est la sélection des caractéristiques appropriées de l'utilisateur. Les méthodes de collecte de données relatives aux caractéristiques des utilisateurs peuvent être inscrites selon : le niveau de connaissance,

les compétences, les préférences, les styles d'apprentissage, la motivation, les caractéristiques affectives telles que les émotions, les sentiments, les aspects cognitifs, etc.

La modélisation de l'utilisateur peut être réalisée selon différents points de vue. Dans cette section, nous allons décrire quelques caractéristiques.

3.1. Les données personnelles

Les données personnelles de l'utilisateur constituent la partie statique du profil où elles ne demandent pas la mise à jour automatique. Elles contiennent l'identité de l'utilisateur (son nom, son prénom, etc.) ainsi que les données démographiques telles que : âge, genre, adresse, situation familiale, etc. Aussi, ces données peuvent contenir les contacts personnels et professionnels de l'utilisateur et d'autres informations supplémentaires comme le numéro de la carte bancaire ou de la carte vitale (Bouzeghoub et Kostadinov, 2005).

3.2. Les préférences

Les préférences de l'utilisateur présentent l'ensemble des descriptions (Carrillo et al., 2006). Ces descriptions englobent : ce qu'un utilisateur envisage d'accomplir dans le système et la manière de le faire (c.-à-d. séquentielle, concurrente ou conditionnelle), le type et l'ordre des résultats de ces activités, et la manière dont il aimerait que l'information soit affichée.

Elles décrivent les attentes de l'utilisateur par rapport au contenu et à la présentation de l'information dans son dispositif d'accès lors de son interaction avec le système.

Le problème de cette caractéristique c'est que l'utilisateur peut mal exprimer ses désirs, et il est très possible que cet utilisateur puisse faire des erreurs concernant leur donnée (Brusilovsky et Millán, 2007).

Selon (Carrillo et al., 2006), il existe trois types de préférences :

- **Les Préférences d'Activité** : Concernent les activités qu'un utilisateur souhaite et peut accomplir dans le système.
- **Les Préférences de Résultat** : Concernent le contenu et le format préféré des résultats des fonctionnalités (par exemple : de la vidéo, du texte, ou des images).
- **Les Préférences d'Affichage** : Concernent la manière dont l'utilisateur souhaite que l'information soit affichée.

3.3. Les centres d'intérêts

Le centre d'intérêt d'un utilisateur définit le domaine d'expertise de chaque utilisateur. Ce dernier peut les formuler à travers l'introduction d'un ensemble des requêtes et des mots clés (concepts), qui décrivent ses centres d'intérêts. En se basant sur ces mots clés, le système pourra lui recommander des informations utiles qui répondent mieux à ses attentes (Daoud, 2009). Parfois, l'historique de recherche et d'interaction de l'utilisateur permettant de dégager ses centres d'intérêt et ses préférences.

3.4. La connaissance

La connaissance de l'utilisateur représente la caractéristique la plus importante dans un système adaptatif. La connaissance peut varier, pour le même utilisateur, d'un moment à un autre. En effet, le système prend en compte les changements et met à jour cette information dans le modèle de l'utilisateur (Garlatti et Prié, 2004).

Les informations de cette donnée peuvent être obtenues soit explicitement par l'utilisateur lui-même en utilisant un questionnaire par exemple, ou implicitement par le système en appliquant des techniques telles que : analyse des comportements des utilisateurs, application des règles d'inférence, etc (Brusilovsky et Millán, 2007).

Les modèles de connaissances se diffèrent selon la nature de la connaissance. On distingue :

- ce que l'utilisateur connaît effectivement.
- ce que l'utilisateur croit connaître.
- ce que le système considère comme connue par l'utilisateur (Kobsa et Pohl, 95).

4. Acquisition du modèle utilisateur

Durant cette étape, le profil est présenté comme un processus qui permet d'instancier sa représentation. En effet, le processus de construction se déroule en deux étapes essentielles (Daoud, 2009):

- 1- L'acquisition et la collection des caractéristiques de l'utilisateur à partir de sources d'informations diverses,
- 2- L'application des techniques et des algorithmes pour l'apprentissage des caractéristiques des utilisateurs.

Généralement, on dispose de deux manières afin d'obtenir les informations sur les utilisateurs :

- 1- **L'approche explicite** : elle permet d'obtenir les informations directement de l'utilisateur, selon laquelle des interactions avec le système permettent de créer ou compléter le modèle, par exemple on lui demande de remplir des formulaires afin de déterminer des informations personnelles (date de naissance, sexe, l'activité professionnelle, etc.). L'inconvénient de cette approche réside dans le cas où l'utilisateur abandonne pendant le processus d'acquisition, ce qui en résulte une détérioration de l'efficacité du système (Chrysafiadi et Virvou, 2013b).
- 2- **L'approche implicite** : Cette approche est réalisée en se basant sur les différentes interactions avec le système en observant son comportement pour récolter discrètement l'information nécessaire autour de lui. L'avantage de cette approche est qu'elle ne demande pas une implication directe de l'utilisateur. Malheureusement, la difficulté de cette technique est la définition du processus d'interprétation du comportement observé dans un contexte d'application spécifique (De Koch, 2001).

4.1. Initialisation du profil utilisateur

La première fois quand un utilisateur exécute une application, le modèle utilisateur est vide, sachant qu'une bonne initialisation permet au système de donner des bonnes réponses au nouvel utilisateur. Ce modèle peut être initialisé de plusieurs façons, on cite quelques méthodes couramment utilisées pour l'extraction initiale du modèle utilisateur (De Koch, 2001) :

- **Vide** : Pendant la première utilisation du système, tous les profils d'utilisateurs sont vides. Après un ensemble des interactions avec ce système, son profil va être mis à jour. L'avantage de cette approche est qu'elle ne demande pas beaucoup d'efforts de la part des utilisateurs.
- **Les questionnaires** : sont pratiques et relativement faciles à implémenter et ils sont utilisés dans plusieurs systèmes. Ils permettent d'avoir à la fois un aperçu de la situation et des informations plus précises. Des fois, pour connaître le niveau de connaissances initial de l'apprenant, on demande à l'apprenant de faire un test simple avant de commencer son apprentissage. Le résultat du test pourrait servir à initialiser certaines valeurs de son modèle.

- **Les stéréotypes** : Il s'agit d'un modèle générique qui classe les individus en groupes selon leurs caractéristiques (Chrysafiadi et Virvou, 2013b). On va détailler cette méthode dans la section suivante.
- **Les interviews** : Ils permettent d'obtenir d'autres informations concernant un utilisateur tel que : son expérience, ses points de vue et ses orientations comportementales. L'avantage de cette technique est qu'elle est plus courte et moins coûteuse, cependant, les interviews demandent du personnel qualifié.

Pour obtenir des meilleures performances, certains systèmes ont choisi de combiner plusieurs approches à la fois.

5. Les approches de la modélisation d'utilisateur

Il existe plusieurs techniques qui ont été utilisées pour modéliser l'utilisateur en général et l'apprenant en particulier afin de structurer leur connaissance. Les approches que nous allons présenter dans cette section peuvent être combinées afin de réaliser le modèle utilisateur.

5.1. Modèle de recouvrement (overlay model)

L'un des modèles les plus utilisés pour représenter le modèle de l'apprenant est le modèle de recouvrement. Il a été introduit par Stansfield, Carr, et Goldstein (1976), et par la suite, il a été utilisé dans plusieurs systèmes. Il permet de modéliser les connaissances d'un individu et non pas celles d'un groupe. Dans ce type de modèle, les connaissances de l'étudiant sont représentées par un sous ensemble des connaissances de l'expert (Figure 2.2). Elles sont généralement exprimées par un modèle établi par un expert du domaine, en associant une valeur à chaque concept du modèle de domaine.

Les différences entre les connaissances de l'étudiant et l'ensemble de la connaissance de l'expert sont considérées comme le manque de compétence et de connaissances de l'étudiant. L'objectif pédagogique est d'éliminer ces différences autant que possible (Bontcheva et Wilks, 2005). L'avantage principal de cette approche de la modélisation est qu'elle est simple à implémenter.



Figure 2.2. Représentation du modèle de recouvrement (Danna, 1997).

5.2. Le stéréotype

Dans ce type de modélisation, il s'agit de modéliser la connaissance dans un groupe. Les stéréotypes ont été introduits par Rich (1979) dans un système qui s'appelle GRUNDY.

L'idée principale de stéréotypes est de regrouper tous les utilisateurs possibles d'un système adaptatif en plusieurs groupes en fonction de certaines caractéristiques qu'ils sont généralement partagés. Ces groupes sont appelés les stéréotypes. Plus précisément, un stéréotype contient normalement la connaissance d'un groupe d'utilisateurs. Un nouvel utilisateur sera affecté dans un stéréotype si certaines de ses caractéristiques correspondent à celles qui sont contenues dans le stéréotype. Le problème avec cette approche est que lorsque les utilisateurs ne rentrent dans aucun des stéréotypes définis précédemment, dans ce cas il faut créer ses propres stéréotypes.

5.3. Le modèle de perturbation

Un modèle de perturbation de l'apprenant est une extension du modèle de recouvrement qui représente la connaissance de l'étudiant. Il représente les apprenants comme un sous-ensemble des connaissances des experts, comme le modèle de recouvrement, ainsi que leur fausse connaissance (Nguyen et Do, 2008). Ces erreurs sont considérées comme des perturbations de la connaissance experte. L'avantage de cette technique est qu'elle permet de modéliser les erreurs de l'apprenant contrairement à la modélisation par recouvrement. Malheureusement, cette approche est coûteuse en temps.

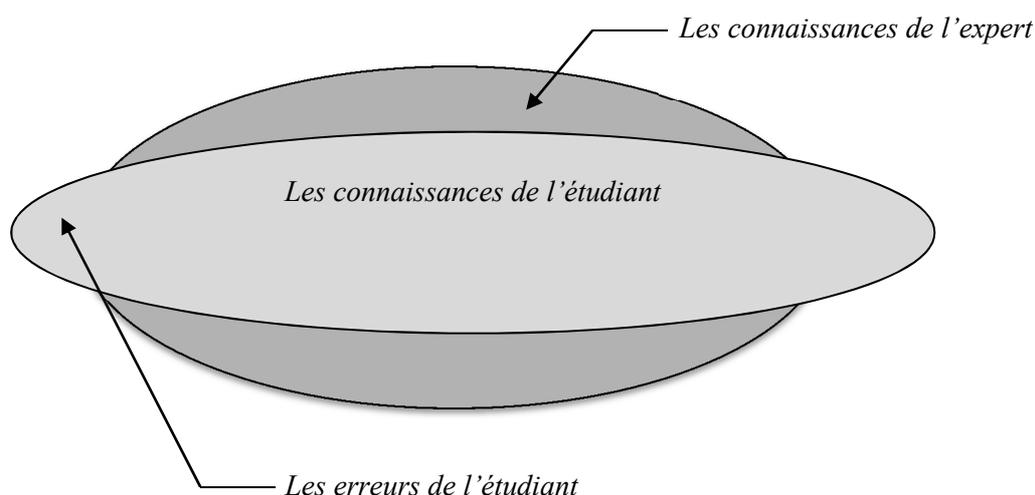


Figure 2.3. Représentation du modèle de perturbation de l'étudiant (Danna, 1997).

5.4. Les réseaux bayésiens

Une des approches utilisées pour gérer l'incertitude dans la modélisation de l'utilisateur est les réseaux bayésiens (Conati et al., 2002). Un réseau bayésien est un graphe orienté acyclique dans lequel les nœuds représentent les variables et les arcs représentent la dépendance probabiliste entre les variables (Jameson, 1995).

Dans le modèle de l'apprenant, les nœuds peuvent représenter les différentes composantes ou dimensions d'un étudiant comme les connaissances, les émotions, les styles d'apprentissage, la motivation, objectifs, etc.

5.5. Techniques d'apprentissage automatique (Machine Learning)

La modélisation des apprenants implique un processus d'effectuer des inférences sur le comportement de l'apprenant en tenant compte de son niveau de connaissances, ses capacités cognitives, ses préférences, ses compétences, ses aptitudes, etc. (De Koch, 2001).

Les processus d'observation de l'action et du comportement de l'apprenant dans un système de tutorat, devraient être faits par le système automatisé. Cette observation induisait un modèle désigné pour prédire les actions futures par les techniques d'apprentissage automatique.

D'après Sison et Shimura (1998), les techniques d'apprentissage automatique ont été utilisées pour déduire un seul modèle de l'apprenant à partir de plusieurs comportements des

apprenants observés. Par conséquent, l'utilisation des techniques d'apprentissage automatique dans la modélisation de l'apprenant est devenue de plus en plus populaire.

5.6. La logique floue pour la modélisation de l'apprenant

La construction des connaissances d'un apprenant n'est pas une tâche simple, car elle dépend souvent des choses qui ne peuvent pas être directement observées et mesurées (Jeremić et al., 2012). Il est connu qu'il existe des difficultés et des problèmes avec des systèmes d'enseignement où il n'y a pas une interaction directe entre l'enseignant et les étudiants. Ces problèmes sont dus à la collecte d'informations concernant les niveaux de connaissance et les comportements des apprenants, donc le diagnostic de l'incertitude de l'apprenant est augmenté.

Une approche possible pour traiter cette incertitude est la logique floue qui a été introduite par Zadeh (1965). La logique floue est capable de gérer l'incertitude dans les problèmes causés par des données incomplètes. Ainsi, cette technique permet de calculer les données avec les mots qu'on ne peut pas le faire avec d'autres méthodes (Drigas et al., 2009).

En effet, une proposition floue est définie comme un ensemble ordonné $(x, \mu_A(x))$, où $x \in X$ et $\mu_A(x) \in [0, 1]$, défini par une fonction d'appartenance $\mu_A(x): X \rightarrow [0, 1]$, où :

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1, & x \text{ absolument dans } A \\ 0, & x \text{ n'est pas dans } A \\ (0,1), & x \text{ partiellement dans } A \end{cases}$$

Les valeurs de $\mu_A(x)$ s'appellent les degrés de la fonction d'appartenance ou les valeurs de la fonction d'appartenance (Seridi, 2001).

5.7. La modélisation de l'apprenant à base d'ontologies

L'ontologie est définie par Gruber (1993), dans le contexte de la science de l'information, comme une spécification d'une conceptualisation d'un domaine de connaissances. Plus concrètement, une ontologie supporte la représentation structurée des concepts, et des propriétés de chaque concept décrivant des caractéristiques et attributs du concept. En plus, l'ontologie peut être conçue dans le but de partager et réutiliser des connaissances facilement (Chrysafiadi et Virvou, 2013).

6. Étude des travaux sur la modélisation de l'utilisateur/ apprenant

À l'issue de la partie précédente, il existe plusieurs techniques permettant de modéliser un utilisateur. Ces techniques se diffèrent d'un système à un autre selon les besoins de l'utilisateur. Le tableau suivant montre les différents travaux effectués sur la modélisation de l'utilisateur.

Auteur (s)	Approche (s) de modélisation							Objectif (s)	Génération du profil initial	Système développé
	Modèle de recouvrement	Stéréotypes	Le modèle de perturbation	Réseaux bayésiens	Machine learning	Logique floue	Ontologie			
(Millán et al., 2010)				x				Utiliser les réseaux bayésiens comme un outil pratique pour la modélisation de l'apprenant.	Stéréotypes	/
(Xu et al., 2002)						x		Appliquer des modèles flous pour représenter un profil de l'apprenant afin de fournir des outils d'apprentissage personnalisés, des quiz, et des conseils personnalisés.	Ensemble d'apprentissage	Intelligent Learning System
(Baker et al., 2010)				x	x			Extraire un modèle capable d'évaluer la probabilité qu'un apprenant a appris une compétence et détecter le moment d'apprentissage.	Vide	/
(Tsiriga et Virvou, 2003)		x			x			Définir un modèle de l'élève en se basant sur leur niveau de connaissance.	Stéréotype	Web-EasyMath
(Balakrishnan, 2011)					x		x	Construire un modèle de l'élève en utilisant les ontologies et l'apprentissage machine afin de reconnaître sa stratégie d'apprentissage.	Vide	/
(Bascher et Gross, 2010)			x					Utiliser un modèle de l'élève pour la formation d'orthographe pour représenter la force et la faiblesse de chaque apprenant, afin d'effectuer des actions de correction selon leurs besoins.	Vide	/
(Jeremic et al., 2012)	x	x					x	Développer un système de tutorat intelligent aux apprenants pour apprendre les modèles de conception de logiciels selon leurs caractéristiques et leurs performances.	Par l'utilisateur lui-même	DEPTHS (Design Pattern Teaching Help System)

(Muñoz et al., 2010)				x				Reconnaître et transmettre des émotions afin d'améliorer l'apprentissage des apprenants dans un environnement d'apprentissage basé sur le jeu des émotions pour enseigner la physique.	Pré-test	PlayPhysics
(Kosba et al., 2003)	x						x	Extraire les modèles de l'apprenant pour fournir des conseils aux instructeurs dans des environnements d'enseignement à distance sur le Web.	Vide	TADV (Teacher ADVisor)
(Wang et Beck, 2013)							x	Modélisation de connaissances des apprenants en utilisant des paramètres comme la connaissance et ses erreurs pour la prédiction de la performance et le comportement des apprenants.	Vide	/
(Chrysafiadi et Virvou, 2013)	x	x					x	Proposer une plateforme pour évaluer l'efficacité, la précision et la validité d'un modèle de l'apprenant pour l'enseignement du langage de programmation C.	Stéréotype	PeRSIVA
(Behaz et Djoudi, 2009)							x	Présenter une ontologie basée sur les résultats des travaux des théories cognitives pour décrire des profils d'apprenants dans un système d'hypermédia adaptatif.	Stéréotype	
(Yudelson et al., 2013)				x				Représenter la maîtrise des apprenants de chaque concept afin de prédire leurs succès.	Vide	/
(Faraco et al., 2004)			x					Modéliser les connaissances et les erreurs des apprenants grâce à un modèle de perturbation, afin de fournir une assistance personnalisée aux apprenants à distance en temps réel.	Par l'utilisateur lui-même	LeCo-EAD (Learning Companion System for Distance Learning)

(Surjono et Maltby, 2003).	x	x	x					Intégrer un modèle de l'apprenant pour accueillir plusieurs caractéristiques des apprenants dans les systèmes hypermédias telles que : les connaissances, les styles d'apprentissage et les préférences.	Pré-test	/
(Kavcic, 2004)	x						x	Construire un graphe de navigation pour chaque apprenant selon son raisonnement pour prédire leur compétence en se basant sur son test de l'évaluation.	Vide	InterMedi Actor
(Labidi et Sérgio, 2000)							x	Proposer un modèle de l'apprenant qui est capable de traiter la spécificité de l'apprentissage coopératif et de remédier aux limitations des modèles existants.	Vide	SHIECC

Tableau 2.1. Récapitulation des travaux réalisés sur le modèle utilisateur.

7. Synthèse

D'après le tableau 2.1 qui synthétise quelques travaux étudiés, il a été prouvé que certaines approches du modèle de l'apprenant sont idéales pour représenter certains aspects particuliers de ses caractéristiques. Par exemple, le modèle de recouvrement est utile pour la représentation de la maîtrise de l'apprenant sur les connaissances du domaine (Chrysafiadi et Virvou, 2013), les stéréotypes sont idéals pour représenter les styles d'apprentissage des apprenants (Surjono et Maltby, 2003), la logique floue est développée afin de faire face à l'incertitude des processus d'apprentissage (Xu et al., 2002), etc.

Les aspects les plus communs d'un apprenant qui ont été modélisés sont les états des connaissances et les préférences d'apprentissage (Tsiriga et Virvou, 2003; Wang et Beck, 2013 ; Faraco et al., 2004 ; Surjono et Maltby, 2003). Le travail de Tsiriga et Virvou (2003) initialise le modèle de l'apprenant en se basant sur l'algorithme k-plus proches voisins et les stéréotypes. Toutefois, cette méthode ne tient pas en compte des caractéristiques personnalisées qui vont influencer le processus d'apprentissage telles que la capacité cognitive.

En plus, le modèle de l'apprenant contient les composantes essentielles pour évaluer les niveaux de connaissances de l'apprenant (Tsiriga et Virvou, 2003 ; Yudelson et al., 2013). En effet, on peut analyser les réponses de l'apprenant dans le but de déduire ses connaissances correctes, erronées ou incomplètes (Labidi et Sérgio, 2000).

Par ailleurs, on peut constater les erreurs ou les incompréhensions de l'apprenant selon les erreurs fréquentes de cet apprenant et celles de nombreux apprenants. Les informations sur ces erreurs sont conservées dans le modèle de l'apprenant (Baschera et Gross, 2010 ; Wang et Beck, 2013 ; Faraco et al., 2004 ; Baker et al., 2010).

Nous avons constaté aussi que la majorité des systèmes proposés ont deux fonctionnalités ou plus en même temps, surtout la personnalisation de l'apprentissage et l'évaluation des connaissances de l'apprenant (par exemple : Web-EasyMath (Tsiriga et Virvou, 2003), SHIECC (Labidi et Sérgio, 2000), etc.). Aussi, nous avons remarqué que l'approche utilisée change d'un travail à un autre selon l'objectif final.

En outre, de nombreuses recherches ont utilisé une hybridation des méthodes, qui regroupe diverses caractéristiques de différentes techniques de la modélisation de l'apprenant, afin de combiner divers aspects des caractéristiques des apprenants. Comme résultat, nous avons

trouvé des modèles hybrides d'apprenants qui combinent le modèle de recouvrement avec les stéréotypes (Jeremic et al., 2012), les stéréotypes avec les techniques de machine learning (Tsiriga et Virvou, 2003), un modèle de recouvrement avec les techniques de la logique floue (Kosba et al., 2003), ou les réseaux bayésiens avec des algorithmes d'apprentissage machine (Baker et al., 2010).

8. Conclusion

Comme il a été présenté tout au long de ce chapitre, la modélisation de l'utilisateur est un domaine de recherche très actif. En plus, il constitue l'une des principales composantes de plusieurs domaines d'application de l'apprentissage et de la personnalisation.

Dans ce chapitre, nous avons présenté un bref aperçu sur l'ensemble des techniques les plus importantes de la modélisation de l'utilisateur. La prise en compte de l'utilisateur est essentielle non seulement pour modéliser le savoir-faire, mais aussi pour fournir d'autres fonctions plus avancées.

Nous avons remarqué qu'il y a de nombreux systèmes qui ont été développés. Ces derniers ont collecté différents types d'information et ont exposé différents types d'adaptation à leurs utilisateurs. Nous avons constaté également l'utilité de modéliser les utilisateurs par les techniques d'apprentissage automatique selon les critères qui répondent à leur objectif. Cette étude nous a donné un grand apport pour la modélisation des utilisateurs par l'utilisation de ces techniques.

Les techniques de data mining sont parmi celles utilisées pour modéliser les utilisateurs humains dans les environnements d'apprentissage en ligne. Ces techniques ont donné de très bons résultats dans le domaine éducatif. Le principe de ces techniques et l'apport de leur intégration dans le domaine de l'éducation en ligne feront l'objet du chapitre suivant.

Chapitre 3

Data mining dans les environnements éducatifs

1. Introduction

Dans le cadre de cette thèse, nous avons concentré nos recherches sur les techniques permettant une modélisation du tuteur à temps, pertinente et dynamique. Pour cette raison, nous avons étudié l'application des techniques de data mining dans l'éducation pour déduire un modèle qui répond à nos besoins.

Le data mining est l'étape d'analyse de la découverte de la connaissance dans le processus de bases de données. C'est le processus de la découverte des nouvelles informations et des modèles potentiellement utiles à partir d'une grande base de données. Il est employé dans beaucoup de domaines. L'un des domaines d'application de ces techniques est l'éducation. En effet, ce nouveau domaine de recherche, connu sous l'acronyme EDM (pour Educational Data Mining), concerne le développement des méthodes qui découvrent des connaissances à partir de données provenant de l'environnement éducatif.

Le data mining appliqué dans l'éducation utilise beaucoup de techniques telles que les arbres de décision, réseaux de neurones, k plus proches voisins, k-means, SVM (Support Vector Machines), etc. En utilisant ces méthodes, plusieurs genres de connaissance peuvent être découverts comme les règles d'association, la classification et le clustering.

Dans ce chapitre, nous présentons les techniques de data mining. Nous insistons en particulier sur l'intégration du data mining dans l'éducation. Enfin, nous donnons des statistiques sur le nombre de travaux publiés durant ces dernières années dans le domaine d'EDM.

2. Data mining

2.1. Définition et historique

Selon le Groupe Gartner¹, le Data Mining appelé aussi fouille de données est le processus de découverte de nouvelles corrélations, modèles et tendances en analysant une grande quantité de données, en utilisant les techniques de reconnaissance des formes ainsi que d'autres techniques statistiques et mathématiques. Il est apparu au milieu des années 1990 aux États-Unis comme une nouvelle discipline à l'interface de la statistique et des technologies de l'information : bases de données, intelligence artificielle, apprentissage automatique (Saporta, 2004).

¹ The Gartner Group, www.gartner.com.

Il existe d'autres définitions, nous citons quelques-unes :

- 1- Le data mining est l'analyse de grands ensembles de données observationnelles pour découvrir des nouvelles relations entre elles et de les reformuler afin de les rendre plus utilisables de la part de leurs propriétaires (Hand et al., 2001).
- 2- Le data mining est un domaine interdisciplinaire utilisant en même temps des techniques d'apprentissage automatique, de la reconnaissance des formes, des statistiques, des bases de données et de visualisation pour déterminer les manières d'extraction des informations de très grandes bases de données (Cabena et al., 1998).
- 3- Le data mining est l'extraction de connaissances à partir de grandes quantités de données. C'est un domaine relativement récent qui se situe à l'intersection des statistiques, de l'apprentissage automatique et des bases de données (Jiawei et Kamber, 2001).

À partir des définitions proposées ci-dessus et dans notre contexte, nous adoptons la définition de (Talbi, 2015) :

« Le Data mining est un processus itératif et interactif dont l'objectif est la découverte de modèles de données valides, nouveaux, utiles et compréhensibles dans de larges Bases de Données ».

3. Data mining appliqué dans l'éducation

La communauté du data mining appliqué dans l'éducation a défini ce terme comme suit : « Le Data mining appliqué dans l'éducation est une discipline qui concerne le développement des méthodes permettant d'explorer les types de données uniques qui viennent de milieux éducatifs. Ces méthodes sont utilisées afin de mieux comprendre le comportement des apprenants ainsi que l'environnement de leur apprentissage » (Baker et Yacef, 2009).

De la même manière, Romero et Ventura (2010 ; 2013) définissent l'EDM comme : « une application des techniques du data mining (DM) à un type spécifique de données qui viennent des environnements éducatifs pour répondre aux questions éducatives importantes ». Ce domaine est une forme d'intersection des trois domaines principaux tels que : l'informatique, l'éducation et les statistiques. Les résultats de ces derniers provoquent l'apparition des sous-domaines liés à l'EDM (Figure 3.1).

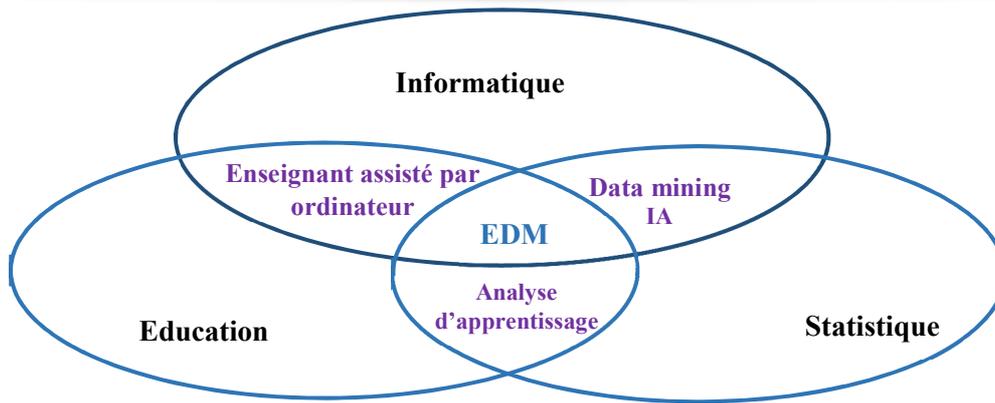


Figure 3.1. Les domaines en relation avec l'EDM (Romero et Ventura, 2013).

Les techniques de data mining (EDM) sont devenues plus importantes dans la recherche et dans la pratique. Les principales raisons de cette situation sont : le développement rapide de la technologie, la croissance rapide de la connaissance humaine, et l'augmentation du nombre des établissements d'enseignement (Ivančević et al., 2011).

Le data mining a été appliqué aux données provenant de différents types de systèmes éducatifs. D'une part, il y a l'environnement de classe traditionnelle face-à-face comme l'éducation spéciale (Tsantis et Castellani, 2001) et l'enseignement supérieur (Luan, 2002). D'autre part, il y a de l'enseignement informatisé ainsi que sur le Web tel que les systèmes de gestion d'apprentissage (Pahl et Donnellan, 2003), les systèmes hypermédias adaptatifs (Koutri et al, 2005) et les systèmes des tuteurs intelligents (Mostow et Beck, 2006). La différence principale entre ces systèmes est la disponibilité de données dans chaque système.

4. Le processus d'application de l'EDM

Le processus d'application de data mining appliqué dans l'éducation peut être considéré comme un cycle itératif de formulation d'hypothèses, de tests et de raffinement (Romero et Ventura, 2013). Dans ce processus, l'objectif est non seulement de transformer les données en connaissances, mais aussi pour filtrer la connaissance extraite pour savoir comment modifier le milieu éducatif pour améliorer l'apprentissage des apprenants (Figure 3.2).

Romero et Ventura (2013) et Sachin et Vijay (2012) ont constaté que l'application d'EDM est similaire au processus d'Extraction de Connaissances à partir de Données (ECD). Ce processus commence par la collecte de données à utiliser à partir de l'environnement éducatif. Les données brutes qui ont été obtenues, nécessitent un nettoyage et un prétraitement tel que : la fusion de données hétérogènes, le traitement des données manquantes, la conversion des

données, etc. Cette phase nécessite souvent l'utilisation de certaines techniques du data mining. Le résultat de cette dernière est un modèle qui peut structurer les données qui sont stockées. Enfin, la dernière étape est l'interprétation et l'évaluation des résultats obtenus.

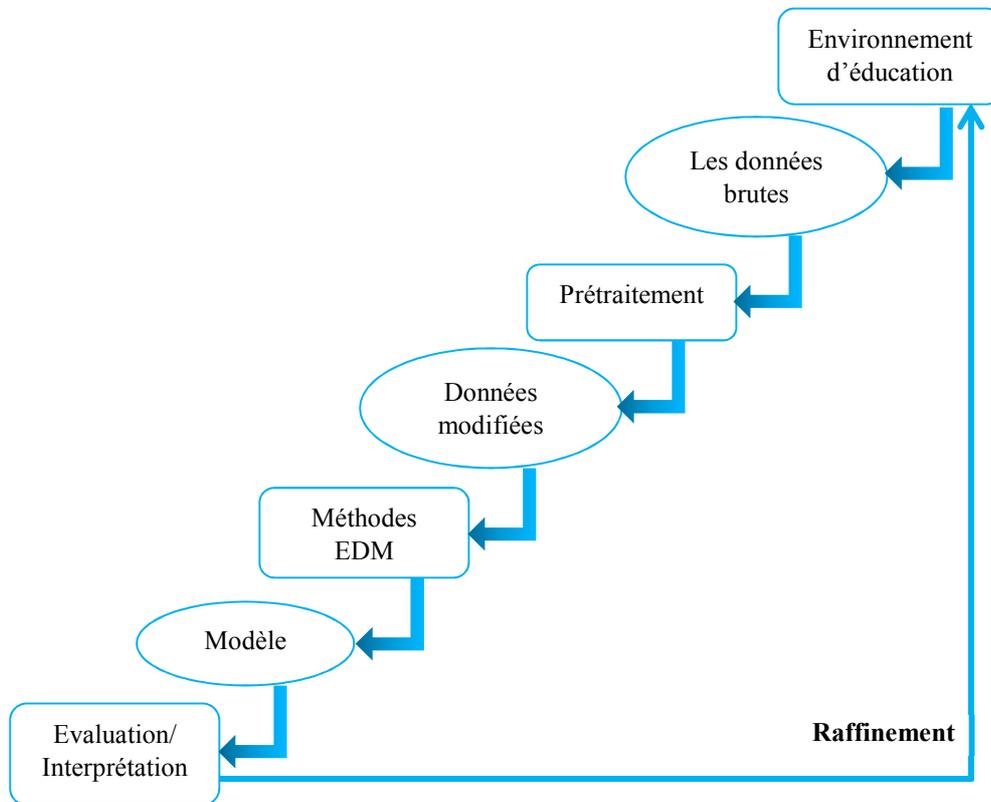


Figure 3.2. Le processus d'application de Data mining appliqué dans l'éducation (Bousbia et Belamri, 2014).

5. Les techniques du data mining dans le E-Learning

D'après les études qui ont été faites sur l'application des techniques de data mining appliqué dans l'éducation, on déduit que cette technique peut être appliquée dans plusieurs domaines de recherche tels que : e-learning, système tuteurs intelligent, text mining, réseaux sociaux mining, web mining, etc.

Romero et ses collègues (2008) et Baker (2010) ont catégorisé les méthodes de data mining appliqué dans l'éducation en trois catégories : Prédiction, Clustering et Relations mining. Il existe d'autres méthodes qui répondent à ce problème : la classification et la visualisation (Castro et al., 2007).

Dans la section suivante, nous allons présenter quelques travaux qui ont utilisé les techniques du data mining appliqué dans l'éducation en se basant sur certains critères tels que : Méthode(s) du DM utilisée(s), Acteur(s) humain(s) concerné(s) par le travail, Acteur(s) humain(s) bénéficiaire(s) du travail, l(es) objectif(s) du travail, le système développé et le(s) Domaine(s) d'application.

5.1. Clustering

La première application des méthodes de clustering dans le e-learning était avec Hwang (2003). Le clustering est un processus qui consiste à regrouper les objets dans des groupes homogènes (Jain et al., 1999). C'est une technique de classification non supervisée permettant de partitionner les données dans des groupes ou des sous-ensembles basés sur leur position et leur connexion. Dans cette technique, on veut découvrir et modéliser les groupes en se basant sur une mesure de similarité. Le Tableau 3.1 contient une revue de la littérature disponible en fonction des thèmes différents sur l'application du clustering dans le e-learning.

La méthode du clustering a été appliquée avec succès dans plusieurs travaux. Mullier (2002) et Rodrigo (2008) ont classé les apprenants dans des catégories spécifiques (par exemple excellent, moyen et mauvais). Chacun d'entre eux utilise des méthodes différentes pour atteindre son objectif final.

D'autres recherches d'analyse du système collaboratif utilisent les techniques du data mining. Talavera et Gaudioso (2004) ont confirmé l'utilité des techniques du data mining pour supporter l'évaluation des activités en collaboration. Avec l'utilisation des techniques du data mining, nous pouvons obtenir des nouveaux rapports valables, des modèles compréhensibles à partir de grandes bases de données.

Șuşnea (2009) et Rodrigo et ses collègues (2008) ont utilisé l'algorithme k-means sur des données du même acteur (l'apprenant) pour des objectifs différents. Par exemple, Șuşnea (2009) a appliqué cet algorithme pour la classification des modèles. Avec cette technique, ils peuvent identifier les principaux éléments pour la création et la production du programme d'enseignement au sein d'un système du e-learning.

Auteur(s)	Méthode(s) du DM utilisée(s)	Acteur humain concerné	Acteur humain bénéficiaire	Objectif(s) du travail	Système développé	Domaine d'application
(Mullier, 2002)	SOM (Self Organizing Maps)	Apprenant	Enseignant	Classer les apprenants en fonction de leurs réponses aux questions avec la méthode SOM.	/	Apprentissage continu
(Talavera et Gaudioso, 2004)	EM (Expectation-maximization)	Apprenant	Enseignant	Construire et découvrir des modèles analytiques en résumant les schémas d'interaction des apprenants durant leurs activités collectives.	/	CSCL (Computer Supported Collaborative Learning)
(Rodrigo et al., 2008)	K-means	Apprenant	Enseignant	Classifier les apprenants pour caractériser leurs comportements (collaboratif, individuel).	Aplusix	Apprentissage continu
(Șuşnea, 2009)	K-means	Apprenant	Enseignant	Identifier les éléments principaux pour la création et la production de programmes au sein des systèmes du e-learning.	/	Enseignement supérieur

Tableau 3.1. Travaux sur l'application du clustering dans les systèmes éducatifs.

5.2. Visualisation

L'une des phases les plus importantes d'un processus de data mining (et qui est généralement négligée) est celle de l'exploration de données grâce à des méthodes de visualisation (Castro et al., 2007).

L'approche proposée par Mazza et Milani (2005) dans l'outil GISMO permet d'interroger les traces d'apprentissage enregistrées par la plateforme Moodle et de générer automatiquement

des représentations graphiques variées utilisables par les tuteurs pour découvrir les personnes qui ont besoin d'une attention particulière.

Mostow et Beck (2006) ont développé un outil pour aider les étudiants à lire. Ils ont montré dans un mode hiérarchique et ordonné l'interaction de l'étudiant avec l'environnement e-Learning. Ils ont utilisé les fichiers logs, malgré que ces fichiers sont très compliqués et difficiles à analyser.

De plus, il existe des travaux qui ont utilisé des algorithmes prédéfinis dans le logiciel Weka. Garcia-Saiz et Zorrilla (2011) ont utilisé ces algorithmes pour générer des modèles qui peuvent aider les instructeurs à mieux comprendre le processus d'apprentissage et d'analyser l'efficacité de l'organisation des cours. Les résultats qu'ils offrent sont faciles à comprendre statistiquement et graphiquement.

Shen et ses collègues (2002) ont présenté un centre d'analyse des données sur la base des plateformes du e-learning. Les techniques de visualisation ont été utilisées pour visualiser les aspects sociaux dans l'apprentissage collaboratif assisté par ordinateur, les relations collectives dans les systèmes peer-to-peer et les conversations au sein des groupes en ligne.

Auteur (s)	Méthode(s) du DM utilisée (s)	Acteur humain concerné	Acteur humain bénéficiaire	Objectif(s) du travail	Système développé	Domaine d'application
(Mazza et Milani 2005)	Représentation graphique	Apprenant	Enseignant	Proposer une technique pour représenter les données des apprenants pour faciliter leurs suivis dans l'enseignement à distance.	GISMO	Apprentissage continu
(Mostow et Beck, 2006)	SQL queries	Apprenant	Tuteur	Aider les enfants à décoder des mots et comprendre des histoires à l'aide de l'intervention du tuteur.	LISTEN's Reading Tutor	Apprentissage continu
(Garcia-Saiz et Zorrilla, 2011)	EM et Simple K-means	Apprenant	Enseignant	Découvrir les profils et les modèles des comportements de leurs apprenants et voir	E-learning Web Miner (EIWM)	Apprentissage continu

				leurs façons de navigation.		
(Shen et al., 2002)	Statistical graphs	Apprenant	Enseignant	Développer une plateforme qui peut montrer le comportement et la faiblesse de l'apprenant dans la classe.	Data Analysis Center	Apprentissage continu

Tableau 3.2. Travaux sur l'application de la visualisation dans les systèmes éducatifs.

5.3. Classification et prédiction

La classification et la prédiction sont également des techniques connexes. La classification prédit des étiquettes aux classes alors que la prédiction prédit une fonction à valeurs continues (Romero et Ventura, 2007).

5.3.1. Classification

Dans les problèmes de classification, les chercheurs ont l'habitude de viser la modélisation des relations existantes entre un ensemble des données multidimensionnelles et un certain ensemble de résultats pour chacun d'entre eux sous la forme d'étiquettes d'appartenance à une classe (Castro et al., 2007). Dans ce qui suit, nous verrons quelques techniques qui ont été appliquées au e-learning (Tableau 3.3).

Il existe plusieurs méthodes de classification incluses dans le processus du data mining dans le but d'effectuer la personnalisation, la modélisation et la prédiction. Korbar et ses collègues (2011) ont classifié les profils des apprenants en se basant sur leur propre choix concernant l'enseignement supérieur. K-means et l'algorithme hiérarchique ont été appliqués pour regrouper et minimiser le nombre des clusters. Cette méthode est utile afin de regrouper les apprenants selon leurs niveaux dans certains modules et même pour les tuteurs afin de déterminer leurs principaux rôles.

Tsiriga et Virvou (2002) et Liu et ses collègues (2011) ont proposé de modéliser l'apprenant et visualiser ce modèle à l'enseignant pour mieux comprendre le comportement de l'apprenant et sa propre performance. Par exemple Tsiriga et Virvou (2002) ont initialisé le modèle de l'apprenant en se basant sur l'algorithme K-plus proches voisins (K-ppv) qui est une technique compréhensive que l'on peut appliquer pour initialiser n'importe quel profil. Mais le problème qui se pose est que cette méthode ignore quelques caractéristiques de

personnalisation, par exemple le niveau cognitif qui influencera par la suite sur l'apprentissage.

Hwang et ses collègues (2003) ont proposé un modèle (CER²) pour identifier les apprenants qui rencontrent des problèmes à cause du manque d'enseignants. Cette approche est utile pour que l'enseignant définisse et analyse les relations entre les concepts et les aide à diagnostiquer les problèmes d'apprentissage des apprenants.

Enfin, Hogo (2010) a classé les apprenants dans des catégories spécifiques (par exemple excellent, moyen et mauvais). On peut déduire que la combinaison des techniques d'IA (Intelligence Artificielle) et des outils statistiques a donné des meilleurs résultats par rapport à l'application d'une seule méthode à la fois.

Auteur (s)	Méthode(s) du DM utilisée (s)	Acteur humain concerné	Acteur humain bénéficiaire	Objectif(s) du travail	Système développé	Domaine d'application
(Korbar et al., 2011)	k-means et l'algorithme hiérarchique	Apprenant	Enseignant	Classifier les apprenants en fonction de leurs motivations concernant leurs choix des facultés de l'enseignement supérieur.	/	Enseignement supérieur
(Tsiriga et Virvou, 2002)	K-ppv	Apprenant	Enseignant	Initialisation du modèle de l'apprenant en utilisant les stéréotypes et K-ppv.	Web-EasyMath	Apprentissage continu
(Hwang et al. (2003)	CER	Apprenant	Enseignant	Proposer une approche assistée par ordinateur pour diagnostiquer les problèmes des apprenants dans les cours de sciences.	CER Builder	Apprentissage continu
(Hogo, 2010)	FCM (Fuzzy C-Means) et KFCM (kernel-based fuzzy C-means)	Apprenant	Enseignant	Classifier les apprenants dans des catégories spécifiques basées sur leurs profils.	/	Apprentissage continu

² Concept Effect Relationship

(Liu et al., 2011)	SVM	Apprenant	Enseignant	Classifier la reconnaissance des émotions et les caractéristiques de la voix des apprenants.	/	Apprentissage continu
--------------------	-----	-----------	------------	--	---	-----------------------

Tableau 3.3. Travaux sur l'application de la classification dans les systèmes éducatifs.

5.3.2. Prédiction

L'objectif de la prédiction est de développer un modèle qui peut déduire un aspect unique des données (variables prédites) à partir d'une combinaison d'autres aspects de données (variables prédictives) (Sachin et Vijay, 2012). Le Tableau 3.4 contient quelques travaux de l'application de la prédiction dans le domaine du e-learning.

D'après les données mentionnées dans le tableau, on déduit que la plupart des travaux de recherche sont axés sur les apprenants. Muehlenbrock (2005) a présenté une approche qui analyse les données dans un environnement d'apprentissage sur le web pour l'enseignement des maths. En effet, ActiveMath est un environnement qui génère des fichiers logs contenant toutes les actions de chaque apprenant. L'auteur a appliqué l'arbre de décision pour prédire d'autres expériences qui peuvent être utiles à l'enseignant. Comme résultat, on peut l'appliquer pour prédire d'autres expériences de n'importe quel module de n'importe quel niveau.

L'enseignement basé sur le web est une recherche très populaire dans plusieurs domaines. Romero et ses collègues (2003) ont proposé une méthodologie pour améliorer les performances des apprenants en appliquant les règles de prédiction qui seront présentées à l'enseignant pour l'aider à prendre une décision pour modifier le cours afin d'obtenir de meilleures performances de l'apprenant.

Les connaissances extraites à partir des informations sur internet peuvent être envoyées à l'environnement e-learning pour faciliter le travail des enseignants à cause des difficultés de l'évaluation des cours à distance. Etchells et ses collègues (2006) ont utilisé l'algorithme de raisonnement inductif flou (FIR). En plus, ces auteurs ont proposé l'algorithme d'extraction des règles orthogonales basées sur la recherche (OSRE) pour trouver les fonctionnalités d'utilisation pour prédire les notes des élèves et expliquer cette prédiction.

Beck et ses collègues (2008) ont évalué une mesure de l'efficacité d'un tuteur parmi les propriétés importantes du système du tuteur intelligent et sa capacité à aider les apprenants en

utilisant l'algorithme EM et les réseaux bayésiens. Cette étude est utile pour voir si le tuteur intervient ou non.

Shang et ses collègues (2001) ont fait une analyse qui a été effectuée sur le profil d'apprentissage des apprenants, y compris les styles d'apprentissage et les connaissances préalables dans la sélection, l'organisation et la présentation du matériel d'apprentissage pour favoriser l'apprentissage actif.

Auteur (s)	Méthode (s) du DM utilisée (s)	Acteur humain concerné	Acteur humain bénéficiaire	Objectif(s) du travail	Système développé	Domaine d'application
(Muehlenbrock, 2005)	Arbre de Décision	Apprenant	Enseignant	Enregistrer et analyser les actions de chaque apprenant automatiquement selon son interaction dans les environnements d'apprentissage basé sur le web.	ActiveMath	Enseignement supérieur
(Romero et al., 2003)	Les règles de prédiction	Apprenant	Enseignant	Découvrir des informations sur l'utilisation des cours sur le web par les apprenants.	EPRuLes (en JAVA)	Enseignement supérieur
(Etchells et al., 2006)	FIR et OSRE	Apprenant	Enseignant	Prédire les notes des élèves en ligne et expliquer la prédiction de leurs notes sous une forme simple et interprétable.	/	Enseignement supérieur
(Beck et al., 2008)	EM et réseau dynamique bayésien	Apprenant	Tuteur	Mesurer l'efficacité de l'aide du tuteur dans un système du tuteur intelligent (en anglais Intelligent tutoring system : ITS).	/	Apprentissage continu
(Shang et al., 2001)	Réseau bayésien	Apprenant	Enseignant	Supporter l'interaction personnalisée entre les apprenants et le système d'apprentissage.	IDEAL	Apprentissage continu

Tableau 3.4. Travaux sur l'application de la prédiction dans les systèmes éducatifs.

5.3.3. La classification et la prédiction à la fois

La classification appropriée des apprenants est l'un des aspects importants dans l'environnement du e-learning. Mihaescu (2011) a classifié les apprenants selon leurs activités et leurs performances à répondre aux questions. Il a créé un modèle qui peut être utilisé pour prédire la couverture des connaissances pour un apprenant au niveau du concept en utilisant la régression linéaire. Mais cette approche n'est pas toujours vraie donc il faut prendre en considération même les activités précédentes pour que l'on puisse les classer correctement.

Kumar et Chadha (2011) ont analysé l'application du data mining dans l'éducation où ils ont extrait des informations utiles à partir de grandes quantités des données telles que l'organisation d'un syllabus en utilisant les règles d'association, la prédiction des performances d'un élève en utilisant les arbres de décision pour les classer, l'estimation du nombre des hommes et des femmes qui utilisent les techniques de prédiction, la détection de tricheurs dans les examens en ligne, et l'identification des valeurs erronées.

Bidgoli et Punch (2003) ont présenté une approche pour classer les apprenants en vue de prédire leurs notes finales. Ils veulent trouver les groupes d'apprenants qui utilisent les ressources en ligne en même temps. D'après ce travail, on remarque que la combinaison de plusieurs méthodes de classification conduit à une amélioration de la performance d'un classifieur.

Shaeela et ses collègues (2010) ont analysé comment les différents facteurs influencent le comportement d'apprentissage d'un apprenant. Ils ont proposé un modèle qui informe les apprenants faibles avant l'examen final en vue de les sauver de l'échec. Toutes ces informations sont transmises à l'enseignant pour réduire le ratio d'abandon à un niveau significatif et améliorer la performance d'un apprenant.

Lile (2011) a utilisé plusieurs méthodes de data mining pour identifier et localiser des informations qui améliorent le processus du e-learning pour mieux comprendre l'apprentissage et l'enseignement.

Auteur(s)	Méthode(s) du DM utilisée(s)	Acteur humain concerné	Acteur humain bénéficiaire	Objectif(s) du travail	Système développé	Domaine d'application
(Mihaescu, 2011)	Régression Linéaire	Apprenant	Enseignant	Classifier et modéliser la quantité de connaissances de l'apprenant accumulée en relation avec les variables représentant l'activité effectuée.	/	Apprentissage continu
(Kumar et Chadha, 2011)	Règles d'association, K-means et Arbre de décision	Apprenant	Enseignant	Mentionner l'utilité d'application du data mining dans le E-learning.	/	Enseignement supérieur
(Bidgoli et Punch, 2003)	GA, C5.0, CART (Classification and Regression trees), Bayes, KNN, MLP (Multilayer perceptron), et CMC (Critical Micelle Concentration)	Apprenant	Enseignant	Classifier les apprenants en vue de prédire leurs notes finales en fonction des caractéristiques extraites à partir des données des fichiers logs.	LON-CAPA ³	Apprentissage continu
(Shaeela et al., 2010)	k-means et méthode hiérarchique	Apprenant	Enseignant	Analyser le comportement d'apprentissage des apprenants et prédire leurs activités.	/	Enseignement supérieur
(Lile, 2011)	K-means, algorithme Apriori, Arbres d'induction	Apprenant	Enseignant	Acquérir des connaissances sur la façon dont les apprenants apprennent dans l'environnement e-learning et évaluer leurs activités.	/	Enseignement supérieur

Tableau 3.5. Travaux sur l'application de la classification et la prédiction dans les systèmes éducatifs.

³ Learning Online Network with Computer-Assisted Personalized Approach: <http://www.lon-capa.org>

5.4. Modélisation de l'utilisateur en utilisant les techniques de data mining

Nous avons déjà cité dans le chapitre précédent les concepts de base du modèle utilisateur, ainsi que les différentes approches de la modélisation. Plusieurs techniques de data mining ont été appliquées dans le but d'extraire un modèle d'utilisateur. Ces techniques ont été basées sur les caractéristiques de l'utilisateur (style d'apprentissage, motivation, comportement, etc.) afin d'automatiser la construction du modèle de l'apprenant (Romero et Ventura, 2010). En effet, Doux et ses collègues (1997) ont utilisé un système de classification des comportements des utilisateurs qui est basé sur une adaptation de l'algorithme K-means aux données symboliques représentant ces comportements. Cette classification permet de contrôler les paramètres de dispositifs automatiques et déduire les prototypes des comportements des utilisateurs.

Les arbres de décision sont généralement utilisés pour mettre en œuvre des tâches de classification. Dans le travail de Beck et ses collègues (2003), les arbres de décision sont utilisés pour construire des modèles de l'utilisateur basés sur une caractéristique particulière, par exemple : son niveau d'expérience, son style cognitif, etc.

Tang et ses collègues (2015) ont introduit la méthode des réseaux de neurones qui intègre les informations des utilisateurs pour prédire leurs notes. Malheureusement, la méthode sélectionnée est toujours confrontée à des limitations importantes: (1) le temps d'apprentissage nécessaire pour produire un modèle (qui dans certains cas elle peut prendre des heures et même des jours) et (2) la quantité d'informations nécessaires.

Frias-Martinez et ses collègues (2006) ont présenté également des techniques qui peuvent être utilisées de manière plus efficace en fonction de la tâche mise en œuvre par l'application. Chaque technique capture différents éléments du comportement de l'utilisateur. La combinaison de ces techniques entre elles et avec d'autres techniques de machine learning, fournira un cadre utile pour capturer efficacement la complexité naturelle du comportement humain.

De leur côté, Holzhüter et ses collègues (2013) ont proposé une approche pour répondre à deux questions de recherche : comment les processus d'apprentissage peuvent être optimisés en utilisant des modèles et le contrôle basé sur des règles? Et comment peut-on traiter des modèles qui sont générés en se basant sur le concept du style d'apprentissage ?

Auteur (s)	Méthode (s) du DM utilisée (s)	Acteur humain concerné	Objectif(s) du travail	Système développé	Domaine d'application
(Joshi et al., 2000)	FCMdd ⁴ et RFCMdd ⁵	Apprenant	Appliquer deux algorithmes afin d'extraire les profils intéressants des utilisateurs.	/	Apprentissage continu
(Doux et al., 1997)	K-means	Utilisateur	Déduire le comportement de chaque utilisateur en utilisant un algorithme de clustering (K-means)	/	Enseignement supérieur
(Mobasher et Cooley, 2000)	K-means	Apprenant	Capturer les centres d'intérêt des utilisateurs et construire un système de recommandation spécifique.	/	Enseignement supérieur
(Beck et al., 2003)	C5.0 et Bayésien naïve	Apprenant	Construction d'un modèle de l'utilisateur pour un tuteur adaptatif pour la lecture.	LISTEN's Readin Tutor	Enseignement supérieur
(Tang et al., 2015)	Réseaux de neurones	Utilisateur	Proposer une nouvelle approche de prédiction des notes des examens en prenant en compte les informations des utilisateurs.	/	Enseignement supérieur
(Billsus et Pazzani, 1999)	K-ppv	Utilisateur	Construction d'un agent intelligent pour compiler les programmes quotidiens pour les utilisateurs individuels en utilisant le modèle utilisateur.	/	Apprentissage continu
(Frias-Martinez et al., 2006)	K-means, SVM, K-ppv, Arbre de décision, etc.	Utilisateur	Étudier les différentes techniques de data mining qui peuvent être utilisées pour capturer efficacement et avec précision le comportement des utilisateurs.	/	Apprentissage continu
(Holzhüter et al.,	Arbre de décision	Apprenant	Attribuer certaines tâches à un groupe d'apprenants qui ne	/	Apprentissage continu

⁴ Fuzzy Medoids Algorithm

⁵ Robust Fuzzy Medoids Algorithm

2013)			peuvent pas contrôler tous les facteurs qui influencent sur les associations des tâches de l'apprenant.		
-------	--	--	---	--	--

Tableau 3.6. Travaux sur l'application du data mining pour extraire le modèle utilisateur.

5.5. Synthèse

L'objectif de l'EDM est d'analyser n'importe quelle donnée et résoudre les problèmes de recherche en éducation. L'EDM concerne le développement de nouvelles méthodes pour explorer les données éducatives, et l'utilisation des méthodes du data mining pour mieux comprendre l'environnement d'apprentissage des apprenants.

À la lumière des travaux de recherche présentés dans les sections précédentes, on remarque que chaque travail se concentre sur un acteur spécifique pour un problème particulier. Par exemple, pour l'apprenant on trouve : la modélisation, le regroupement, la prédiction des performances, etc.

L'objectif de la prédiction consiste à estimer la valeur inconnue d'une variable qui décrit l'acteur (étudiant, tuteur ou enseignant). Dans le domaine éducatif, les valeurs à prédire sont généralement la performance, la connaissance et la note.

Selon le problème posé, plusieurs méthodes sont appliquées sur des données différentes. Par exemple, pour l'analyse et la visualisation des données, les arbres de décision sont utiles parce qu'ils sont simples à utiliser. En outre, il est facile d'interpréter les règles par rapport à d'autres techniques.

En plus, les techniques de data mining sont idéales pour le processus de modélisation d'un utilisateur parce qu'elles sont conçues pour représenter ce qui a été appris à partir des données d'entrée avec une représentation plus structurée.

L'EDM utilise plusieurs techniques telles que : les arbres de décision, k-means, les réseaux de neurones, etc. Chaque technique permettra de saisir les différentes relations entre les données disponibles et exprimer les résultats en utilisant des structures de données différentes. En outre, le choix des méthodes appropriées dépend largement du type des données disponibles. Par ailleurs, des techniques différentes sont appliquées pour caractériser le comportement des utilisateurs en utilisant des vecteurs numériques (Joshi et al., 2000; Mobasher et Cooley,

2000), mais d'une manière ou d'une autre, les représentations perdent la sémantique que les données originales avaient.

Les techniques de data mining présentent certaines limites pour la modélisation des comportements humains, principalement l'absence de toute référence à l'incertitude inhérente que la prise de décision humaine.

Enfin, l'application du data mining dans les systèmes du e-learning peut être décrit comme un cycle itératif où les applications de data mining contribuent à améliorer l'apprentissage, et aussi en utilisant les connaissances extraites pour la prise de décision.

6. Synthèse des travaux de la conférence EDM (2008 -2015)

Nous concluons ce chapitre par l'identification des acteurs humains concernés et bénéficiaires des travaux menés dans le domaine de l'EDM. Puisqu'il n'est pas facile de collecter tous les articles publiés dans ce domaine, nous avons opté pour la conférence EDM (www.educationaldatamining.org) qui est une rencontre annuelle des chercheurs du domaine. Nous rappelons que notre objectif à travers l'analyse des travaux présentés dans cette manifestation est de donner une idée sur l'acteur humain le plus sollicité.

A partir de l'année 2008, les spécialistes ont lancé des conférences internationales concernant l'utilisation des techniques du data mining dans l'éducation.

- 1- 1^{ère} édition : EDM'2008 à Montréal, Canada (Juin 2008), actes édités par Baker et ses collègues (2008),
- 2- 2^{ème} édition : EDM'2009 à Cordoue, Espagne (Juillet 2009), actes édités par Barnes et ses collègues (2009),
- 3- 3^{ème} édition : EDM'2010 à Pittsburgh, Etats-Unis (Juin 2010), actes édités par Baker et ses collègues (2010),
- 4- 4^{ème} édition : EDM'2011 à Eindhoven, Pays-Bas (Juin 2011), actes édités par Pechenizkiy et ses collègues (2011),
- 5- 5^{ème} édition : EDM'2012 à La Canée, Grèce (Juin 2012), actes édités par Yacef et ses collègues (2012),
- 6- 6^{ème} édition : EDM'2013 à Memphis, Tennessee, Etats-Unis (Juillet 2013), actes édités par D'Mello et ses collègues (2013),
- 7- 7^{ème} édition : EDM'2014 à London, Royaume-Uni (Juillet 2014), actes édités par Stamper et ses collègues (2014),

8- 8^{ème} édition : EDM'2015 à Madrid, Espagne (Juin 2015), actes édités par Santos et ses collègues (2015).

La conférence se concentre sur les techniques du data mining basées sur des données issues des environnements éducatifs. Cette série de conférences permet d'aborder des questions importantes sur les nouvelles technologies éducatives.

Dans cette partie, on analyse les travaux d'EDM de 2008 jusqu'à 2015 pour voir sur quel acteur ont travaillé les chercheurs.

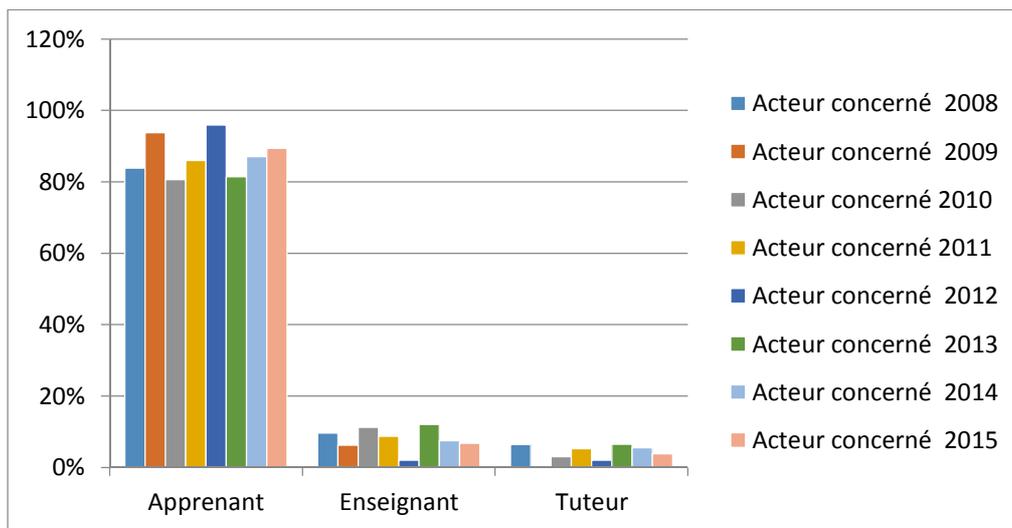


Figure 3.3. La proportion de l'acteur concerné par les travaux d'EDM.

Après avoir analysé les travaux d'EDM (2008, 2009, 2010, 2011, 2012, 2013, 2014 et 2015), nous mentionnons que la majorité de ces travaux sont basés sur l'apprenant avec un pourcentage élevé de plus de 80%, il est indiqué comme un acteur très important dans l'apprentissage à distance ou traditionnel. Ainsi, l'enseignant est classé à la deuxième position avec un pourcentage appartenant à l'intervalle [2%, 12% [. Par exemple, Dyckhoff et ses collègues (2011) ont développé ELAT (Exploratory Learning Analytics Tool) comme un outil pour aider les enseignants dans leurs réflexions, évaluations et améliorations des activités.

Cependant, le tuteur a connu moins d'importance par rapport à l'apprenant et l'enseignant avec un pourcentage de (6,45% ; 0% ; 3% ; 5,26% ; 2,04% ; 6,53% ; 5.50% et 3.83%) respectivement pour EDM'2008, 2009, 2010, 2011, 2012, 2013, 2014 et 2015.

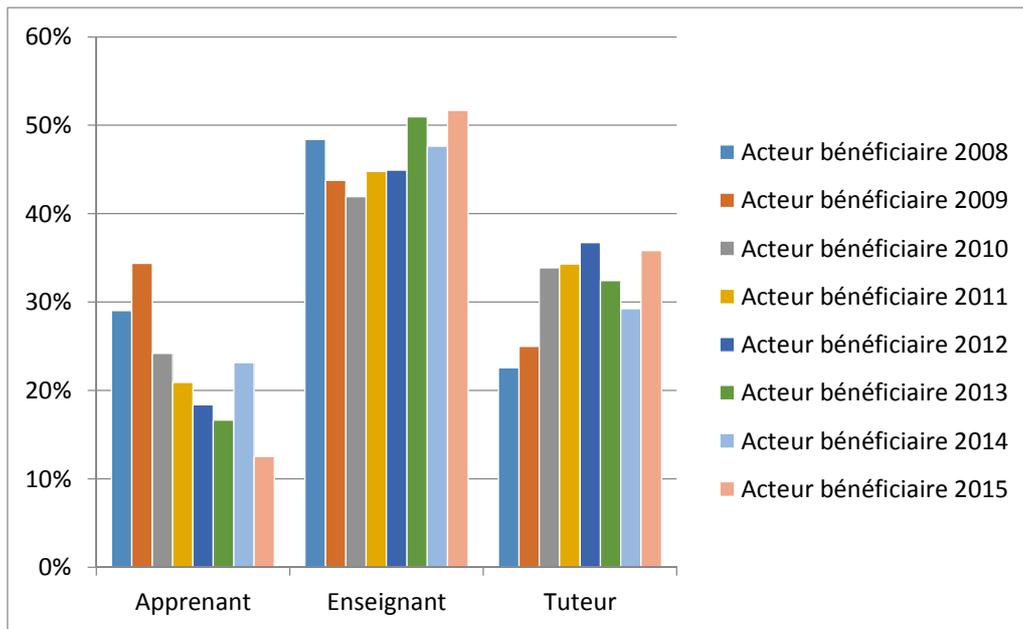


Figure 3.4. La proportion de l'acteur bénéficiaire par les travaux d'EDM.

Par contre, nous avons trouvé que l'acteur bénéficiaire est l'enseignant (48,38% ; 43,75% ; 41,94% ; 44,77% ; 44,91% ; 50,95% ; 47,62% et 51,66%). Par exemple, Bravo et Ortigosa (2009) évaluent un système e-learning en se basant sur l'analyse des données et des fichiers logs en utilisant les arbres de décision. L'objectif est de trouver la présence d'une faible performance d'un apprenant dans un cours du e-Learning et montrer les difficultés aux instructeurs.

Le deuxième acteur bénéficiaire de ces travaux est le tuteur [22%, 37%], tandis que le dernier acteur bénéficiaire est l'apprenant.

7. Conclusion

Les techniques de data mining ont été appliquées dans plusieurs domaines. Leur but est d'analyser les données volumineuses et complexes. Un des domaines d'application de ces techniques est l'éducation.

L'application de ces techniques a permis de développer des méthodes qui découvrent des connaissances à partir de données et pour extraire des informations qui ne sont pas claires, mais potentiellement utiles. L'un des objectifs du data mining appliqué dans l'éducation (EDM) est de concevoir des outils faciles à utiliser. Selon les travaux qui ont été mentionnés précédemment, on remarque que plusieurs travaux sont concentrés sur l'apprenant pour accomplir des tâches différentes telles que : modélisation, regroupement, prédiction des

performances et plusieurs autres, dans le but de satisfaire ses besoins et améliorer son apprentissage. Peu de travaux ont été appliqués sur l'enseignant ou le tuteur, bien que ce dernier ait plusieurs rôles et fonctions.

Notre objectif de recherche est de proposer une nouvelle structure du modèle du tuteur ainsi que ses styles de tutorat. Les principes de nos contributions ainsi que les étapes de notre proposition feront l'objet du chapitre suivant.

Chapitre 4

Une nouvelle approche pour la modélisation des tuteurs en utilisant une technique de Data Mining

1. Introduction

Les trois premiers chapitres de cette thèse ont été consacrés tout d'abord à l'exploration du domaine du tutorat, puis à la présentation des approches de la modélisation de l'utilisateur, et enfin à l'étude des différentes techniques du data mining (DM) appliqué dans l'éducation.

Dans le présent chapitre, nous donnons nos contributions concernant la proposition d'une nouvelle structure du modèle du tuteur. Ce modèle peut être utilisé par n'importe quel système d'apprentissage humain adoptant le tutorat. Donc, notre premier objectif est de concevoir un environnement favorisant l'activité du tutorat. En effet, notre motivation ne se limite pas à rajouter un système du tutorat, mais à intégrer le modèle du tuteur de telle sorte qu'il puisse diminuer l'isolement et l'abandon des apprenants durant leurs processus d'apprentissage. Pour cela, il a fallu définir les caractéristiques principales qui peuvent aider l'apprenant à connaître le profil de son tuteur.

Le deuxième objectif est l'analyse des comportements des tuteurs qui ont été impliqués dans des environnements du e-learning. Ces comportements peuvent nous aider à l'identification des styles de tutorat. Ces derniers présentent les compétences individuelles qui jouent un rôle important dans le processus du tutorat afin de comprendre la façon du travail des tuteurs.

Dans ce chapitre, nous donnons une description détaillée de nos contributions. En plus, nous présentons en détail et avec des exemples illustratifs les étapes de nos approches proposées et implémentées.

2. Problématique de la recherche

Dans plusieurs systèmes du e-learning qui adoptent le tutorat, les enseignants et les tuteurs sont les principaux responsables pour assurer cette fonction. L'enseignant est le premier responsable des cours et des exercices, tandis que le tuteur peut effectuer d'autres activités d'accompagnement pour aider les apprenants. Durant l'activité du tutorat, le tuteur doit percevoir l'activité des apprenants à travers leurs interactions avec la machine et parfois peut compléter le scénario pédagogique (poser un nouvel exercice, permettre l'accès à un document, etc.) en fonction de leurs performances.

Actuellement, le tutorat souffre du manque de formation des tuteurs qui n'ont pas les compétences nécessaires pour accomplir de telle tâche. Aussi, un autre problème du tutorat est

celui de la reconnaissance du tuteur au principe du tutorat. Alors, est-ce qu'un apprenant peut être suivi par un tuteur digne de ce nom?

Plusieurs dénominations ont été proposées pour définir les fonctions et les rôles des tuteurs. En outre, beaucoup de questions de recherche ont été posées. Nous citons quelques-unes:

- Quels sont les rôles nécessaires pour le travail du tuteur?
- Quels sont les composants essentiels du modèle du tuteur ?
- Comment peut-on initialiser ou mettre à jour le modèle?

Bien que ce modèle puisse contenir le maximum d'informations sur un tuteur, des problèmes concernant la méthode de travail du tuteur persistent toujours. Ce qui nous conduit à poser une autre question : Comment obtenir le style de tutorat des tuteurs à partir de leurs comportements ?

La figure suivante montre la problématique principale de ce travail de recherche.

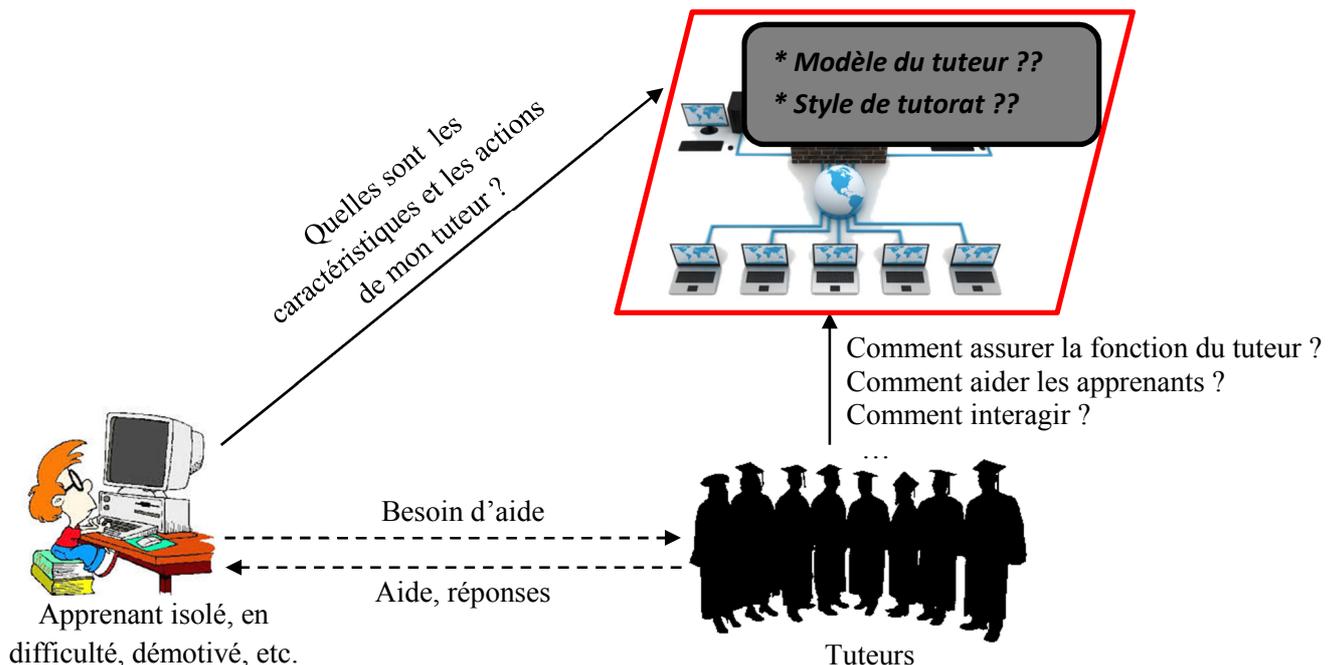


Figure 4.1. Problématique de la recherche.

3. Cadre de la recherche et objectifs de la démarche

La plupart des systèmes d'enseignement à distance dans les universités algériennes ou autres se concentrent beaucoup plus sur le côté d'apprentissage des apprenants. L'utilisation du système du tutorat constitue pour les apprenants un changement dans leurs façons de suivre. Nous gardons à l'esprit que le tutorat est une tâche nécessaire selon la loi algérienne (voir www.joradp.dz/JO2000/2009/001/FP23.pdf). Selon cette loi, le tutorat peut être assuré par des enseignants ou des étudiants qui ont au moins un diplôme de master.

Plusieurs travaux de recherche ont été effectués sur la modélisation de l'apprenant. Malheureusement, les propositions faites n'ont pas résolu le problème d'isolement des apprenants et n'ont pas fourni des auto-directions, qui devront être prises en charge par un tuteur. De ce fait, notre thèse s'intéresse plus particulièrement à la prise en compte du modèle du tuteur tant qu'une représentation abstraite des caractéristiques du tuteur. Dans le champ disciplinaire psychopédagogique, le modèle du tuteur permet de donner une description aussi complète et fidèle que possible de tous les aspects relatifs aux comportements de cet utilisateur. Ce modèle se compose des couches essentielles qui contiennent toutes les activités et les fonctions possibles qui ont été effectuées par le tuteur.

Après l'extraction des modèles des tuteurs, nous avons trouvé qu'ils ont des caractéristiques différentes. Par conséquent, l'identification des styles de tutorat est une étape cruciale pour la compréhension de la préférence des tuteurs afin de connaître la façon d'organiser et d'aider les apprenants. De ce fait, la mise à jour des profils et des styles du tutorat se fait automatiquement selon les activités et les interactions du tuteur.

Pour cette raison, nous avons proposé de nouvelles approches pour répondre aux questions posées dans la section précédente (Voir la figure 4.2). Nous définissons en détail les contributions proposées dans les sections suivantes.

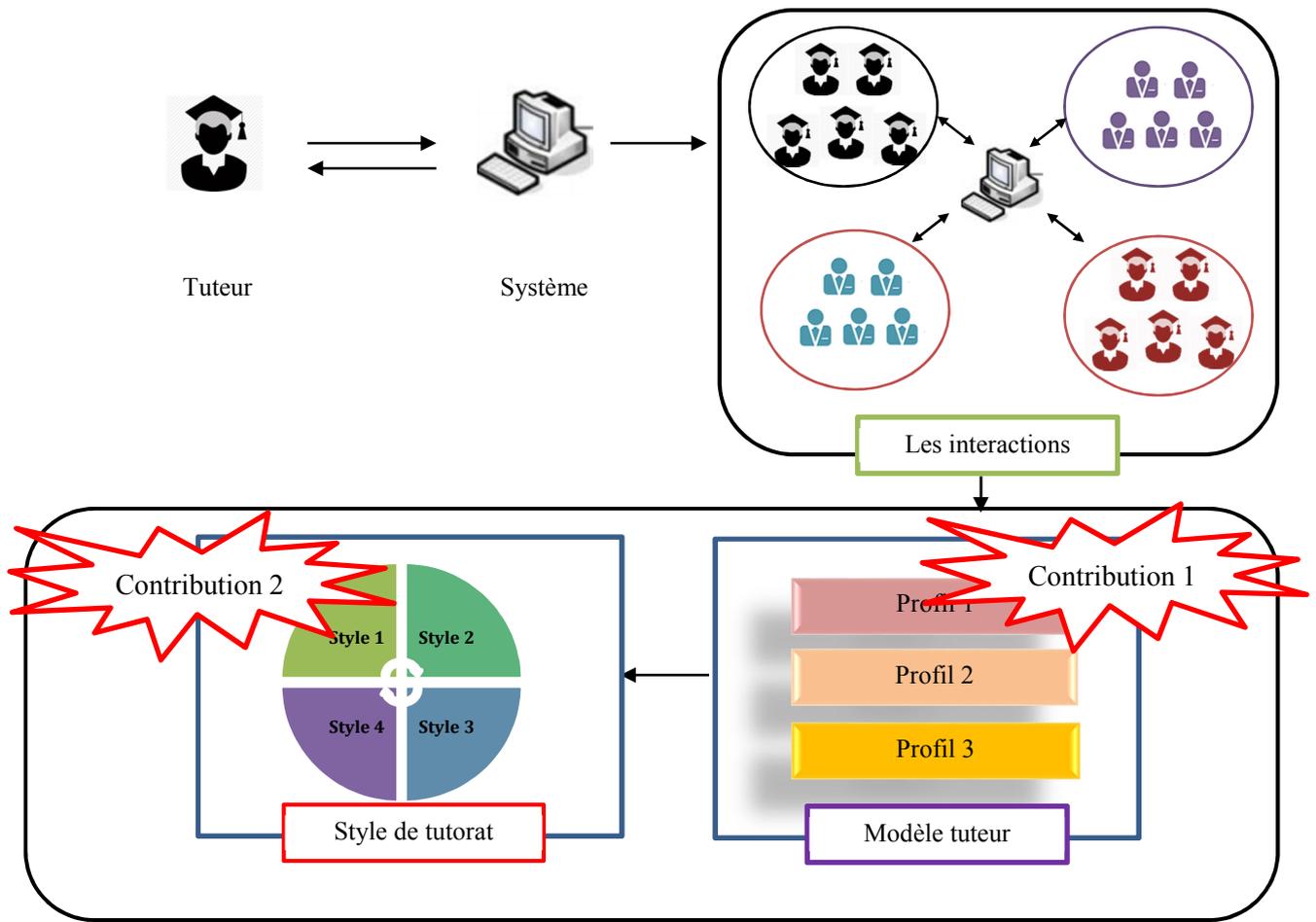


Figure 4.2. Les étapes des solutions proposées.

4. Contribution 1 : La construction du modèle du tuteur

Comme nous avons déjà mentionné, la modélisation est une tâche importante pour tous les systèmes de personnalisation, recommandation, adaptation, etc. Selon de nombreux chercheurs, l'identification d'un modèle du tuteur est une tâche difficile. Pour affecter les apprenants aux tuteurs, le système doit obtenir tous les renseignements pertinents concernant chacun d'eux (les rôles, les styles et les méthodes de tutorat, le comportement, etc.).

4.1. Les composants du modèle du tuteur proposé

La modélisation du tuteur est le processus de création et le maintien d'un modèle du tuteur par une collection de données provenant de diverses sources, qui peuvent inclure: 1) l'observation implicite de l'interaction du tuteur et 2) la demande directe explicite du tuteur. Par conséquent, nous proposons un modèle du tuteur (M_T) qui contient des données statiques S (ses informations personnelles $-IP-$) et des données dynamiques D (Son profil cognitif $-PC-$, son profil tutorial $-PT-$ et son profil comportemental $-PO-$). Ces composants peuvent être mis

4.1.2. Profil tutorial

Notre premier travail de recherche était réservé à une étude de la littérature pour identifier les différents rôles des tuteurs existants. Durant cette étude, nous avons trouvé qu'il existe plusieurs dénominations concernant les rôles du tuteur. En outre, de nombreux chercheurs ont utilisé le même nom, mais avec des fonctions différentes. En conséquence, nous avons basé sur le travail de Lafifi et ses collègues (2010) pour bien dégager les rôles essentiels des tuteurs en ligne.

Après le test du système qui a été développé (<http://www.labstic.com/letline/>), nous avons remarqué qu'il existe des difficultés durant son utilisation. En effet, les étudiants ne connaissent pas tous les rôles de leurs tuteurs. En plus, les tuteurs "débutants" ne maîtrisent pas certaines fonctions de quelques rôles. Enfin, le nombre des rôles était jugé élevé selon la majorité des étudiants et des tuteurs.

Pour cette raison, nous avons travaillé avec un expert en psychologie afin d'éliminer les tâches qui ont des chevauchements. Comme résultat, nous avons gardé uniquement neuf rôles essentiels (Pédagogue, Administrateur, Encadreur, Évaluateur, Accompagnateur, Facilitateur, Organisateur, Modérateur et Psychologue). Donc, toutes les fonctions qui peuvent être effectuées par les tuteurs appartiennent à l'un de ces rôles. Ces rôles et ces fonctions ont été testés dans un premier travail (Lafifi et al., 2014). Nous rappelons que chaque tuteur effectue des rôles différents à des moments différents et peut jouer plus d'un rôle à la fois (Bendjebar et al., 2016a).

Le nombre des rôles L dans le profil tutorial est lié à un certain nombre de tâches t_{ij} . Il peut être défini par la fonction suivante:

$$PT = \cup_{i=1..L} R_i = \{t_{ij} | i = 1, \dots, L; j = 1, \dots, n(i)\} \quad (4.2)$$

Où : R_i est un ensemble de rôles qui peuvent être affectés à un tuteur avec le nombre total de tâches $n(i)$. Ce dernier est le nombre des tâches associées au rôle R_i .

Dans la structure du modèle proposé, le poids du profil tutorial d'un tuteur est désigné par des valeurs de 0 à 1, où le "1" symbolise la caractéristique la plus importante, et le "0" symbolise la fonctionnalité la moins importante. Par conséquent, pour calculer cette performance, nous utilisons la formule suivante (Bendjebar et Lafifi, 2013):

$$Performance_R = \frac{\sum Answer_R}{N} \quad (4.3)$$

Où: $Answer_R$ fait référence à un ensemble de réponses pour affecter le rôle (R) à son profil tutorial.

Pour chaque rôle du tuteur, il y a un ensemble de tâches qui peuvent être faites par le tuteur. Dans ce cas, le tuteur peut spécifier son aptitude à le faire. Pour chaque réponse, le système attribue une note comprise entre 0 et 1. En effet, si la réponse est «oui» (c.-à-d. je peux assurer cette tâche) alors, la valeur sera "1". Si la réponse est «non» (c.-à-d. je ne peux pas effectuer cette tâche), alors la valeur sera "0". Dans le dernier cas, le système attribue la valeur 0.5 si la réponse est «Peut-être» (c.-à-d. peut-être je peux assurer cette tâche).

Dans la formule ci-dessus, N est le nombre des questions ou tâches associées à chaque rôle (c.f. Annexe 1). La figure suivante présente le processus d'affectation des rôles à un tuteur.

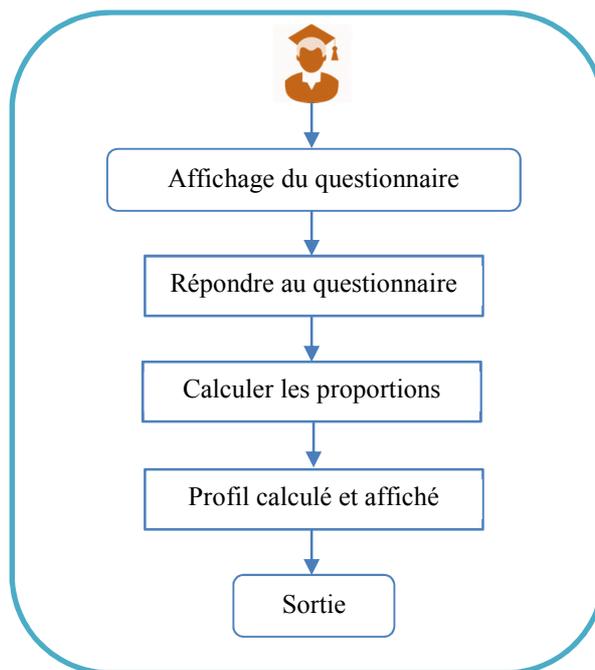


Figure 4.3. Affectation des rôles au tuteur.

Exemple

Le tableau suivant présente un exemple des réponses d'un tuteur sur les questions concernant le rôle "pédagogue".

<i>Question</i>	<i>Réponse</i>		
	Oui	Non	Peut être
Identifiez-vous les difficultés d'apprentissage ?	X		
Établissez-vous les objectifs des objets d'apprentissage ?	X		
Fournissez-vous des ressources liées aux disciplines enseignées ?			X
Sélectionnez-vous un ensemble de ressources pédagogiques ordonnancées?		X	
Sollicitez-vous la mise en relation entre les différentes parties du cours ?		X	
Sollicitez-vous l'échange des ressources entre étudiants ?	X		

Tableau 4.1. Exemple des réponses aux questions liées au rôle “ pédagogue”.

D’après les réponses obtenues, le tuteur a eu le rôle pédagogue avec un pourcentage de 58,33%.

4.1.3. Profil comportemental

Il existe de nombreuses approches pour étudier et déduire le comportement de l'utilisateur. Dans notre recherche, nous sommes basés sur le profil comportemental des tuteurs qui ont interagi avec le système. Nous avons mis l’accent sur le type d’interaction entre tuteur-apprenant et tuteur-tuteur.

Pour extraire ce profil, nous avons choisi les indicateurs suivants (Bendjebar et Lafifi, 2013):

- a. Le nombre de connexions au système.
- b. Le nombre total des messages envoyés aux apprenants.
- c. Le nombre des messages reçus.
- d. Le nombre total des demandes envoyées (aide, assistance et encouragement).
- e. Le nombre total des demandes acceptées (aide, assistance et encouragement).

Pour définir la valeur finale du comportement, nous calculons le pourcentage du nombre des activités réalisées par le tuteur sur le nombre total des activités réalisées par tous les tuteurs actifs. Un tuteur actif est un tuteur qui a accédé à la plate-forme au moins une seule fois.

Par exemple, pour calculer le score du premier indicateur, on utilise la formule suivante :

$$Connection = \frac{N_c}{N_{c_t}} \quad (4.4)$$

Où: N_c : est le nombre de connexions du tuteur sélectionné;

N_{c_t} : est le nombre total de connexions de tous les tuteurs actifs.

4.1.4. Les attributs du modèle du tuteur proposé

Les champs de base du profil du tuteur proposé contiennent des informations utiles décrivant les caractéristiques du tuteur comme: l'âge, le niveau et la spécialité. Néanmoins, le type d'interaction avec l'apprenant peut être extrait par une analyse qualitative. En outre, le profil tutorial des tuteurs peut être extrait par une analyse quantitative.

Le tableau (4.2) présente la description des attributs des composants essentiels du modèle du tuteur proposé.

Type des données	Description des attributs	L'analyse qualitative	L'analyse quantitative
Statique	Le sexe du tuteur	Homme / Femme	/
	L'âge du tuteur	/	Age > 22 ans
	La spécialité du tuteur	Math, Informatique, Physique, etc.	/
	Le type d'interaction	À distance, face à face ou hybride	/
	Le niveau du tuteur	Master, Enseignant, Doctorant.	/
Dynamique	Profil tutorial (PT)	Pédagogue, Administrateur, Encadreur, Evaluator, Accompagnateur, Facilitateur, Organisateur, Modérateur,	[0, 1]

		Psychologue	
	Profil comportemental (<i>PO</i>)	Très isolé, Isolé, Peu dynamique, Dynamique, Fortement dynamique.	Très isolé ->0, Isolé -> 0.25 Peu dynamique -> 0.5, Dynamique -> 0.75, Fortement dynamique -> 1
	Profil cognitif (<i>PC</i>)	Super tuteur, Tuteur expérimenté, Tuteur moyen, Tuteur en formation, et tuteur débutant.	Super tuteur ->1 Tuteur expérimenté -> 0.75 Tuteur moyen -> 0.5 Tuteur en formation -> 0.25 Tuteur débutant -> 0

Tableau 4.2. Les attributs du modèle du tuteur (Bendjebar et al., 2016a).

4.2. Initialisation des profils du tuteur

Dans le modèle du tuteur proposé, nous avons constaté que l'une des principales préoccupations est la quantité insuffisante d'informations disponibles concernant un nouveau tuteur qui est connu dans la littérature par le problème du démarrage à froid (Denaux et al., 2005). Pour résoudre ce dernier, nous avons proposé plusieurs approches pour initialiser les différents profils de tuteur. En plus, la phase de la mise à jour se fait automatiquement selon les changements des activités du tuteur. La figure (4.4) présente les techniques qui ont été utilisées pour extraire le profil initial de chaque profil.

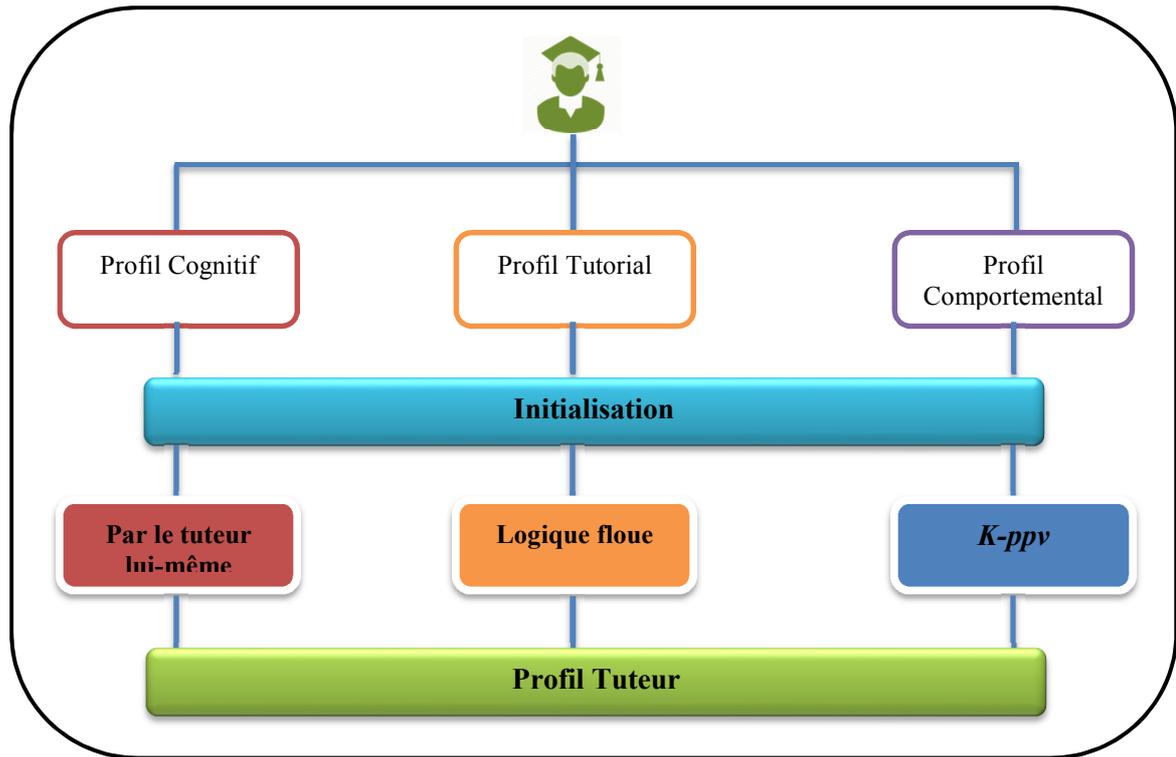


Figure 4.4. Processus d'initialisation des différents profils.

4.2.1. Initialisation du profil cognitif

Plusieurs travaux ont proposé de nouvelles approches pour initialiser le profil cognitif de l'apprenant. Malheureusement, il n'y a pas de travail qui a mis l'accent sur le profil cognitif des tuteurs. Pour cette raison, nous avons travaillé en collaboration avec des spécialistes de la psychologie à l'Université de Guelma pour définir cinq valeurs du profil cognitif qui sont: *Super tuteur, tuteur expérimenté, tuteur moyen, tuteur en formation, et tuteur débutant*. Dans la structure du modèle du tuteur proposée, ces valeurs sont définies dans l'intervalle [0, 1]. Dans notre cas, c'est le tuteur lui-même qui spécifie son profil cognitif.

4.2.2. Initialisation du profil tutorial

4.2.2.1. Choix de la méthode

Comme il est déjà mentionné dans la figure (4.4), nous avons opté pour la logique floue pour initialiser le profil tutorial. Cette technique a été introduite par Zadeh (1965); dans laquelle il a développé la théorie des ensembles flous dans la littérature. Il a proposé l'utilisation de la logique floue pour représenter le langage naturel qui ne peut être fait avec d'autres méthodes (Zadeh, 1996). De plus, il est basé sur la logique booléenne pour gérer l'incertitude dans les

problèmes quotidiens qui sont causés par des données imprécises et incomplètes, ainsi que la subjectivité humaine (Hellmann, 2001).

Les avantages de cette méthode sont principalement la simplicité de conception des systèmes qu'elle met en œuvre, ainsi que la robustesse et la précision de ces systèmes. Par ailleurs, elle est particulièrement adaptée pour raisonner à partir de connaissances vagues et traiter des données appartenant à des catégories mal définies (Ciofolo, 2005).

4.2.3.2. Application de la méthode pour initialiser le profil tutorial

Dans notre approche, la première interaction du tuteur avec le système est un questionnaire (*Qr*) qui peut nous aider à définir son niveau et sa performance (c.f. Annexe 1). Ce questionnaire est composé d'un ensemble de tâches qui sont associées à chaque rôle du tuteur. Le tuteur doit indiquer s'il peut effectuer une tâche ou non. Ainsi, nous avons utilisé la logique floue parce que le profil tutorial ne peut pas être considéré comme une variable qui prend des valeurs concrètes, puisque sa détermination dépend de l'incertitude et de la subjectivité humaine.

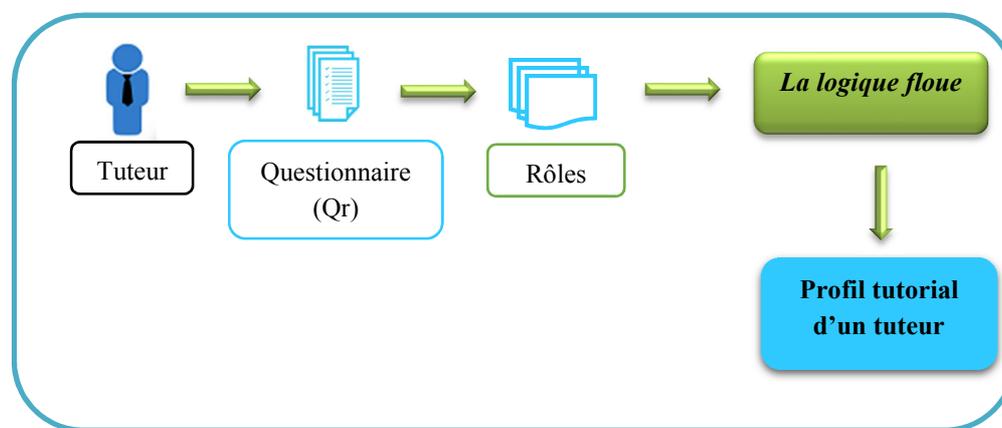


Figure 4.5. Processus d'initialisation du profil tutorial (Bendjebar et al., 2016a).

Durant notre étude, nous avons basé sur les travaux de (Chen et Chen, 2009), (Chrysafiadi et Virvou, 2012), (Seridi, 2001) et (Norazah et al., 2010) pour définir les cinq catégories suivantes du profil tutorial des tuteurs:

- 1- *Pas du tout maîtrisable (PM)*: le pourcentage des tâches qui peuvent être effectuées par le tuteur est de 0% à 50%.
- 2- *Moins maîtrisable (MM)*: le pourcentage des tâches qui peuvent être effectuées par le tuteur est de 45% à 65%.

- 3- *Peu maîtrisable (EM)*: le pourcentage des tâches qui peuvent être effectuées par le tuteur est de 60% à 80%.
- 4- *Maîtrisable (M)*: le pourcentage des tâches qui peuvent être effectuées par le tuteur est de 75% à 95%.
- 5- *Parfaitement maîtrisable (AM)*: le pourcentage des tâches qui peuvent être effectuées par le tuteur est de 90% à 100%.

Les fonctions d'appartenance des cinq variables floues sont présentées dans la figure 4.6.

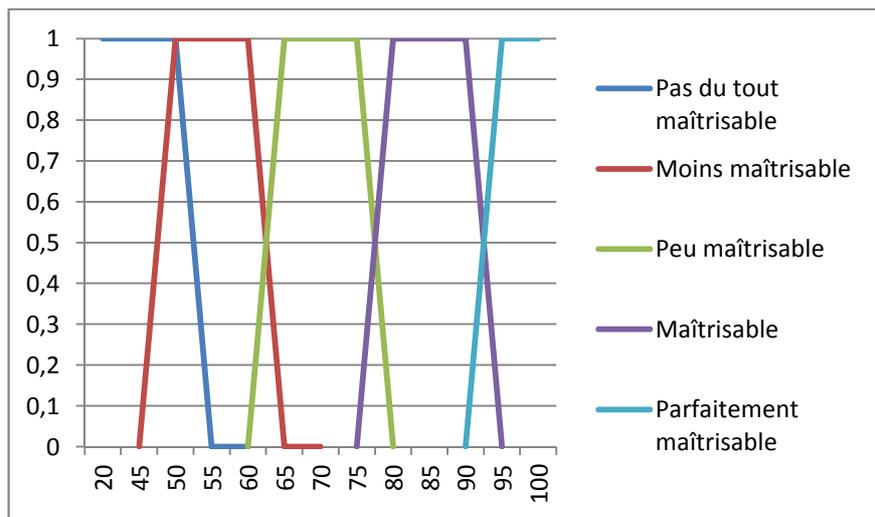


Figure 4.6. Les fonctions d'appartenance pour déterminer le profil tutorial des tuteurs (Bendjebar et al., 2016a).

Dans la logique floue, après avoir choisi des ensembles flous qui seront utilisés, une fonction d'appartenance pour les ensembles doit être attribuée à chaque rôle à un pourcentage (x). Le profil tutorial est défini par une valeur dans l'intervalle $[0, 1]$. Elle est calculée selon les formules suivantes:

$$T_{PM}(x) = \begin{cases} 1, & x \leq 45 \\ 1 - (x - 45)/5, & 45 < x < 50 \\ 0, & x \geq 50 \end{cases}$$

$$T_{MM}(x) = \begin{cases} (x - 45)/5, & 45 < x < 50 \\ 1, & 50 \leq x \leq 60 \\ 1 - (x - 60)/5, & 60 < x < 65 \\ 0, & x \leq 45 \text{ or } x \geq 65 \end{cases}$$

$$T_{EM}(x) = \begin{cases} (x - 60)/5, & 60 < x < 65 \\ 1, & 65 \leq x \leq 75 \\ 1 - (x - 75)/5, & 75 < x < 80 \\ 0, & x \leq 60 \text{ or } x \geq 80 \end{cases} \quad (4.5)$$

$$T_M(x) = \begin{cases} (x - 75)/5, & 75 < x < 80 \\ 1, & 80 \leq x \leq 90 \\ 1 - (x - 90)/5, & 90 < x < 95 \\ 0, & x \leq 75 \text{ or } x \geq 95 \end{cases}$$

$$T_{AM}(x) = \begin{cases} (x - 90)/5, & 90 < x < 95 \\ 1, & 95 \leq x \leq 100 \\ 0, & x \leq 90 \end{cases}$$

Où: $T_{PM}(x) + T_{MM}(x) + T_{EM}(x) + T_M(x) + T_{AM}(x) = 1$

Par conséquent, le rôle du tuteur est présenté par 5-tuples pour exprimer son profil tutorial. En plus, les valeurs sont déterminées par les fonctions d'appartenance ci-dessus.

L'algorithme relatif à l'extraction du profil tutorial en utilisant la technique de la logique floue est le suivant :

Algorithme 1: Extraction du profil tutorial par la logique floue

Entrée: M : ensemble des tuteurs.

$M_{t_i} = \cup \{S, R_{ij}, PC_i, PO_i\}$ un vecteur qui représente les informations de chaque tuteur t_i

Sortie: Profil tutorial PT_i de t_i

Début

Pour chaque tuteur $t_i \in M$

 Pour chaque rôle R_{ij}

- Calculer la performance x liée à la proportion d'obtenir le rôle R_{ij} en utilisant la fonction représentée par l'équation (4.3)
- Calculer le profil tutorial PT_i pour chaque performance x de chaque rôle R_{ij} en utilisant la fonction d'appartenance représentée par l'équation (4.5).

Fin Pour

Fin Pour

Fin

Où: $R_{ij(j=\overline{1..9})}$ représente le vecteur qui contient les rôles du tuteur t_i (9 est le nombre de rôles proposés pour les tuteurs).

Exemple

Si un tuteur a obtenu le rôle du «Facilitateur» avec 64%, donc, ce rôle est décrit comme suit (0, 0,2, 0,8, 0, 0). Puis, en fonction de ces résultats, nous déduisons que les tâches de ce rôle sont 20% *Moins maîtrisable* et 80% *Peu maîtrisable*.

4.2.3. Initialisation du profil comportemental avec la méthode k-plus proches voisins

4.2.3.1. Choix de la méthode

L'algorithme du k-plus proches voisins est l'une des méthodes les plus simples pour résoudre les problèmes de classification. Il donne souvent des résultats compétitifs et il a des avantages significatifs par rapport à plusieurs autres méthodes de data mining. Notre travail est donc basé sur la nécessité d'établir une approche souple, transparente, cohérente, simple à comprendre et facile à mettre en œuvre. Ce résultat est obtenu grâce à l'application de la technique du k-plus proches voisins, que nous avons testé et prouvé qu'elle est capable de résoudre certains problèmes associés à d'autres algorithmes disponibles tels que (Assas, 2013; Jiawei et Kamber, 2001):

- Il peut surmonter des problèmes d'adaptabilité rencontrés par plusieurs autres méthodes de data mining telle que la technique d'arbre de décision, grâce à sa capacité de traitement des données d'apprentissage qui sont trop volumineux pour les sauvegarder dans la mémoire.
- L'utilisation de la distance Euclidienne pour mesurer la similarité entre les données d'apprentissage et les données de test, avec l'absence de la connaissance préalable concernant la distribution des données. Donc, elle peut être facile à implémenter.
- Réduire le taux d'erreur provoqué par l'imprécision des hypothèses qui ont été faites par l'utilisation d'autres techniques telles que la technique de classification naïve

bayésienne, comme le manque de données disponibles de probabilité qui n'est pas généralement le cas en utilisant la méthode K-ppv.

- Fournir une recommandation plus rapide et plus précise pour l'utilisateur avec des qualités désirables en fonction du résultat de l'application simple de similarité ou de distance dans le but de la classification.

4.2.3.2. Application de la méthode pour initialiser le profil comportemental

L'initialisation du modèle du tuteur est effectuée de manière dynamique pour chaque tuteur en prenant en compte les informations des autres tuteurs qui utilisent le système (leur profil cognitif et tutorial). La technique proposée est un algorithme de classification K-plus proches voisins (K-ppv) qui a prouvé son utilité dans de nombreuses applications dans le monde réel (Hand et al., 2001). L'idée de base de cet algorithme est de classer un nouvel objet aux k plus proches points déjà classés en utilisant la distance métrique d (Romero et al., 2010).

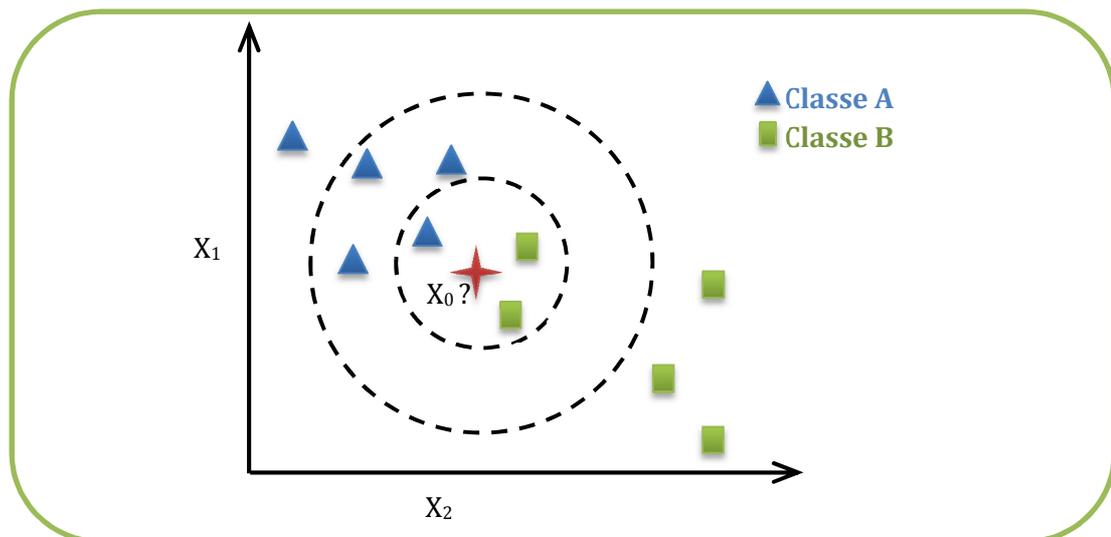


Figure 4.7. Classification avec la méthode de *K-plus proches voisins*.

Dans notre cas, l'objectif est de classer le tuteur dans l'une des cinq catégories suivantes (Très isolé, Isolé, Peu dynamique, Dynamique et Fortement dynamique).

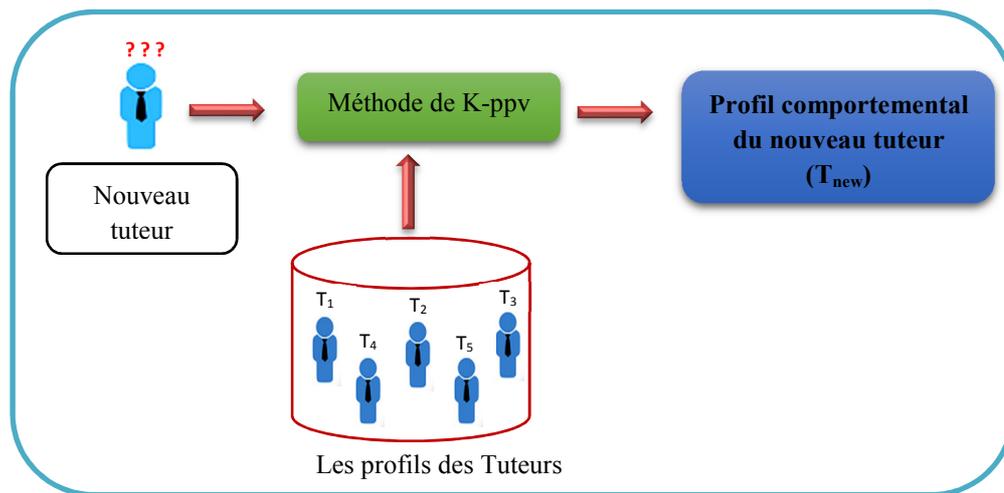


Figure 4.8. Initialisation du profil comportemental d'un nouveau tuteur (Bendjebar et al., 2016a).

Nous avons choisi l'algorithme du K-ppv parce qu'il possède plusieurs avantages. Il y a seulement deux paramètres à sélectionner : le nombre de classes K et la fonction de similarité pour comparer le nouveau cas à ceux déjà classés. De plus, K-ppv reste l'une des méthodes les plus utilisées grâce à sa simplicité et robustesse ainsi que son caractère de généralisation.

Pour cette raison, la précision de la classification peut être très utile à notre problème, en particulier elle traite les valeurs manquantes. En effet, nous avons sélectionné quelques valeurs pour résoudre notre problème, le nombre de K est généralement compris entre 5 et 10 pour l'ensemble des données petites et doit couvrir tous les points (nous avons choisi $K=5$ car nous avons cinq catégories de comportement des tuteurs).

Ensuite, chacune de ces données sera définie comme similaire à l'aide de la distance euclidienne d , qui est définie comme suit :

$$d(t_1, t_2) = \sqrt{\sum_i (t_{1i} - t_{2i})^2} \quad (4.6)$$

Le résultat de cette distance sera répété sur toutes les données du problème et le cluster le plus similaire sera choisi comme une décision de cet algorithme.

L'algorithme permettant de classer le comportement d'un nouveau tuteur est le suivant:

Algorithme 2: Détermination du profil comportemental en utilisant K-plus proches voisins

Entrée: M : L'ensemble des tuteurs

$M_{t_i} = \cup \{S_i, PT_i, PC_i, PO_i\}$ Le modèle de chaque tuteur t_i

$M_{t_{new}} = \cup \{S_{new}, PT_{new}, PC_{new}\}$ un modèle partiel du nouveau tuteur t_{new}

Sortie : (PO_{new}) Le profil comportemental du tuteur t_{new}

Début

Choisir au hasard un tuteur j

$Min := dist(t_j, t_{new});$

$S := j;$

$M := M - \{t_j\}$

Pour chaque $t_i \in M$

$D := dist(t_i, t_{new});$

Si $Min > D$

$Min := D;$

$S := i;$

Fin Si

Fin Pour

$PO_{new} = PO_S$

Fin

Exemple

On veut définir le profil comportemental du *Tut-N* qui a eu le rôle “Facilitateur” avec un pourcentage de 64% et son profil cognitif est “tuteur expérimenté”. Le tableau suivant présente le profil final des tuteurs qui ont le rôle “Facilitateur” et qu'ils ont déjà interagi dans la plateforme.

Tuteur	Performance	PT					PC	PO
		PM	MM	EM	M	AM		
Tut-1	77.5%	0	0	0.5	0.5	0	1	0.25
Tut-2	93%	0	0	0	0.4	0.6	0.25	0.5
Tut-3	13%	1	0	0	0	0	0.5	0.75
Tut-N	64%	0	0.2	0.8	0	0	0.75	???

Tableau 4.3. Exemple des tuteurs qui ont le même rôle.

Donc, on soustrait les valeurs du tuteur *Tut-N* et des autres tuteurs (*Tut-1*, *Tut-2*, *Tut-3*) comme suit :

$$d(\mathbf{Tut} - N, \mathbf{Tut} - 1) =$$

$$\sqrt{(0 - 0)^2 + (0.2 - 0)^2 + (0.8 - 0.5)^2 + (0 - 0.5)^2 + (0 - 0)^2 + (0.75 - 1)^2}$$

$$= 0.66$$

$$d(\mathbf{Tut} - N, \mathbf{Tut} - 2) = 1,20$$

$$d(\mathbf{Tut} - N, \mathbf{Tut} - 3) = 1,32$$

On prend le minimum de ces valeurs :

$$\min(d(\mathbf{Tut} - N, \mathbf{Tut} - 1), d(\mathbf{Tut} - N, \mathbf{Tut} - 2), d(\mathbf{Tut} - N, \mathbf{Tut} - 3)) = 0,66$$

Donc, affecter le profil comportemental du tuteur ***Tut - 1*** au tuteur ***Tut - N***.

5. Contribution 2 : Démarche d'extraction automatique des styles de tutorat

Dans tous les environnements d'apprentissage à distance, les interventions des différents acteurs sont nombreuses et de natures très diverses. En outre, le type d'intervention du tuteur est lié aux objectifs pédagogiques et aux situations d'apprentissage des apprenants. En effet, la dernière étape de notre démarche consiste à déduire les styles de tutorat.

Pour définir ces styles, nous avons pensé au début à utiliser un questionnaire parce que cette méthode donne des résultats satisfaisants, mais il pousse les tuteurs à s'ennuyer lors de la réponse aux questions, qui peuvent inclure des informations incorrectes concernant leurs activités. Une autre approche consiste à extraire automatiquement ces styles avec une méthode implicite par la compréhension de son comportement et suivant ses interactions au sein de l'environnement.

Cette tâche est effectuée à partir des indicateurs calculés dans la phase précédente. Pour cela, nous suivons la même démarche relative au calcul des indicateurs en se basant d'une part sur le comportement du tuteur, et d'autre part sur les hypothèses que nous élaborons selon les définitions de chaque style de tutorat (voir figure 4.9).

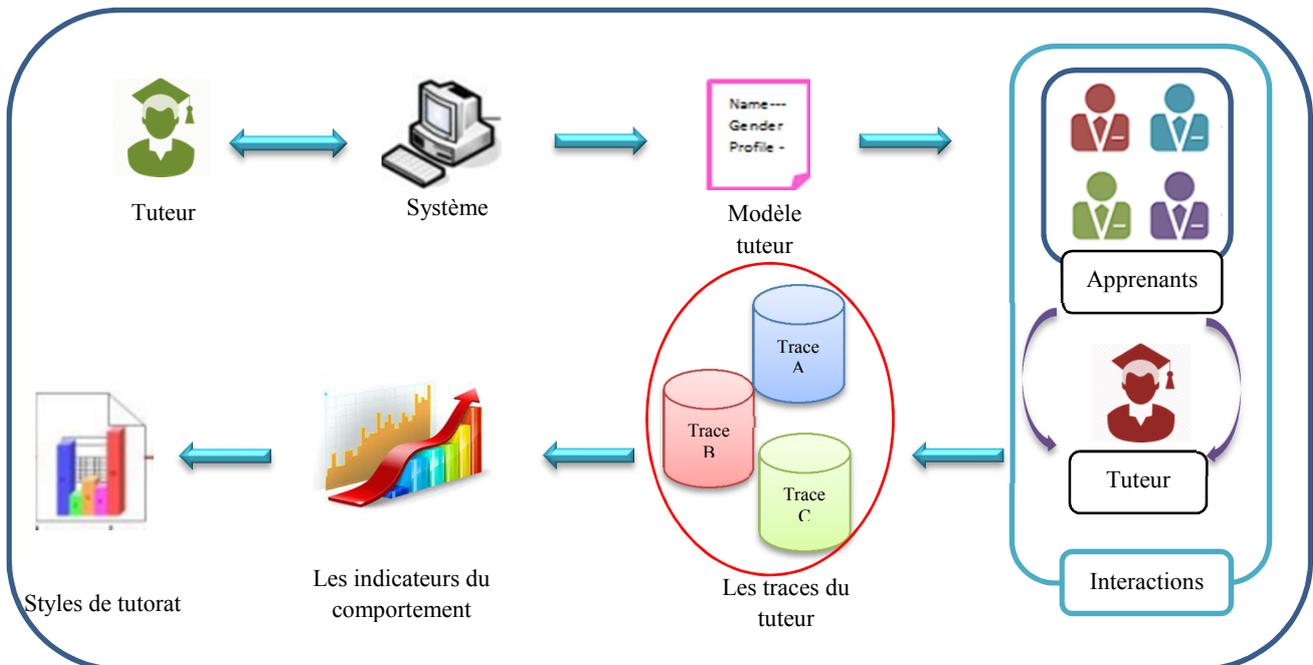


Figure 4.9. Démarche de détection des styles de tutorat.

Pour mieux comprendre cette démarche, nous détaillons les étapes de la détection des styles. Nous précisons que la tâche de la détection des styles de tutorat est assurée par un module à intégrer dans une plateforme d'apprentissage humain adoptant le tutorat et à base de traces.

Étape 1: Chaque tuteur doit s'inscrire dans la plateforme avant n'importe quelle interaction.

Étape 2: Nous affectons automatiquement au tuteur son modèle, d'abord, par des caractéristiques typiques qui sont regroupées dans une facette d'identification qui contient les données statiques (nom, prénom, mail, etc.). En plus, ce modèle contient les données dynamiques qui ont été définies dans la section précédente (c.f. Section 4.1)

Étape 3: Le tuteur interagit avec les apprenants/ tuteurs en utilisant les différents outils de communication disponibles. Une étape de collecte des traces est envisagée pour enregistrer toutes les activités effectuées par les tuteurs lors de leurs processus de tutorat. Puis, nous définissons leur nouveau comportement.

Étape 4: Nous déduisons le style de tutorat du tuteur à partir des indicateurs calculés à partir de ses traces du tutorat qui fournissent des indications sur son style (voir figure 4.10).

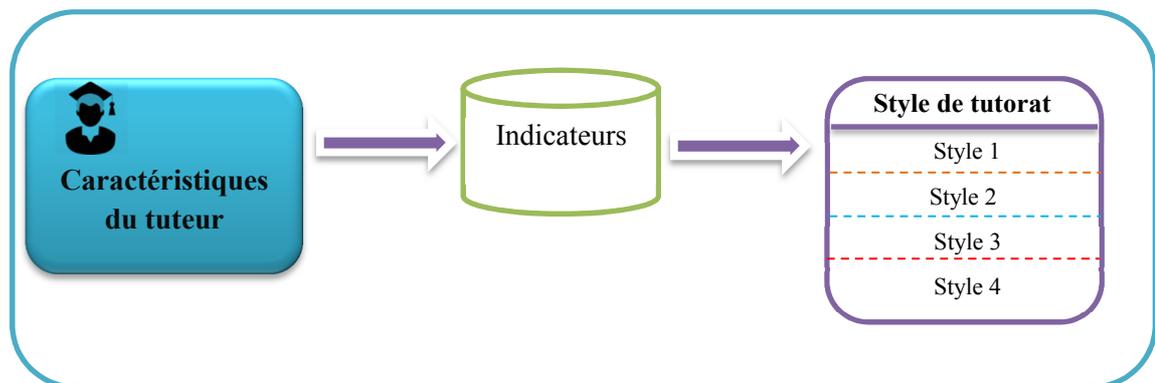


Figure 4.10. La déduction du style de tutorat.

5.1. Pourquoi extrait-on les styles de tutorat ?

Dans le domaine d'apprentissage à distance, différentes études ont discuté les rôles et les fonctions du tuteur en ligne (comme il a été déjà mentionné dans le chapitre 1). Il existe quelques études (Graesser et al., 1995) qui se concentrent sur les interactions des tuteurs (qualifiés et non qualifiés). Elles indiquent que l'efficacité de tutorat est liée aux compétences des tuteurs (Merrill et al., 1992) et de quelle manière cet acteur peut motiver les apprenants (Lepper et al., 1991). Cette préférence individuelle de la façon d'aider les apprenants est appelée le « *Style de tutorat* ».

Le concept de styles de tutorat est polysémique selon le domaine d'application. Dans le dictionnaire Oxford (Advanced Learner's dictionary), le premier concept (*style*) désigne: «la façon particulière dont on fait quelque chose ». Alors que le second concept (*tutorat*) est défini comme « une activité effectuée par un tuteur qui est: un professeur privé, généralement celui qui enseigne à un seul élève ou à un très petit groupe ». Par conséquent, selon ces définitions, nous pouvons dire que:

« Le style de tutorat présente la façon dont le tuteur préfère supporter et aider les apprenants ».

De nombreuses études ont présenté plusieurs «styles» dans le contexte d'apprentissage à distance (les styles d'apprentissage, les styles cognitifs, les styles d'enseignement, etc.). Les styles d'apprentissage désignent les caractéristiques et les manières d'un apprenant quand il apprend (Popescu, 2009a). Il permet à un apprenant de trouver sa meilleure position pour

s'adapter dans les environnements d'apprentissage à distance (Deborah et al., 2014). De plus, le style cognitif est la façon propre de chacun de percevoir, comprendre et traiter l'information (Brown et al., 2006). Tandis que les styles d'enseignement présentent les préférences des enseignants lors de la présentation des leçons et la façon d'aider les apprenants afin d'améliorer un groupe d'apprenants et leurs apprentissages. En outre, selon Grasha (2002), le style d'enseignement désigne les préférences permanentes possédées par les enseignants qui représentent leurs attitudes et comportements au cours de leurs interactions avec les apprenants afin de suivre leurs apprentissages. En d'autres termes, chaque enseignant possède un style d'enseignement spécifique, qui est adopté pour améliorer le niveau d'apprentissage des apprenants.

Dans la littérature, il existe de nombreuses études qui ont traité le sujet des styles d'enseignement pour des objectifs différents. Cependant, le style de tutorat est nouveau, il n'a pas été encore exploré. L'adaptation des interventions en fonction des styles de tutorat du tuteur est l'une des meilleures façons pour les motiver à travers la découverte des stratégies de tutorat préférées par eux. En outre, il aide par la suite à examiner les relations entre les styles d'apprentissage et les styles de tutorat.

5.2. Description des indicateurs pour l'extraction des styles de tutorat

Une source précieuse d'information concernant les caractéristiques de l'utilisateur est interprétée et analysée à partir de ses fichiers logs (El Haddioui et Khaldi, 2012 ; Popescu, 2009b). À cet effet, pour déduire les styles de tutorat des tuteurs, nous sommes basés sur les indicateurs de comportement qui sont liés aux activités de ces tuteurs (voir figure 4.11).

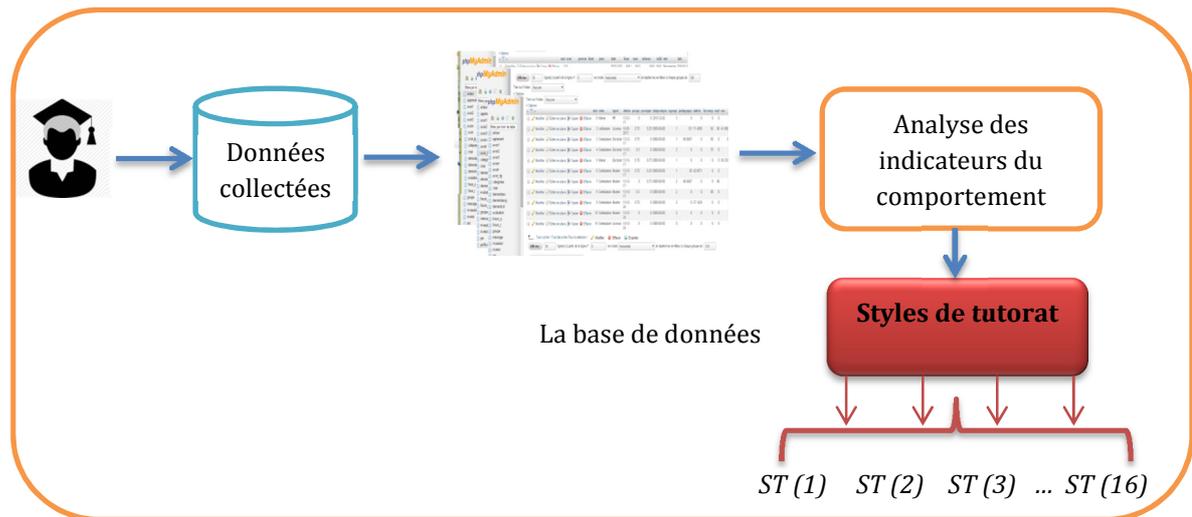


Figure 4. 11. L'extraction des styles de tutorat (Bendjebar et al., 2016b).

Pour définir chaque dimension des styles de tutorat proposés, nous sommes basés sur des études existantes concernant les styles d'apprentissage qui ont été citées dans la littérature (Stathacopoulou et al., 2005; Graf et al., 2008;. Garcia-Valdez et al., 2010; Crockett et al., 2013.). Dans ce qui suit, nous présentons les styles de tutorat proposés.

5.2.1. Actif / Réfléctif

En premier lieu, certains apprenants préfèrent travailler en collaboration avec d'autres. En second lieu, certains tuteurs en particulier ceux qui sont inexpérimentés préfèrent travailler individuellement avec les apprenants. En effet, ces deux modes de travail montrent la capacité ou préférence du tuteur à exercer sa fonction du tutorat sur un seul apprenant ou bien sur plusieurs apprenants en même temps.

5.2.2. Proactif / Réactif

Les types d'intervention du tuteur peuvent influencer les performances des apprenants. En effet, lorsque les interactions sont incompatibles avec les objectifs de la discussion, les apprenants sont moins capables d'apprendre les échanges. D'une façon générale, les types d'intervention des tuteurs sont divisés en deux modes: réactif et proactif.

- *Intervention Réactive* : le tuteur interagit selon les demandes des apprenants à travers les outils de communication mis à sa disposition.

- *Intervention Proactive* : le tuteur intervient sans être sollicité. En d'autres termes, c'est le tuteur qui initie une discussion ou un échange d'information.

5.2.3. Visuel / Textuel

Il est important de se rappeler que la communication en tutorat à distance se diffère de l'échange classique (face-à-face). En effet, plusieurs outils de communication à distance ont été utilisés pour supporter les activités d'apprentissage et du tutorat. Certains tuteurs préfèrent interagir avec les apprenants à travers des images, des diagrammes, des graphiques, etc. En outre, ils intègrent les médias visuels, documents numérisés et les vidéos de conférence. Tandis que d'autres tuteurs préfèrent uniquement le format textuel.

5.2.4. Occasionnel / Perfectionniste

On peut dire que la performance des tuteurs dépend en grande partie d'autres facteurs; la méthodologie de travail est l'un de ces facteurs. Cette dernière définit si le tuteur préfère travailler en tutorat à distance ou non. Le tuteur occasionnel a tendance à être plus pratique et plus prudent que le tuteur perfectionniste. Tandis que le tuteur perfectionniste préfère travailler plus vite et être plus avancé que celui occasionnel.

Le tableau suivant présente une description de chaque style de tutorat proposé.

Les dimensions	Les types	Description
<i>Dimension 1</i>	Actif	<ul style="list-style-type: none"> • Préfère travailler avec des groupes • Interagit selon les demandes des apprenants. • Adopte des méthodes simples pour aider les apprenants.
	Réflexif	<ul style="list-style-type: none"> • Supporte l'apprentissage individuel. • Explique les différents problèmes à chaque apprenant individuellement.
<i>Dimension 2</i>	Proactif	<ul style="list-style-type: none"> • Aime à parler et communiquer avec les apprenants. • Préfère que tout doit être compris par les apprenants et il pose des questions s'il perçoit que les apprenants ont rencontré des difficultés.
	Réactif	<ul style="list-style-type: none"> • Il ne répond qu'à la suite des demandes des apprenants.
<i>Dimension 3</i>	Visuel	<ul style="list-style-type: none"> • Partage les informations et aide les apprenants en

		utilisant: des photos, des diagrammes, des graphiques, des démonstrations, etc.
	Textuel	• Préfère de répondre aux demandes des apprenants par des explications écrites.
Dimension 4	Occasionnel	• Aime à écouter et analyser les questions, et il pense attentivement avant de prendre une décision.
	Perfectionniste	• Aime à comprendre les questions de tous les étudiants. • Interagit régulièrement avec le système. • A un contact facile avec les autres.

Tableau 4.4. Récapitulation des caractéristiques des différents styles de tutorat dans la situation d'apprentissage à distance (Bendjebar et al., 2016b).

5.3. Description des styles de tutorat

Notre deuxième contribution de recherche porte sur le style de tutorat qui est un facteur important pour l'efficacité du processus de tutorat. Il est une manière spécifique pour aborder une tâche de tutorat et les stratégies des activités du tutorat afin de réaliser une tâche. Selon Gounon (2005) et Lekira (2012), la nature du tutorat est divisée en trois parties principales:

- 1- La première est la modalité de tutorat, qui est réactive ou proactive,
- 2- La seconde est le moment de l'intervention et le contenu des demandes d'information /aide,
- 3- La dernière est la motivation et la compréhension des problèmes des apprenants.

Les tuteurs ont des styles de tutorat différents qui dépendent de leurs façons dont ils travaillent pendant le processus du tutorat. Une des principales activités pédagogiques dans les systèmes du e-learning est la continuité de l'activité du tutorat, de telle sorte que tous les tuteurs doivent aider les apprenants malgré leurs différents styles de tutorat. En plus, le style de tutorat est la meilleure méthode pour découvrir comment le tuteur assure et résout les problèmes des apprenants. L'adoption de style de tutorat des tuteurs dans les systèmes du e-learning a de nombreux avantages, nous pouvons citer quelques-uns:

- Les tuteurs et les apprenants découvrent comment établir un environnement stimulant pour le tutorat,
- La motivation des apprenants peut être augmentée et la confiance avec le tuteur peut être améliorée,
- Aider le tuteur à découvrir des approches affectives pour effectuer l'activité du tutorat,

- La gestion du temps et le comportement du tuteur peuvent être améliorés,
- Les apprenants peuvent choisir le tuteur en fonction de son style de tutorat qui peut améliorer par la suite leurs niveaux de connaissances d'une part, et éliminer leur isolement d'une autre part.

Pour calculer les valeurs des styles de tutorat proposés, nous sommes basés sur les informations sur le comportement des tuteurs. Pour ce faire, nous calculons un ensemble d'indicateurs pour chaque style de tutorat. En effet, ces styles définissent le type d'interaction et les préférences d'un tuteur lors de l'exécution du processus de tutorat. En outre, la définition de ces composants peut influencer sur sa façon d'effectuer la tâche du tutorat.

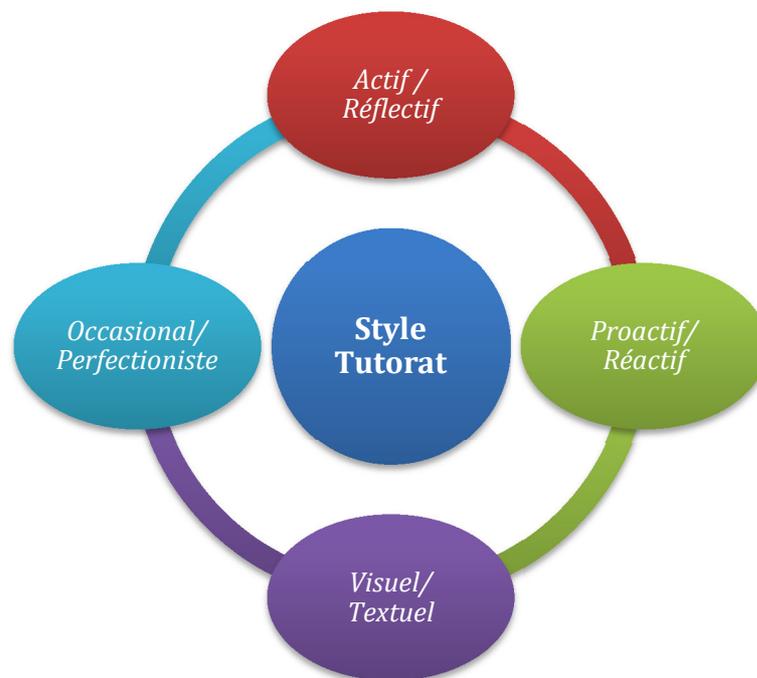


Figure 4.12. Les différents styles de tutorat proposés.

Chaque dimension du style de tutorat (ST) est définie comme étant une combinaison de quatre valeurs en fonction de la taille des styles de tutorat (Bendjebar et al., 2016b).

$$ST = (a, b, c, d | a \in S1, b \in S2, c \in S3, d \in S4) \quad (1)$$

Où:

$$S1 = \{\text{Actif } (A), \text{ Réfléctif } (R)\};$$

$$S2 = \{\text{Proactif } (Pa), \text{ Réactif } (Rc)\};$$

$$S3 = \{\text{Visuel } (V), \text{ Textuel } (T)\}.$$

$$S4 = \{\text{Occasional } (O), \text{ Perfectionniste } (P)\}.$$

En se basant sur cette combinaison de différentes dimensions, nous obtenons 16 valeurs possibles du style de tutorat (ST):

$$ST = \left\{ \begin{array}{l} (A, Pa, V, O), (A, Pa, V, P), (A, Pa, T, O), (A, Pa, T, P), (R, Pa, V, O), (R, Pa, V, P), \\ (R, Pa, T, P), (R, Pa, T, O), (A, Rc, V, O), (A, Rc, V, P), (A, Rc, T, O), \\ (A, Rc, T, P), (R, Rc, V, O), (R, Rc, V, P), (R, Rc, T, O), (R, Rc, T, P). \end{array} \right\}$$

Dans notre cas, les valeurs des dimensions sont des valeurs binaires (0 ou 1). Par conséquent, les valeurs des ST possibles sont les suivantes :

$$ST = \left\{ \begin{array}{l} (0,0,0,0), (0,0,0,1), (1,0,0,0), (1,0,0,1), (0,1,0,0), (0,1,0,1), \\ (1,1,0,0), (1,1,0,1), (0,0,1,0), (0,0,1,1), (1,0,1,0), \\ (1,0,1,1), (0,1,1,0), (0,1,1,1), (1,1,1,0), (1,1,1,1). \end{array} \right\}$$

5.4. Association des indicateurs pour chaque style de tutorat

Il existe une relation profonde entre le comportement du tuteur et ses styles. Par exemple: si un tuteur a passé beaucoup de temps dans le système de tutorat, c'est une indication que ce tuteur est perfectionniste.

Nous avons modélisé toutes les actions qui peuvent être réalisées par les tuteurs pendant leurs sessions du tutorat. À cet effet, nous avons créé un ensemble d'indicateurs à partir de l'analyse des comportements des tuteurs (Bendjebar et al., 2016b). Le tableau 4.5 présente en détail quelques indicateurs de chaque style de tutorat.

Style de tutorat	Abréviation de l'indicateur	Description
Actif/ Réflexif	Msg_ap	Le nombre de messages qui ont été envoyés à un apprenant.
	N_forum_msg	Le nombre de messages postés sur un forum pendant les séances de tutorat.
	N_reuni	Le nombre de réunions qui ont été programmées par le tuteur.
	Msg_r	Le nombre de messages qui ont été reçu par un apprenant.
Proactif/Réactif	N_mail_sen	Le nombre des mails envoyés aux apprenants.
	N_mail_rec	Le nombre de mails reçus des apprenants.
	N_assi_sen	Le nombre total des demandes d'assistance envoyées.
	N_assi_res	Le nombre total des demandes d'assistance qui ont été consultées et résolues par le tuteur.
Visuel/Textuel	N_text	Le nombre total d'accès à des outils textuels.
	N_visu	Le nombre total d'accès à des outils visuels.
Occasionnel/ Perfectionniste	T_res	Le temps moyen passé pour répondre aux problèmes des apprenants.
	N_con	Le nombre de connexions au système.

Tableau 4.5. Liste des indicateurs pour chaque style de tutorat.

Ces indicateurs assurent le suivi pédagogique des activités du tutorat. Le système doit fournir aux apprenants des informations pertinentes sur l'activité de leurs tuteurs distants afin qu'il effectue une représentation de cette activité dans le but :

- D'apporter une réponse adaptée aux demandes d'assistance émises par les apprenants ;
- De pouvoir prendre en compte tous les changements du comportement des tuteurs.

La figure suivante présente un exemple de l'interface de la trace des mails. Elle contient le sujet du mail (A), son contenu (B), la date et l'heure d'envoi (C) et l'état du mail (D). Ainsi,

cette trace enregistre le numéro de l'acteur récepteur et destinataire (E). Nous rappelons que cette interface a été prise de la plateforme LETline où nous avons intégré dans un premier temps notre prototype relatif à la détection des styles de tutorat à base de traces.

NMA	Sujet_ma	Cont_ma	Date_ma	Heure_ma	Etat_ma	etat_env	NACT_em	NACT_re	nbmsr	Profil
1	(Pas d'objet)	hello!	2009-05-16	11:44:55	lus	non répondre	6	9	0	NULL
2	(Pas d'objet)	hello	2009-05-16	11:46:39	non lus	non répondre	6	7	0	NULL
3	(Pas d'objet)	hi!!!!!!!	2009-05-16	11:53:40	lus	non répondre	9	6	0	NULL
4	question	bonjour amina	2009-05-16	13:00:20	lus	répondre	20	17	0	NULL
5	AVERTISSEMENT	Salem Amira , J'espère que vous êtes en bonne sant...	2009-05-16	13:01:06	lus	non répondre	11	17	0	Profil COG
6	AVERTISSEMENT	Salem Amira , J'espère que vous êtes en bonne sant...	2009-05-16	13:01:12	lus	non répondre	11	17	0	Profil COG
7	AVERTISSEMENT	Salem manouila , J'espère que vous êtes en bonne s...	2009-05-16	13:01:20	lus	non répondre	11	18	0	Profil COG
8	AVERTISSEMENT	Salem manouila , J'espère que vous êtes en bonne s...	2009-05-16	13:01:23	lus	non répondre	11	18	0	Profil COG
9	AVERTISSEMENT	Salem houaria , J'espère que vous êtes en bonne sa...	2009-05-16	13:16:16	non lus	non répondre	11	19	0	Profil COG
10	AVERTISSEMENT	Salem houaria , J'espère que vous êtes en bonne sa...	2009-05-16	13:16:24	non lus	non répondre	11	19	0	Profil COG
11	AVERTISSEMENT	Salem mofida , J'espère que vous êtes en bonne sa...	2009-05-16	13:16:31	lus	non répondre	11	20	0	Profil COG
12	AVERTISSEMENT	Salem manouila , J'espère que vous êtes en bonne s...	2009-05-16	13:16:36	non lus	non répondre	11	18	0	Profil COG
13	AVERTISSEMENT	Salem Amira , J'espère que vous êtes en bonne sant...	2009-05-16	13:18:23	lus	non répondre	11	17	0	Profil COG
14	AVERTISSEMENT	Salem manouila , J'espère que vous êtes en bonne s...	2009-05-16	13:24:24	non lus	non répondre	11	18	0	Profil COG
15	AVERTISSEMENT	Salem amel , J'espère que vous êtes en	2009-05-16	13:24:36	lus	non	11	21	0	Profil

Figure 4.13. Exemple d'un indicateur (mail) de la plateforme LETline.

Exemple de calcul d'un style de tutorat

La figure suivante présente un exemple de calcul du style de tutorat d'un tuteur selon son comportement afin de détecter le style correspondant. Les variables du comportement (C.à.d. Msg_ap, Msg_r, etc.) sont représentés dans le tableau ci-dessus (c.f. Tableau 4.5.).

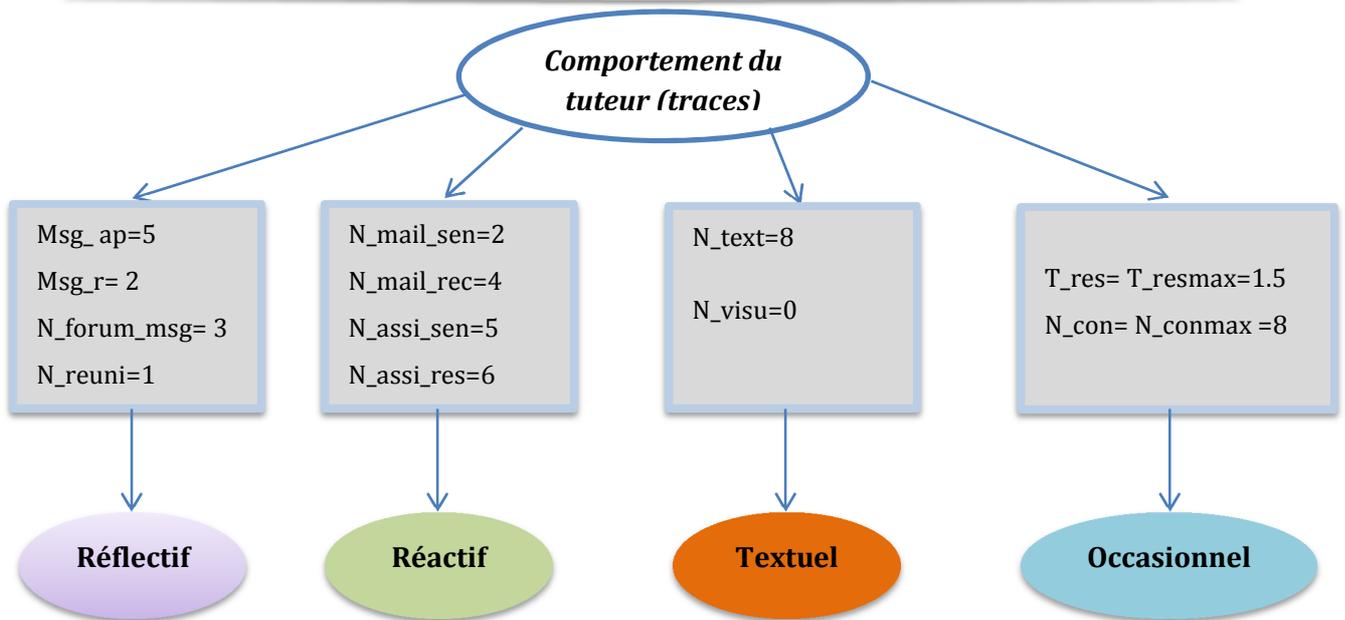


Figure 4.14. Exemple de style de tutorat d'un tuteur.

L'algorithme de détection du style de tutorat est présenté en Algorithme 3.

Algorithme 3: Extraction du style de tutorat

Entrée: M : Ensemble des tuteurs.

Ensemble des interactions du tuteur t_i

$\{Msg_ap_t, N_forum_msg_t, N_reuni_t, Msg_r_t, N_mail_sen_t, N_mail_rec_t, N_assi_sen_t, N_assi_res_t, N_text_t, N_visu_t, T_resmax_t, T_resmin_t, N_conmax_t, N_conmin_t\}$

Sortie: $St_i = (D_{1i}, D_{2i}, D_{3i}, D_{4i})$ Style de tutorat du tuteur t_i

Début

Pour chaque tuteur $t_i \in M$

Si $(Msg_ap_{t_i} + Msg_r_{t_i}) / 2 \geq (N_forum_msg_{t_i} + N_reuni_{t_i}) / 2$

Alors $D_{1i} := \text{"Réflexif"}$

Si non $D_{1i} := \text{"Actif"}$;

Si $(N_mail_sen_{t_i} + N_assi_sen_{t_i}) / 2 \geq (N_mail_rec_{t_i} + N_assi_res_{t_i}) / 2$

Alors $D_{2i} := \text{"Proactif"}$

Si non $D_{2i} := \text{"Réactif"}$;

Si $(N_text_{t_i} \geq N_visu_{t_i})$

Alors $D_{3i} := \text{"Textuel"}$

Si non $D_{3i} := \text{"Visuel"}$;

Si $(T_resmax_{t_i} + N_conmax_{t_i})/2 \geq (T_resmin_{t_i} + N_conmin_{t_i})/2$

Alors $D_{4i} := \text{"Occasionnel"}$

Si non $D_{4i} := \text{"Perfectioniste"}$;

Fin pour

Fin

6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une nouvelle approche pour construire un modèle du tuteur. Ce dernier doit être un moyen pour représenter toutes les informations concernant le tuteur. De ce fait, l'objectif majeur de cette recherche est de définir le modèle de chaque tuteur qui se fait automatiquement en fonction de son comportement et ses actions lorsqu'il utilise le système pour assurer la tâche du tutorat.

Ensuite, sur la base de ces informations, nous pouvons déduire des valeurs numériques qui représentent les caractéristiques définissant les différents styles du tutorat. Ces derniers sont tout simplement de différentes stratégies ou façons d'exercer la fonction du tutorat. En d'autres termes, le style de tutorat indique comment les tuteurs effectuent leurs fonctions du tutorat.

Nous avouons que les styles de tutorat proposés ne sont pas statiques. Ils peuvent être améliorés ou mis à jour. Par contre, nous pensons que c'est un début pour arriver à une taxonomie de styles de tutorat standards comme ceux des styles d'apprentissage.

Enfin, nos approches ont fait l'objet de deux mises en œuvre au sein de deux prototypes d'un système favorisant le tutorat humain. Le chapitre suivant sera consacré à la présentation de ces prototypes ainsi que les résultats de différentes expérimentations conduites pour évaluer nos propositions.

Chapitre 5

Mise en œuvre et validation des approches proposées

1. Introduction

Après avoir présenté les éléments du modèle tuteur proposé et leur caractéristique, ce chapitre a comme objectif la validation des idées proposées. En plus, il est consacré à la présentation des différentes expérimentations menées dans le cadre du travail de cette thèse.

Pour cette raison, nous avons développé un ensemble d'outils informatiques afin de mettre en œuvre les différentes propositions. Une série des expérimentations ont été réalisées afin d'explorer, observer et valider les différents aspects de nos propositions. Ces expérimentations ont été déroulées avec des étudiants et des tuteurs de l'université 8 Mai 1945 Guelma.

Dans ce chapitre, nous donnons en détail les résultats obtenus de différentes expérimentations menées en utilisant les différents prototypes implémentés.

2. Mise en œuvre des différentes propositions

Pour analyser et valider les approches proposées, nous avons développé deux prototypes relatifs à nos deux contributions et nous avons mené trois expérimentations. Le premier prototype permet de gérer toutes les actions sur le modèle du tuteur (initialisation et mise à jour). Nous avons intégré ce prototype dans un système appelé TutClass (en français classification des tuteurs) développé au sein du laboratoire des sciences et des technologies de l'information et de la communication (LabSTIC) de l'université de Guelma. Ce prototype prend en compte la gestion des modèles des tuteurs en utilisant une technique de Data mining (K-ppv) et une technique d'IA (la logique floue).

Le deuxième prototype est le gestionnaire des styles de tutorat. Il prend en compte le processus de détection du style de tutorat ainsi que l'opération de la mise à jour.

Vu la nécessité de données réelles pour tester notre deuxième contribution, nous avons utilisé les données issues des activités de tutorat menées au sein de la plateforme LETline. En d'autres termes, toutes les interactions effectuées par les tuteurs ont été prises comme entrées pour notre deuxième prototype.

Nous donnons dans ce qui suit une description de chaque prototype implémenté.

2.1. Le premier prototype : TutClass

Le premier prototype est un système d'apprentissage et de tutorat à distance qui prend en compte la nouvelle structure du modèle du tuteur proposé. Ce système offre à ses acteurs un ensemble de services pour réaliser leurs tâches dans les meilleures conditions. En outre, il offre aux tuteurs un ensemble de fonctionnalités pour gérer leurs différents profils (initialisation et mise à jour).

2.1.1. Langage de développement

Pour réaliser notre prototype, on a utilisé PHP qui est un langage de programmation permettant essentiellement de construire des sites web dynamiques. Easy PHP est une plateforme de développement Web, permettant de faire fonctionner localement (sans se connecter à un serveur externe) des scripts PHP.

De plus, La création des pages web a besoin d'un éditeur de site web, par exemple : DreamWeaver, NamoWebEditeur, etc. Dans notre cas, nous avons choisi Macromedia Dreamweaver avec l'extension 8 qui est un logiciel qui offre des outils qui facilitent la création des pages web.

2.1.2. Fonctionnalités

L'accès à notre plateforme se fera à travers l'interface principale « la page d'Accueil », trois liens essentiels ont été réalisés pour faciliter l'accès aux différentes interfaces :

- *Administrateur* : C'est le lien qui permet l'accès à l'interface administrateur.
- *Tuteur* : C'est le lien qui permet l'accès à l'interface tuteur.
- *Apprenant* : C'est le lien qui permet l'accès à l'interface apprenant.

Chaque espace prend en charge un ensemble de tâches. Par exemple, l'espace administrateur contient un ensemble de services comme la validation des acteurs du système (apprenants, tuteurs), la gestion des profils, l'affectation des rôles aux tuteurs, ainsi que l'affectation des apprenants aux groupes.

De plus, le tuteur dans son espace peut visualiser les activités des apprenants, effectuer une collaboration avec les autres tuteurs, et consulter son profil. Tandis que, l'espace apprenant

est réservé aux inscriptions des apprenants ainsi qu'aux outils de communication offerts pour demander l'assistance ou l'aide des tuteurs.

2.1.3. Présentation de quelques interfaces du prototype

Dans cette section, nous présentons quelques interfaces relatives à l'espace tuteur. La figure suivante montre comment le tuteur peut initialiser son profil cognitif (c.f. figure 5.1).

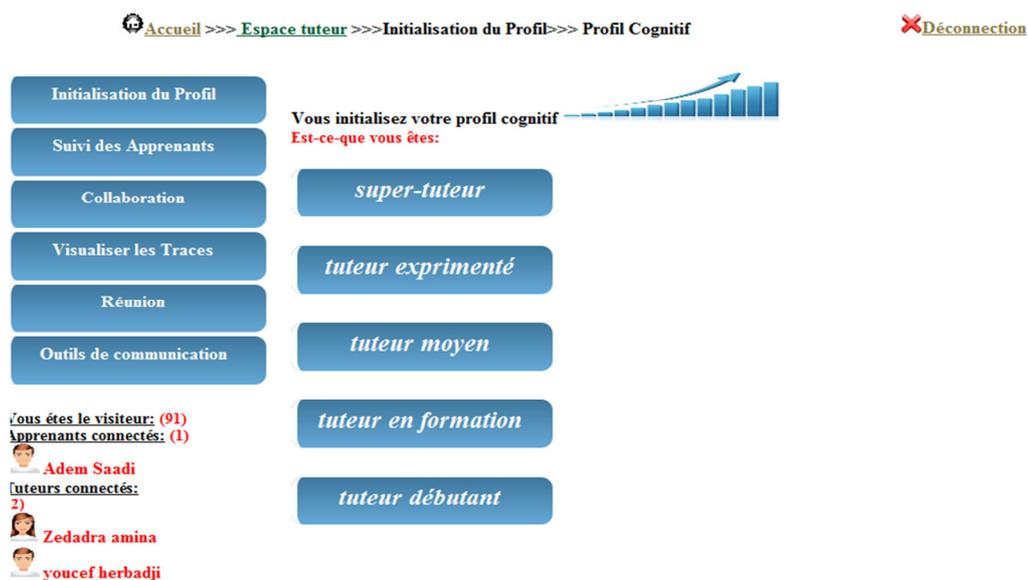


Figure 5.1. Initialisation du profil cognitif par le tuteur lui-même.

Par ailleurs, son profil tutorial est initialisé à partir du questionnaire. La figure suivante présente un exemple du questionnaire pour déterminer le profil tutorial.

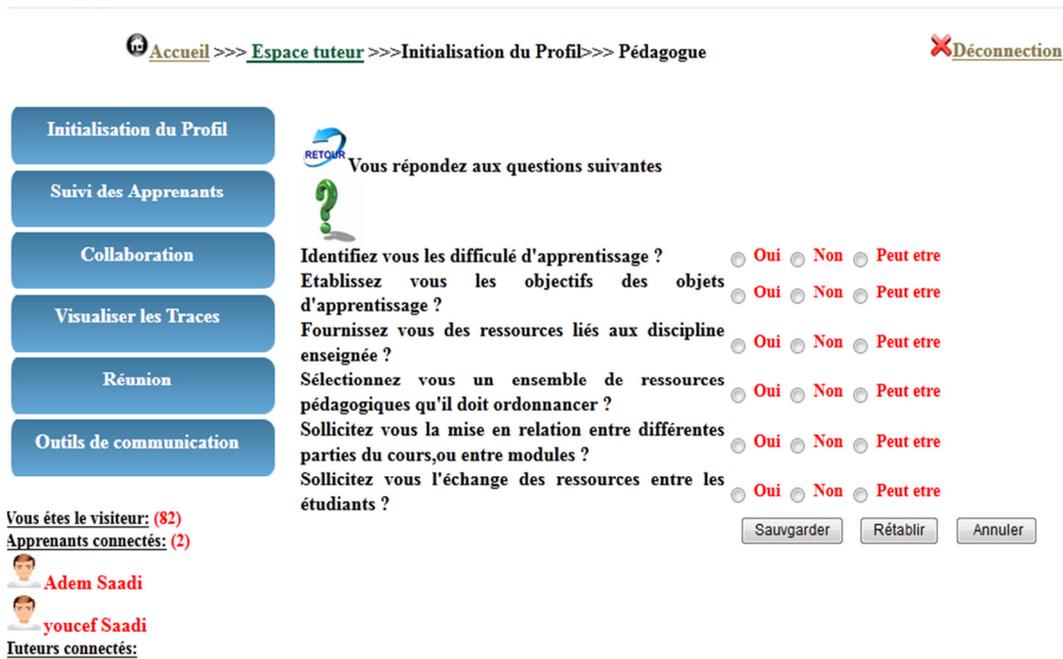


Figure 5.2. Initialisation du profil tutorial dans TutClass.

La figure suivante montre le profil final du tuteur après l'utilisation de différentes techniques (logique floue et k-ppv) afin d'initialiser ses profils. La première ligne (A) montre les données personnelles du tuteur (Nom, Prénom, Adresse, etc.), la deuxième ligne (B) montre son profil cognitif, la troisième ligne (C) montre les rôles qui ont été affectés au tuteur et la dernière montre son profil comportemental.

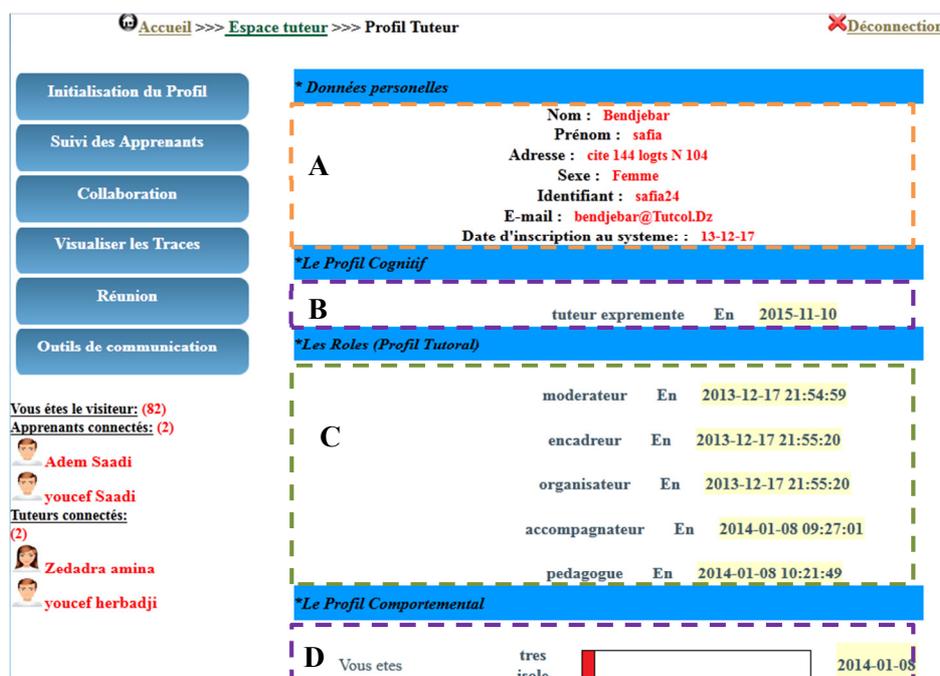


Figure 5.3. Exemple d'un profil du tuteur dans TutClass.

2.2. Le deuxième prototype : détecteur du style de tutorat

Le deuxième prototype est un module qui permet de détecter automatiquement les styles de tutorat des tuteurs à partir de leurs traces (interactions) relatives à l'activité du tutorat. Après son implémentation, nous l'avons intégré dans le système TutClass. En parallèle, nous l'avons intégré aussi dans une plateforme existante et opérationnelle qui est LETline. L'objectif est d'utiliser de nombreuses traces sauvegardées dans le système LEline.

2.2.1. Langage de développement

Ce prototype a été développé par les membres de l'équipe TWSI au sein du laboratoire LabSTIC. Ils ont utilisé WampServer qui présente une plate-forme de développement Web sous Windows pour des applications Web dynamiques à l'aide du serveur Apache2, du langage de scripts PHP et d'une base de données MySQL. En outre, ils ont utilisé le même langage que celui du premier prototype (DreamWeaver) pour la création des pages web.

2.2.2. Quelques interfaces

Les apprenants peuvent effectuer un ensemble d'activités dans la plateforme LETline. La figure suivante présente un exemple de l'interface apprenant.



Figure 5.4. Espace apprenant dans LETline.

La figure suivante présente un exemple des demandes d'assistance envoyées à un tuteur.

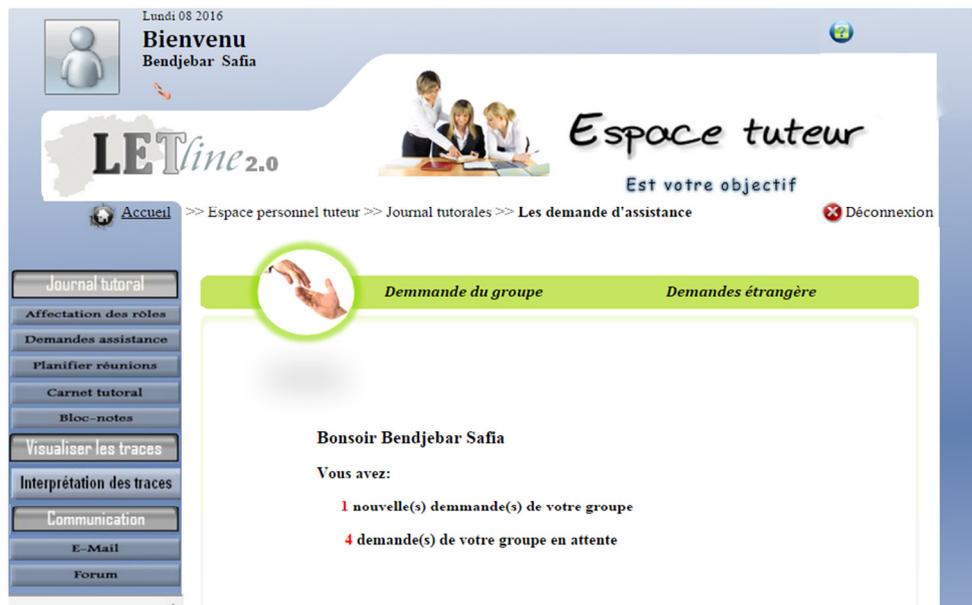


Figure 5.5. Demandes d'assistance envoyées au tuteur dans LETline.

Le tuteur peut déduire son style de tutorat selon leur demande. La figure suivante présente un exemple du style du tutorat d'un tuteur.



Figure 5.6. Exemple du style de tutorat d'un tuteur dans LETline.

3. Description des expérimentations pour la validation des propositions

Afin de tester et valider nos idées, nous avons mené une série d'expérimentation au niveau universitaire. Chacune des expérimentations avait un objectif bien précis. En d'autres termes, nous voulions valider nos propositions dans des conditions réelles d'utilisation par les tuteurs qui sont l'acteur principal de nos prototypes. Notre choix des tuteurs a été effectué aléatoirement parmi les enseignants ou les doctorants de l'université de Guelma.

Plusieurs tuteurs de l'université de Guelma ont participé à nos expérimentations. Leur nombre est présenté dans le tableau suivant (Tableau 5.1).

	Plateforme utilisée	Objectif de l'expérimentation	Nombre des tuteurs	Nombre des hommes	Nombre des femmes
Expérimentation 1	/	Analyser les propositions des apprenants et des tuteurs afin de dégager certaines solutions.	73	27	46
Expérimentation 2	TutClass	Construire l'ensemble des profils des tuteurs en utilisant les techniques proposées.	16	6	10
Expérimentation 3	LETline	Déduire les styles de tutorat de chaque tuteur en se basant sur leurs profils définis précédemment.	9	3	6

Tableau 5.1. Objectif des expérimentations et le nombre de tuteurs impliqués.

Nous présentons dans ce qui suit, une description de chaque expérimentation effectuée.

4. Expérimentation relative à la validité de l'activité du tutorat

4.1. Objectifs de l'expérimentation

Le but de cette étude est de mesurer l'impact de l'activité du tutorat vu par les tuteurs et les apprenants, et de déterminer les différents critères qui peuvent influencer sur cette activité en analysant les différentes propositions. Cette expérimentation a également comme objectif de savoir les besoins et les problèmes des étudiants.

4.2. L'enquête de l'expérimentation

Pour étudier l'effet et l'utilité du tutorat au niveau universitaire, nous avons choisi l'université de Guelma. Pour ce faire, deux questionnaires ont été établis. Le premier questionnaire contient 11 questions. Il a été créé afin d'identifier et extraire les problèmes des tuteurs. Dans ce questionnaire, nous avons collecté des informations générales sur les tuteurs et leurs expériences. Malheureusement, nous avons eu le retour de 73 tuteurs (sur 100) qui ont participé dans cette étude. L'intérêt de ce test est de voir l'expérience des tuteurs durant leurs activités et ainsi d'identifier concrètement les véritables problèmes qu'ils rencontrent en situation d'utilisation.

Un deuxième questionnaire a été distribué aux étudiants de la 1^{ère} année afin d'explorer les différentes propositions pour améliorer le tutorat et les motiver. Ce questionnaire contient 14 questions, 90 étudiants ont participé appartenant aux spécialités suivantes : Math et Informatique, Biologie, Psychologie, Science économique, Littérature et Langues.

4.3. Observations et bilan

Dans cette expérimentation, nous avons analysé et discuté les réponses des apprenants et des tuteurs selon le questionnaire qui a été distribué.

4.3.1. L'impact du tutorat sur l'activité des apprenants

Dans le premier cas, les étudiants sont invités à répondre à deux questions :

- *Question 1* : Pensez-vous que vous avez besoin d'un tuteur ?
- *Question 2* : Avez-vous compris les rôles du tuteur ?

La figure suivante montre les résultats obtenus où 65,55% d'entre eux ont déclaré compris le rôle des tuteurs. Tandis que 74,44% (soit 67 apprenants) d'entre eux ont déclaré qu'ils ont besoin d'un tuteur dans leurs apprentissages. Par contre, 15,55% des cas (soit 14 apprenants) ont dit qu'ils n'ont pas besoin des tuteurs durant leurs formations.

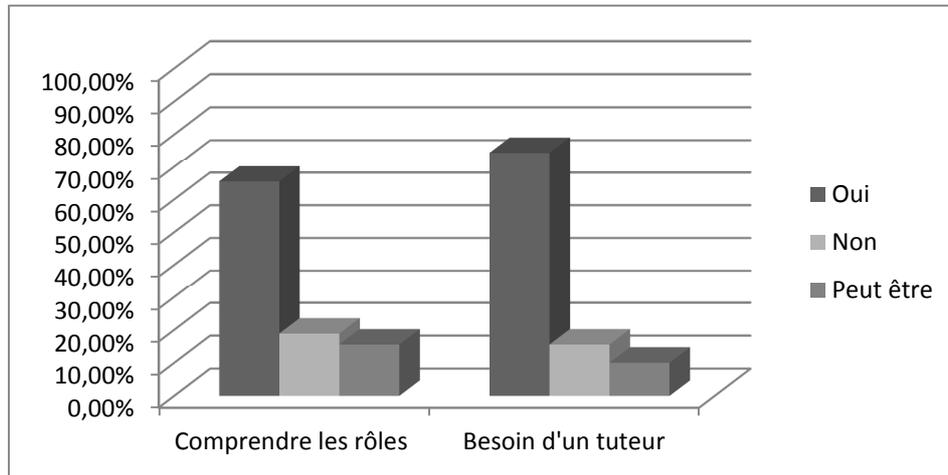


Figure 5.7. Les réponses des étudiants sur le besoin du tuteur et la compréhension de son rôle.

Pour diminuer le problème de l'abandon des étudiants, nous avons demandé aux apprenants de répondre à cette question:

- *Question 3* : D'après vous, pourquoi les étudiants abandonnent leur tuteur ?

Dans ce cas, 38,88% d'entre eux ont dit qu'il y a un manque de confiance entre l'étudiant et le tuteur, alors que 12,22% des cas ont signalé le manque d'un environnement pour poursuivre l'activité du tutorat (Voir la figure 5.8. pour plus de résultats).

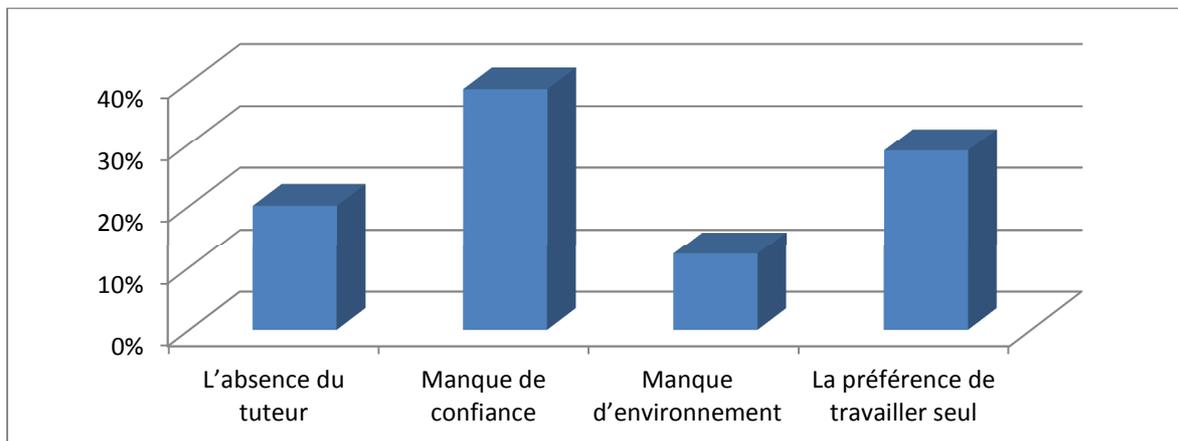


Figure 5.8. Les raisons d'abandon des étudiants.

Nous présentons les réponses des apprenants sur la question suivante afin de connaître leurs préférences du tutorat.

- *Question 4* : Dans le cadre du tutorat, vous aimerez qu'on vous aide :

Propositions	Réponses	
	Oui	Non
- à réussir le semestre	52.23%	47.77%
- à prendre confiance dans vos capacités	60%	40%
- à apprendre le cours	45.55%	54.45%
- à améliorer vos relations avec les enseignants	13.34%	86.66%
- à apprendre de manière plus efficace	90%	10%
- à mieux comprendre les énoncés et devoirs	54.44%	45.56%
- à organiser vos idées à l'écrit	70%	30%
- à mieux vous exprimez à l'oral	22.22%	77.78%
- à mieux vous exprimez à l'écrit	28.88%	71.12%
- à décider de changer la filière	54.45%	45.55%
- à confirmer votre choix de filière	57.77%	42.23%

Tableau 5.2. Les préférences des étudiants concernant le tutorat.

Comme il est indiqué sur le tableau ci-dessus, nous avons obtenu les résultats suivants :

- Dans 52.23% des cas (soit 43 apprenants) où les apprenants préfèrent le tutorat pour les aider à réussir le semestre.
- 90% des cas (soit 81 apprenants) où les apprenants favorisent l'activité du tutorat pour mieux apprendre durant leurs processus d'apprentissage.
- 70% des cas (soit 63 apprenants) où les apprenants ont déclaré qu'ils supportent le suivi du tuteur pour les assister afin d'organiser leurs idées.

4.3.2. L'impact du tutorat sur l'activité des tuteurs

Les tuteurs ont donné leurs points de vue sur le type de leurs interventions. Les modes d'intervention du tuteur ne sont pas toujours clairement définis; nous explorons deux modes d'interventions réactives et proactives. Ses différents modes ont un impact sur le coût du tutorat. La figure suivante montre le type de l'intervention des tuteurs. En effet, 60,94% des tuteurs préfèrent interagir avec l'étudiant en fonction de son problème (c.-à-d. Réactif), tandis que 39,06% d'entre eux préfère interagir avec l'étudiant avant le déclenchement d'un problème (c.-à-d. Proactif).

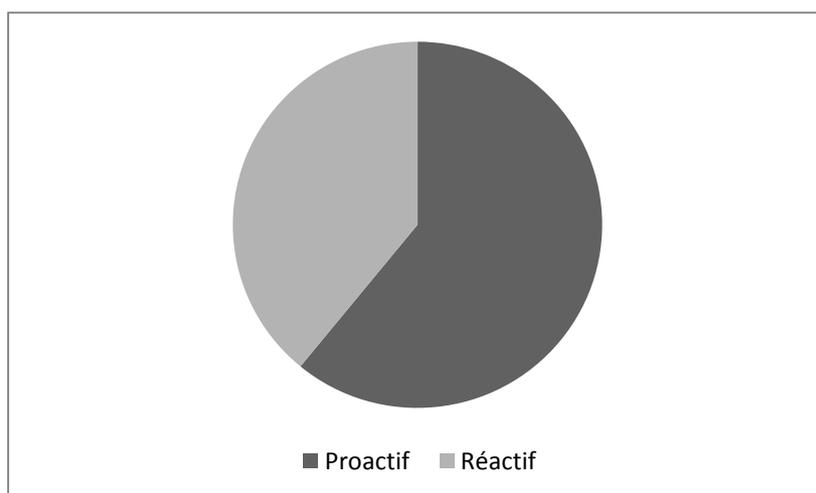


Figure 5.9. Les types d'intervention des tuteurs.

Un facteur important pour résoudre le problème des apprenants est la disponibilité des tuteurs au cours des activités d'apprentissage. Pour connaître le moment approprié pour l'activité du tutorat, nous avons demandé aux tuteurs de définir leurs choix. Sur 73 personnes interrogées, 41,09% affirment que les apprenants ont besoin du tutorat tout le temps, alors que 15,07% disent que le tutorat est nécessaire pendant les examens et parfois dans leur apprentissage quand ils rencontrent quelques problèmes.

Moment du tutorat	Nombre des tuteurs	Pourcentage
En continu	30	41.09%
Pendant les examens	11	15.07%
Périodique	11	15.07%
Hebdomadaire	9	12.33%
Mensuel	8	10.96%
Quotidien	4	5.48%
Nombre total	73	100%

Tableau 5.3. Le moment du tutorat durant le cycle d'apprentissage.

5. Expérimentation du modèle du tuteur proposé

5.1. Objectifs de l'expérimentation

L'expérimentation a eu pour but d'évaluer l'adéquation du modèle initial des tuteurs. Il s'agissait de déterminer si le modèle répond aux besoins des apprenants et des tuteurs. En plus, elle a pour but de voir le changement des profils des tuteurs.

5.2. Contexte de l'expérimentation

Afin de valider notre approche, nous avons réalisé une expérience sur un ensemble de données à l'Université de Guelma (Algérie). Elle a été adoptée par un système du e-tutorat, qui offre à ses acteurs humains un ensemble de fonctionnalités et de services qui existent dans les systèmes e-learning tels que : l'apprentissage, l'évaluation et le tutorat. Un ensemble d'outils est offert aux tuteurs afin de suivre leurs groupes d'apprenants dans un environnement conçu à cet effet, appelé TutClass (**Tutor Classifier**, en français un système pour la classification des tuteurs).

La seule façon de vérifier la qualité de la démarche proposée, qui est fournie par la logique floue et K-plus proches voisins, est l'évaluation du système dans des conditions réelles. 16 tuteurs ont participé à cette expérimentation. Ces tuteurs sont des doctorants du laboratoire LabSTIC.

5.3. Recueil des données

L'approche proposée est mesurée à partir de plusieurs sources de données:

- **Questionnaire** : ce questionnaire contient 45 questions pour extraire les rôles du profil tutorial (Voir annexe 1).
- **Les traces d'utilisation de la plateforme** : qui sont stockées pendant le déroulement de l'expérimentation pour définir le comportement des tuteurs.
- **Test d'utilisabilité** : à la fin de l'expérimentation, nous avons testé les tuteurs qui ont utilisé cette plateforme pour voir l'adaptabilité des résultats de la technique proposée, et aussi pour voir l'efficacité du modèle qui a été utilisé pour répondre à leurs besoins.

5.4. Déroulement de l'expérimentation

Les tuteurs sont divisés en deux groupes: G1 et G2. Chaque groupe contient huit tuteurs et suit un ensemble de groupes d'étudiants de la première année math et informatique. Le scénario de l'expérimentation est le suivant:

- Les tuteurs du premier groupe (G1) ont utilisé le système pour définir leurs profils cognitifs, leurs profils comportementaux et leurs profils tutoriaux. Pour extraire ces derniers, un questionnaire (Annexe 1) est utilisé tout d'abord pour extraire les rôles des tuteurs. Ensuite, nous avons appliqué la technique de la logique floue pour déterminer leurs profils tutoriaux. Les tuteurs ont interagi avec les apprenants pendant deux semaines. Ceci nous a permis de calculer leurs profils comportementaux.
- Après la période expérimentale du premier groupe, les tuteurs du deuxième groupe (G2) ont dû déterminer eux-mêmes leurs profils cognitifs et tutoriaux. Ensuite, le système a défini leurs profils comportementaux en utilisant l'algorithme du K-ppv qui se base sur la similarité entre le nouveau tuteur et les tuteurs du premier groupe (G1).

5.5. Résultats et interprétation

Le tableau suivant montre les rôles, les performances, et les valeurs du profil tutorial. La performance est calculée selon les réponses du tuteur sur le questionnaire (Annexe 1).

Par ailleurs, après l'obtention de la performance de chaque rôle, la logique floue est appliquée pour définir le profil tutorial de chaque tuteur afin de le classer dans l'une des classes suivantes: *Pas du tout maîtrisable (PM)*, *Moins maîtrisable (MM)*, *Peu maîtrisable (EM)*, *Maîtrisable (M)* et *Parfaitement maîtrisable (AM)*.

Les rôles des tuteurs	Tuteurs	Performance	Le profil tutorial				
			PM	MM	EM	M	AM
Pédagogue	Tuteur 1	64%	0	0.2	0.8	0	0
	Tuteur 2	0%	0	0	0	0	0
	Tuteur 3	33.33%	1	0	0	0	0
	Tuteur 4	93%	0	0	0	0.4	0.6
	Tuteur 5	54.5%	0	1	0	0	0
	Tuteur 6	82%	0	0	0	1	0
	Tuteur 7	0%	0	0	0	0	0
	Tuteur 8	62.5%	0	0.5	0.5	0	0

	Tuteur 9	78.55%	0	0	0.29	0.71	0
	Tuteur 10	7%	1	0	0	0	0
	Tuteur 11	97%	0	0	0	0	1
	Tuteur 12	0%	0	0	0	0	0
	Tuteur 13	20%	0	0	0	0	0
	Tuteur 14	66.66%	0	0	1	0	0
	Tuteur 15	71%	0	0	1	0	0
	Tuteur 16	63%	0	0.4	0.6	0	0
Facilitateur	Tuteur 1	0%	0	0	0	0	0
	Tuteur 2	10.33%	1	0	0	0	0
	Tuteur 3	85.5%	0	0	0	1	0
	Tuteur 4	77.5%	0	0	0.5	0.5	0
	Tuteur 5	67.33%	0	0	1	0	0
	Tuteur 6	0%	0	0	0	0	0
	Tuteur 7	0%	0	0	0	0	0
	Tuteur 8	63%	0	0.4	0.6	0	0
	Tuteur 9	97.5%	0	0	0	0	1
	Tuteur 10	50.33%	0	1	0	0	0
	Tuteur 11	0%	0	0	0	0	0
	Tuteur 12	0%	0	0	0	0	0
	Tuteur 13	64%	0	0.2	0.8	0	0
	Tuteur 14	77.5%	0	0	0.5	0.5	0
	Tuteur 15	93%	0	0	0	0.4	0.6
	Tuteur 16	13%	1	0	0	0	0

Tableau 5.4. Les résultats du profil tutorial concernant deux rôles « pédagogue et facilitateur ».

En se basant sur les informations ci-dessus, nous commençons à examiner la différence entre les performances traditionnelles du tuteur qui ont été calculées par la méthode statistique (calcul de pourcentage).

La figure suivante montre la distribution de la performance des tuteurs où l'axe des abscisses présente l'ensemble des tuteurs (16 tuteurs), tandis que l'axe des ordonnées présente les proportions pour obtenir un rôle.

On constate qu'il y a un grand nombre des tuteurs qui tombent dans l'intervalle [0%, 20%], et quelques-uns d'entre eux dans l'intervalle [65%, 98%].

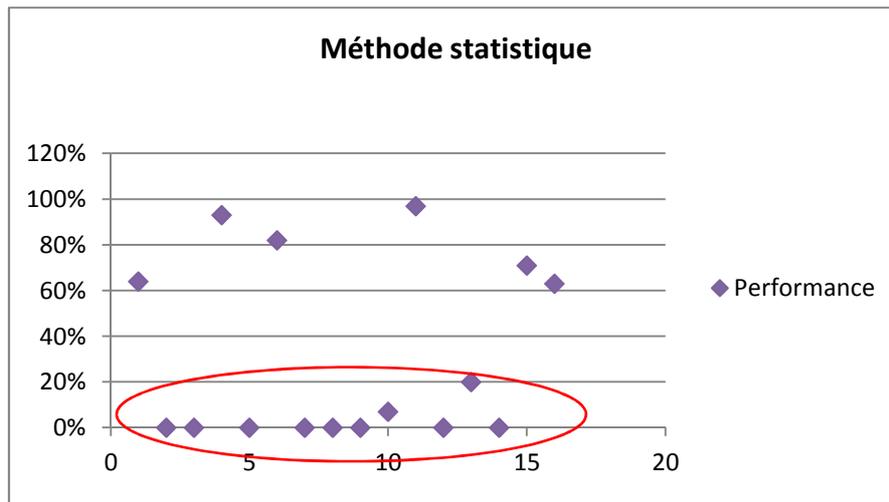


Figure 5.10. La distribution de la performance des tuteurs du groupe (G1) (Bendjebar et al., 2016a).

Par conséquent, la distribution du profil tutorial en utilisant la logique floue a été douce et la densité des classes est différente. Le profil tutorial du premier rôle (c.-à-d. pédagogue) en utilisant une approche floue pour un échantillon de 16 tuteurs est présenté dans la figure 5.11. Comme il est montré sur cette figure, l'axe des abscisses présente l'ensemble des tuteurs, et l'axe des ordonnées présente le résultat de la logique floue.

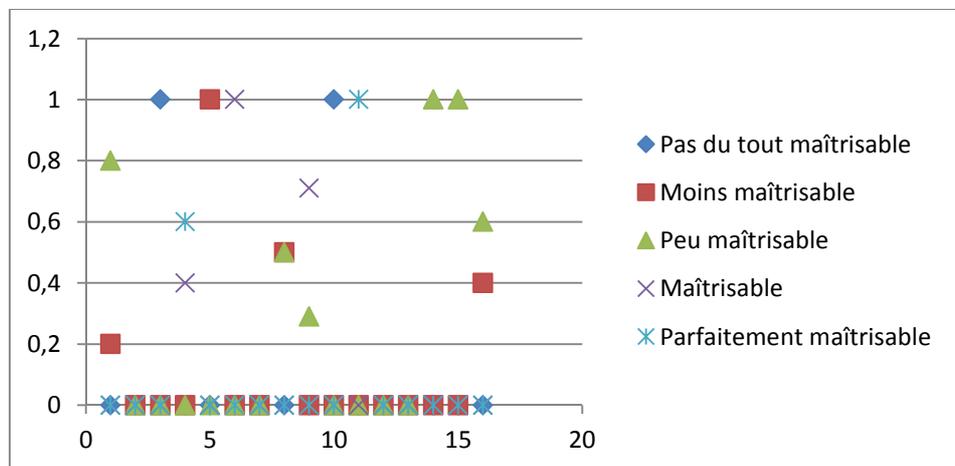


Figure 5.11. Exemple de la distribution du profil tutorial du tuteur (Rôle « pédagogue ») (Bendjebar et al., 2016a).

Lorsque les résultats sont évalués, la variance dans le résultat se voit entre les classes du profil tutorial qui ont été créées en se basant sur la méthode proposée de la logique floue. Cette méthode a montré une flexibilité et une robustesse dans le processus d'évaluation.

Durant la deuxième phase, tous les tuteurs sont invités à interagir les uns avec les autres en utilisant les fonctionnalités du système pendant deux semaines afin de définir leurs profils comportementaux. Donc, nous définissons les vecteurs qui contiennent le profil tutorial et cognitif. Cette information nous aide à définir le profil comportemental du nouveau tuteur qui appartient à la même catégorie de ces tuteurs.

Le tableau 5.5 présente un exemple qui montre comment définir le profil comportemental du premier tuteur du deuxième groupe G2 (c.-à-d. Tut-9) en utilisant un algorithme K-ppv sur la base de la similarité entre les modèles des autres tuteurs (c.-à-d. tuteurs du premier groupe).

Id-Tuteur	Profil comportemental	Similarité entre les modèles des tuteurs
Tut-1	Dynamique	$\text{Sim}(M_{Tut-1}, M_{Tut-9}) = 1.58$
Tut-2	Peu dynamique	$\text{Sim}(M_{Tut-2}, M_{Tut-9}) = 1.14$
Tut-3	Très isolé	$\text{Sim}(M_{Tut-3}, M_{Tut-9}) = 0.89$
Tut-4	Isolé	$\text{Sim}(M_{Tut-4}, M_{Tut-9}) = 0.72$
Tut-5	Très isolé	$\text{Sim}(M_{Tut-5}, M_{Tut-9}) = 1.62$
Tut-6	Fortement dynamique	$\text{Sim}(M_{Tut-6}, M_{Tut-9}) = 0.93$
Tut-7	Très isolé	$\text{Sim}(M_{Tut-7}, M_{Tut-9}) = 1.68$
Tut-8	Très isolé	$\text{Sim}(M_{Tut-8}, M_{Tut-9}) = 0.90$

Tableau 5.5. Résultat de l'application de l'algorithme K-ppv (Bendjebar et al., 2016a).

D'après les résultats mentionnés sur le tableau ci-dessus, nous pouvons déduire que le profil comportemental se diffère d'un tuteur à un autre selon ses interactions dans le système. En outre, le profil comportemental du nouveau tuteur est similaire au tuteur numéro quatre (Tut-4) où son profil comportemental est "isolé".

Les résultats indiquent que K-ppv peut prédire le comportement du tuteur avec précision, et même après les premières interactions. Nous concluons que cette nouvelle technique peut être utilisée pour initialiser les profils des différents acteurs (étudiants et enseignants) afin de diminuer le problème du démarrage à froid. Par ailleurs, cette approche peut aider le système à affecter les apprenants selon leurs besoins en se basant sur le profil tutorial du tuteur. Par conséquent, ce modèle peut aider les enseignants afin de diminuer leurs charges de travail.

À la fin de cette expérimentation, nous mentionnons que les appréciations des tuteurs en utilisant l'environnement TutClass sont positives. Les tuteurs estiment que leurs modèles qui ont été définis en fonction de leurs compétences sont très satisfaits (78%). Les résultats tirés du questionnaire sont présentés à la figure 5.12.

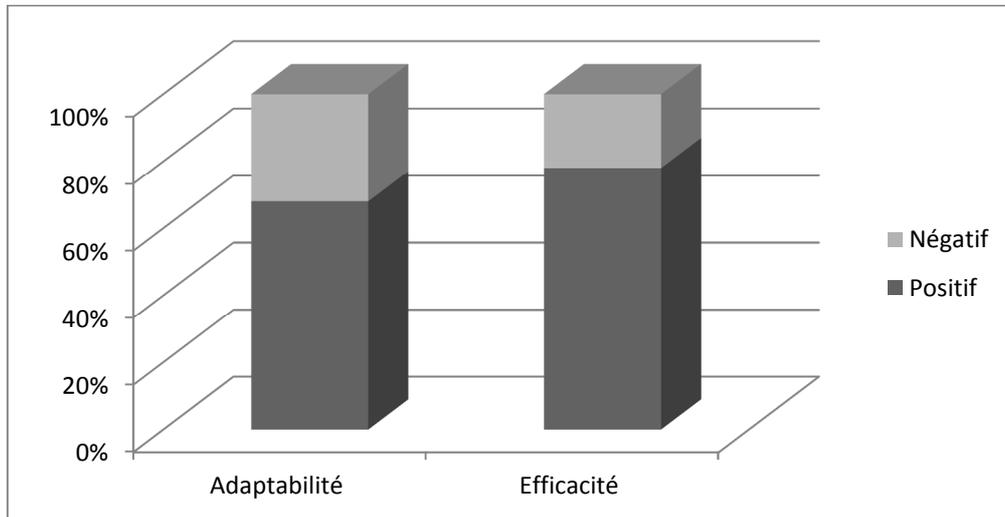


Figure 5.12. Appréciations des tuteurs sur l'adaptabilité et l'efficacité du système (Bendjebar et al., 2016a).

6. Expérimentation relative aux styles de tutorat

6.1. Contexte de l'expérimentation

Afin d'évaluer notre approche sur les styles du tutorat, nous avons utilisé la base de données du système LETline (<http://www.labstic.com/letline/>). Le système LETline est une plateforme d'apprentissage à base de traces qui rassemble la majorité des outils d'enseignement et du tutorat à distance (création des objets d'apprentissage, création des exercices d'auto-évaluation, outils de capture des traces, outils des demandes d'assistance...etc.). Ce système a été développé par Lafifi et al. (2010) dans le but de fournir à l'étudiant tous ses besoins d'apprentissage et du tutorat.

En effet, le système fournit aux enseignants des outils qui facilitent la gestion des objets d'apprentissage. Cette plateforme a été testée pour plusieurs objectifs différents tels que : la gestion dynamique des rôles des tuteurs (Lafifi et al., 2010), filtrage des traces (Zedadra et Lafifi, 2015), interprétation des traces (Zedadra et al., 2014), etc.

Nous avons choisi ce système pour les raisons suivantes :

- Il contient des ressources qui peuvent faciliter le processus du tutorat pour les apprenants,
- Il donne la possibilité d'envoyer des demandes d'assistance selon les rôles du tuteur,
- Le tuteur peut effectuer son activité du tutorat selon les différents outils tels que : Chat, forum, e-mail, etc.
- Les activités et les interventions du tuteur ont été sauvegardées comme étant des traces du tutorat.

La figure suivante présente l'interface principale du système LETline.



Figure 5.13. Interface principale de la plateforme LETline.

La base de données de LETline contient toutes les traces des tuteurs et des apprenants pendant les années universitaires 2012/2013 et 2013/2014. À partir de ces deux années universitaires, les données utilisables ont été obtenues à partir de 9 tuteurs (6 dans la première année et 9 dans la seconde). De plus, il y a eu 72 apprenants dans la première année et 270 apprenants dans la deuxième. Les étudiants ont été assignés au hasard à des groupes contenant de trois à quatre membres. Par la suite, nous avons éliminé certaines de ces traces, qui ne sont pas pertinentes dans le contexte de notre expérience. A la fin, nous avons obtenu 1476 traces d'utilisation pendant les deux années. Après cela, nous avons détecté les styles du tutorat des tuteurs.

6.2. Objectifs de l'expérimentation

Suite à l'expérimentation (2), des indicateurs sur le comportement du tuteur ont été identifiés. Le premier objectif de cette expérimentation est d'extraire le style de tutorat de chaque tuteur en se basant sur ces différents indicateurs. Pour identifier les indicateurs associés à chaque style de tutorat, nous avons opté par une approche décrite préalablement dans le chapitre 4. Le deuxième objectif de cette expérimentation est de comparer les résultats obtenus avec les styles de tutorat définis à partir d'un questionnaire conçu à cet effet.

6.3. Recueil des données

Comme nous avons déjà mentionné, la base de données de LETline a été utilisée. Cette dernière contient l'ensemble des interactions des tuteurs avec les apprenants durant deux années successives. Elle contient également les messages des demandes d'assistance des apprenants lors des sessions d'apprentissage et du tutorat. Cela permet de faciliter la phase d'extraction des styles du tutorat. A la fin, un questionnaire (Annexe 2) a été distribué aux tuteurs afin d'identifier leurs styles de tutorat selon leurs réponses.

6.4. Analyse et résultats de l'expérimentation

Le système LETline aide les tuteurs à suivre les étudiants et sauvegarder toutes les interactions des tuteurs. La figure suivante montre un exemple des réponses des tuteurs aux demandes d'assistance des apprenants où la case "A" est le nom de l'apprenant, "B" est sa question concernant la demande d'assistance, "C" est la réponse du tuteur, "D" est la date de la demande et "E" la date de la réponse.

Département: Informatique Semestre: 2 Bienvenu		Administrateur Secondaire		Déconnexion	
Accueil >> Espace personnel Administrateur Secondaire		>> Suivi des acteurs			
A Gestion des acteurs Validation Affecter les tuteurs Suivi des tuteurs Gestion des formations Valider les semestres Gestion des matières Gestion de forum Statistiques	DjadSI Louafi	un sujet / merci. Comme B Encadreur Salem mon tuteur, Demandes de conseils relatives au projet, Merci.	dépend si vous arrange ou pas. Salem, à mon avis il faut prendre en considération vos compétences, vos préférences, vos besoins, votre objectif sont C réalisables.	2014-04-24	2014-04-26
	DjadSI Louafi	Comme A Guideur Salem mon tuteur, Mes compétences dans le domaine de la recherche son faible, pouvez vous m'aider à les développés, Merci.	Salem, je te conseille de bien choisir les mots clé de votre recherche, ainsi que les sites web tels que les bibliothèques en ligne comme SNDL et autres pour récupérer les nouveauétés dans le	2014-04-21	2014-04-21

Figure 5.14. Réponse aux demandes d'assistance du tuteur (B.A) (Bendjebar et al., 2016b)

Pour vérifier les différences au cours des deux années d'expérimentation, en termes de styles de tutorat, nous avons analysé le comportement des mêmes six tuteurs. Dans notre résultat, nous avons utilisé deux possibilités pour chaque dimension. Si la valeur du score est inférieure à 50%, donc le tuteur n'a pas eu cette dimension sinon il l'a. Dans cette expérimentation, nous avons fixé la troisième dimension des styles du tutorat proposés à "textuel" parce que dans ce système, les tuteurs ont uniquement des outils textuels. La figure suivante représente la répartition des styles du tutorat pendant les deux années académiques.

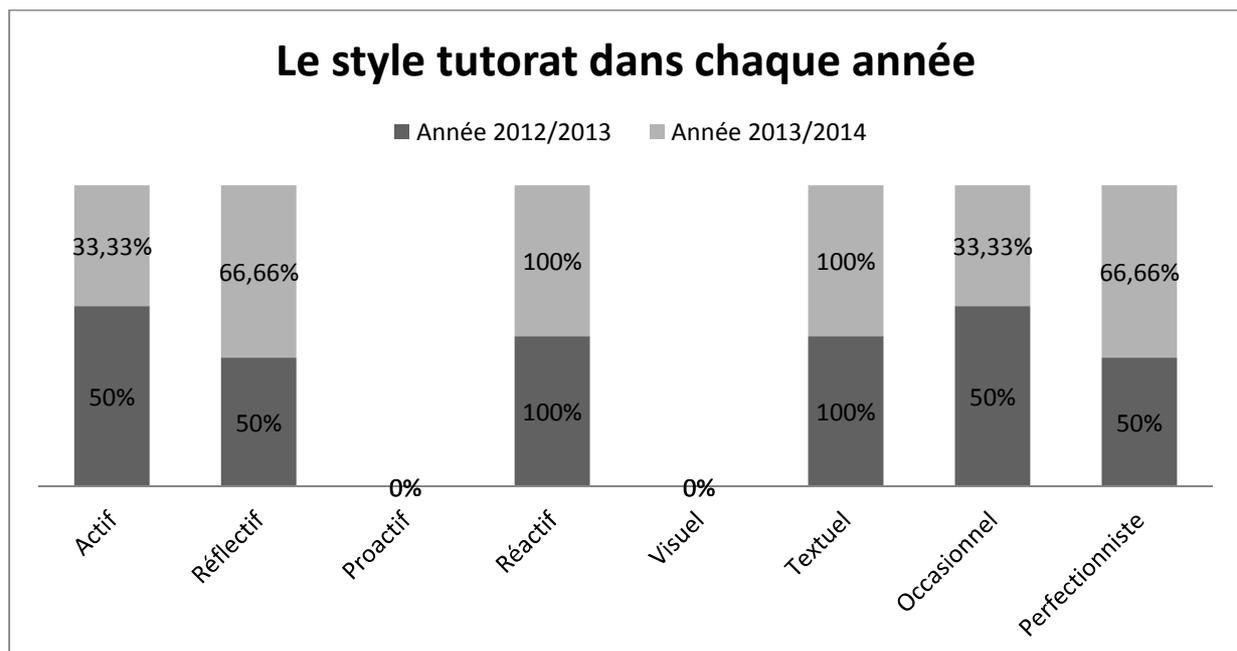


Figure 5.15. Le changement des styles du tutorat pendant les deux années.

En se basant sur les résultats obtenus dans la première année de l'utilisation, nous constatons que certains tuteurs sont *actifs* et d'autres sont *réflectifs*. Dans la deuxième année, la plupart des tuteurs (66,66%) sont réflectifs, tandis que le reste des tuteurs préfèrent travailler en collaboration avec un groupe d'apprenants.

Concernant la deuxième dimension, les tuteurs interagissent avec les apprenants en fonction de leurs demandes d'assistance. En fait, il n'y a pas de changements liés à cette dimension du style de tutorat. En outre, on observe que les tuteurs utilisent des outils textuels pour aider les apprenants. Les bons résultats ont été obtenus dans la dernière dimension, où 50% des tuteurs sont *occasionnels* et 50% sont *perfectionnistes* dans la première année de l'expérimentation. Alors que dans la deuxième année, 66,66% des tuteurs sont *perfectionnistes* et ils ont plus d'expérience pour assurer l'activité du tutorat.

En plus, nous avons mesuré la précision de notre proposition, y compris également combien le style de tutorat, extrait par l'approche proposée (ST prédit), est proche au style de tutorat détecté par le questionnaire (ST) (voir Annexe 2). Celui-ci contient 20 questions; chaque style de tutorat est défini par cinq questions, qui comprennent deux possibilités. La mesure suivante, proposée par Garcia et al. (2007) pour évaluer la précision du style d'apprentissage, a été utilisée et adoptée pour mesurer la précision du style de tutorat:

$$Precision = \frac{\sum_{i=1}^n Sim(ST_{Prédit}, ST_{questionnaire}) * 100}{n} \quad (5.1.)$$

Où : n est le nombre des tuteurs.

La fonction *Sim* compare les deux paramètres ST prédit automatiquement et ST défini à partir du questionnaire et retourne "1" si les deux paramètres sont égaux et "0" s'ils sont différents.

Pour cette raison, le tableau (5.6) présente les résultats que nous avons obtenus. Il décrit les différentes dimensions des styles du tutorat définies par l'approche proposée (c.-à-d.- les résultats ST) et celles qui ont été définies par le questionnaire (c.-à-d.- le questionnaire ST).

Tuteurs ID	Actif/ Réflexif		Proactif/ Réactif		Visuel/ Textuel		Occasionnel/ Perfectionniste	
	Résultats du ST	Résultats du questionnaire ST	Résultats du ST	Résultats du questionnaire ST	Résultats du ST	Résultats du questionnaire ST	Résultats du ST	Résultats du questionnaire ST
Tut 1	Réflexif	Actif	Réactif	Réactif	Textuel	Textuel	Perfectionniste	Occasionnel
Tut 2	Actif	Réflexif	Réactif	Réactif	Textuel	Textuel	Perfectionniste	Perfectionniste
Tut 3	Réflexif	Réflexif	Réactif	Proactif	Textuel	Textuel	Perfectionniste	Perfectionniste
Tut 4	Réflexif	Réflexif	Réactif	Réactif	Textuel	Textuel	Occasionnel	Occasionnel
Tut 5	Actif	Actif	Réactif	Proactif	Textuel	Visuel	Perfectionniste	Perfectionniste
Tut 6	Réflexif	Réflexif	Réactif	Réactif	Textuel	Visuel	Occasionnel	Perfectionniste
Tut 7	Réflexif	Actif	Réactif	Réactif	Textuel	Textuel	Occasionnel	Occasionnel
Tut 8	Réflexif	Réflexif	Réactif	Réactif	Textuel	Textuel	Occasionnel	Occasionnel
Tut 9	Réflexif	Réflexif	Réactif	Réactif	Textuel	Textuel	Perfectionniste	Perfectionniste

Tableau 5.6. La comparaison entre les résultats de l'approche proposée et ceux du questionnaire (Bendjebar et al., 2016b).

Nous avons utilisé la formule 5.1 pour calculer la similarité entre les résultats. Le résultat du calcul montre que la méthode proposée donne 72,22% comme un facteur de précision de similarité à ST questionnaire (Annexe 2), qui est un résultat élevé de similarité entre deux approches. Par conséquent, l'approche proposée peut remplacer le questionnaire pour prédire les styles du tutorat des tuteurs.

Selon le tableau ci-dessus, le style le plus utilisé dans la première dimension est réflexif. En plus, nous avons analysé le manque de communication entre les tuteurs avec les groupes d'apprenants. Nous avons constaté que la plupart des tuteurs ont utilisé le chat et la messagerie électronique et quelques-uns ont utilisé les forums et les réunions virtuelles. Grâce au questionnaire répondu par les tuteurs, nous mentionnons que deux tuteurs aiment à travailler dans une situation proactive pour aider les apprenants, mais leur intervention dans la

réalité est réactive. Ainsi, nous proposons dans une future recherche d'établir un indicateur pour diagnostiquer l'état de l'apprenant.

Par ailleurs, nous avons demandé aux tuteurs s'ils préfèrent travailler avec des outils visuels et les vidéoconférences, deux d'entre eux ont déclaré qu'ils sont plus à l'aise avec ces outils. Par contre, le reste des tuteurs ont préféré aider les apprenants à l'aide de messages écrits.

Dans le dernier cas, certains tuteurs ont rencontré des problèmes avec la connexion. Pour cette raison, nous avons analysé les fichiers logs pour définir le nombre relatif de connexions des tuteurs dans le système LETline. La plateforme comprend deux tuteurs qui ont accédé plus de 150 fois en six mois, 4 tuteurs ont accédé entre 50 et 150 fois, et 3 tuteurs ont accédé au moins 50 fois. Dans ce cas, nous envisageons dans le futur de proposer une approche qui peut motiver les tuteurs et aider les apprenants à trouver le tuteur approprié (Figure 5.16).

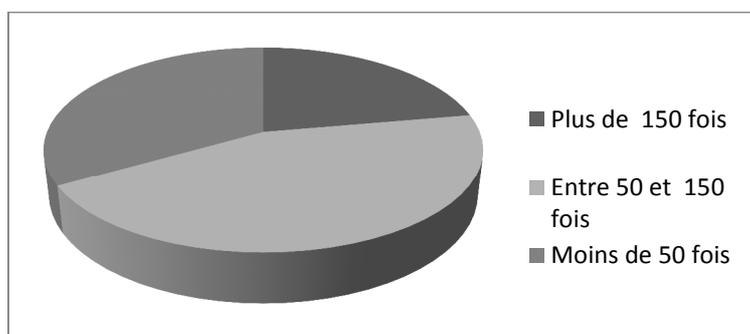


Figure 5.16. Statistiques des connexions des tuteurs au système LETline (Bendjebar et al., 2016b).

7. Limites de notre proposition

Après la validation des approches proposée, certaines lacunes ont été constatées :

- Le profil cognitif du tuteur doit être initialisé automatiquement sans l'intervention du tuteur.
- Les réponses aux demandes d'assistance qui ont été effectués par les tuteurs durant le processus du tutorat doivent être évaluées par les étudiants afin d'extraire la différence entre les performances des tuteurs.
- Il nous faut une décision exacte dans le cas où les deux styles sont égaux pour la même dimension (50%, 50%).
- Les apprenants utilisant LETline ont trouvé quelques difficultés concernant la réponse à leurs demandes d'assistance. Quelques tuteurs ont rencontré des difficultés pour

comprendre le rôle du tuteur et ceci oblige les responsables de penser à la formation des tuteurs.

8. Conclusion

À travers ce chapitre, nous avons présenté les résultats obtenus à travers trois expérimentations que nous avons menées pour valider les approches proposées respectivement pour identifier les difficultés des acteurs du tutorat, modéliser le tuteur et identifier les styles du tutorat.

D'après les résultats des expérimentations, nous avons remarqué que le fait de disposer des connaissances et des comportements d'un côté et des productions du tuteur de l'autre côté, cela permet de connaître les capacités de chaque tuteur. La qualité du suivi permet d'assurer la motivation de l'apprenant et obtenir le profil que le tuteur mérite. En outre, cette étude a montré sa capacité à comparer entre les modes d'intervention qui ont un impact sur le coût du tutorat.

De plus, nous avons découvert que les comportements des tuteurs donnent une idée pour savoir comment les tuteurs perçoivent et interagissent avec des apprenants. Ainsi, nous avons comparé l'approche proposée avec les résultats obtenus à partir d'un simple questionnaire utilisé pour définir les styles du tutorat des tuteurs.

Enfin, nous avons constaté que les résultats sont encourageants et l'approche proposée nous a permis de déterminer le style d'un tuteur avec une précision élevée et acceptable.

Conclusion générale et perspectives

Conclusion générale et perspectives

Les Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain (EIAH) ont été développés afin de faciliter la tâche d'apprentissage aux apprenants. Pour atteindre cet objectif, ces environnements doivent soutenir les différentes activités pédagogiques liées au processus d'apprentissage. En effet, les EIAH offrent un certain nombre de services permettant de soutenir les différentes activités pédagogiques réalisées par les différents acteurs humains. L'une des activités pédagogiques offertes par de tels systèmes est l'accompagnement des apprenants. Cette tâche, appelée le tutorat, est devenue indispensable dans les EIAH.

Le tutorat a été proposé pour améliorer l'apprentissage des apprenants et soutenir leurs activités. L'objectif principal de ce processus de suivi est d'aider les apprenants ou les guider vers le point où ils deviennent capables de réaliser leurs tâches convenablement. Pour atteindre cet objectif, le besoin d'un tuteur est requis. En effet, le tuteur est considéré comme un facteur clé dans le succès de toute activité de tutorat.

À travers l'analyse de quelques environnements d'apprentissage favorisant le tutorat, nous avons observé que chaque tuteur a ses propres caractéristiques et en particulier une méthode de travail qui se diffère d'un tuteur à un autre. Dans ce cas, une phase d'instrumentation des rôles et des fonctions des tuteurs est indispensable. Pour aboutir à cette finalité, un processus de modélisation des tuteurs est inévitable. C'est dans ce contexte qu'entre ce travail de recherche.

Notre axe de recherche s'articule sur l'extraction du modèle du tuteur à partir de ses activités pendant l'exercice de sa mission du tutorat. De ce fait, nous avons proposé une nouvelle structure du modèle du tuteur. Ce nouveau modèle prend en compte les compétences des tuteurs d'une part et leurs comportements d'une autre part. En d'autres termes, le modèle proposé contient des informations statiques et d'autres dynamiques. Ses dernières constituent le cœur de nos apports. En effet, la partie dynamique du modèle proposé contient trois composants essentiels : profil cognitif, comportemental et tutorial.

Ce modèle doit être mis à jour automatiquement afin qu'il reflète l'évolution des connaissances et des compétences des tuteurs. Pour ce faire, quelques techniques ont été utilisées. Notre choix a été porté sur une technique de data mining et une autre d'intelligence artificielle. Ces techniques ont été adoptées principalement pour proposer une solution au problème de démarrage à froid rencontré dans les environnements d'apprentissage utilisant un modèle d'utilisateur.

Contributions

Pour répondre aux questions qui ont été déjà posées dans la problématique de notre recherche, nous avons dégagé plusieurs contributions. La première contribution de ce travail est l'instrumentation des rôles du tuteur en ligne. Nous avons trouvé qu'il existe plusieurs rôles des tuteurs qui sont en chevauchement. Alors, nous avons proposé de garder les rôles les plus importants afin de les intégrer dans le modèle proposé.

Pour rappel, ce modèle contient trois profils essentiels. Le premier est le profil cognitif qui mesure le degré de maîtrise des connaissances par le tuteur. Tandis que le deuxième est le profil tutorial qui comprend les rôles que nous avons trouvé essentiel pour la prise en compte de toutes les demandes d'assistance exprimées par les apprenants. Enfin, le dernier profil est le profil comportemental qui présente l'ensemble des activités et interactions du tuteur.

La deuxième contribution de ce travail est l'utilisation des techniques pour résoudre un problème très connu dans la modélisation des utilisateurs qui est l'initialisation du profil. De ce fait, nous avons choisi deux techniques différentes. La première technique sélectionnée est la logique floue. Le but à atteindre à travers cette technique est de traiter le problème de l'incertitude du profil tutorial. Tandis que la deuxième technique, qui est une technique de data mining (K- plus proches voisins), permet de définir le profil comportemental en se basant sur les profils des tuteurs qui sont similaires. Par conséquent, le modèle du tuteur a provoqué l'apparition d'une nouvelle caractéristique du tuteur qui est son style de tutorat.

Pour ce fait, la troisième contribution est la proposition d'une nouvelle taxonomie des styles de tutorat des tuteurs. Donc, nous avons fourni une série d'explications de chaque style de tutorat séparément selon les préférences et les capacités du tuteur.

Enfin, la dernière contribution de notre travail concerne le développement d'une nouvelle approche pour identifier les styles de tutorat en utilisant des indicateurs interprétables. En d'autres termes, nous avons défini un ensemble de styles de tutorat selon les activités du tuteur.

Enfin, nous signalons que toutes nos contributions ont été développées et expérimentées afin de valider les approches proposées. Les outils développés ont été testés par des échantillons des étudiants universitaires où le tutorat est une tâche indispensable (surtout pour les étudiants en premier cycle universitaire). Les résultats obtenus sont jugés encourageants et promoteurs.

Perspectives

Ce travail de recherche dégage quelques perspectives, nous proposons les suivantes :

1. Amélioration du modèle du tuteur

Comme nous avons déjà mentionné quelques limites de notre approche, nous avons besoin de concevoir plus d'outils et de moyens pour mesurer la performance du travail du tuteur en introduisant d'autres indicateurs comme l'utilisation d'un outil pour mesurer la satisfaction de l'apprenant comme les jetons par exemple.

Aussi, il est important de trouver une technique d'extraction du profil cognitif du tuteur sans l'intervention du tuteur lui-même. De ce fait, nous devons se baser sur des critères de modélisation, par exemple le taux de travail du tuteur et l'appréciation d'un tuteur par un apprenant.

De plus, nous proposons de développer un moteur de recherche des tuteurs en tenant en compte des principales composantes du modèle du tuteur pour faciliter la phase d'affectation des tuteurs selon les besoins des apprenants.

2. Exploitation des relations entre les styles de tutorat et les styles d'apprentissage

Dans ce cadre, plusieurs actions sont envisagées. Premièrement, nous envisageons d'exploiter d'autres expériences pour vérifier les relations existantes avec d'autres styles de tutorat en intégrant de nouveaux outils multimédias.

Deuxièmement, nous prévoyons de trouver des combinaisons des styles d'apprentissage de l'apprenant afin de lui recommander des tuteurs ayant un style de tutorat approprié. En effet, connaître les styles d'apprentissage des étudiants peut aider de nombreuses façons à améliorer leurs apprentissages.

Finalement, nous voulons réaliser une étude sur l'impact des styles de tutorat sur le regroupement des tuteurs pour le tutorat collaboratif et comment ils peuvent influencer le niveau de connaissances des apprenants.

Bibliographie

- Aguerre, S. (2011). *Le tutorat en formation à distance*. **Distances et savoirs**, 9(2), 277-288.
- Alonso, M. (2009). *Conception de l'interaction dans un EIAH pour la modélisation orientée objet*. **Thèse de doctorat**, Université du Maine, France.
- Assas, O. (2013). *Classification floue des images*. **Thèse de doctorat**, Université de Batna, Algérie.
- Auvergne, J. F., & Carrey, J. C. (2004). *Tutorat et autonomie de l'apprenant en FOAD par Internet*. **Conférence TICE Méditerranée**, Nice, 2004. Disponible sur : http://atrium.unice.fr/nte/colloque/communication_fichiers/10-carreyauvergne.pdf. (Consulté le 18/10/2015).
- Baker, R. S., & Yacef, K. (2009). *The state of educational data mining in 2009: A review and future visions*. **JEDM-Journal of Educational Data Mining**, 1 (1), 3-17.
- Baker, R. S., Goldstein, A. B., & Heffernan, N. T. (2010). *Detecting the moment of learning*. **In Proceedings of the ACM international conference on interactive tabletops and surfaces**. Saarbrücken, Germany, 07-10 Novembre, 25-34.
- Baker, R.S.J.d. (2010). *Data Mining for Education*. **In International Encyclopedia of Education**, B. McGaw, P. Peterson, E. Baker (Eds.), 3e, Oxford, UK: Elsevier, 7, 112-118.
- Baker, R.S.J.d., Barnes, T., & Beck, J.E. (2008). *Proceedings of Educational Data Mining 2008: The 1st International Conference on Educational Data Mining*. Montreal, Quebec, Canada, 20-21 Juin. Disponible sur : <http://www.educationaldatamining.org/EDM2008/uploads/proc/full%20proceedings.pdf> (Consulté le 05/01/2016).
- Baker, R.S.J.d., Merceron, A., & Pavlik, P.I. Jr. (2010). *Proceedings of Educational Data Mining 2010: The 3rd International Conference on Educational Data Mining*. Pittsburgh, PA, USA, 11-13 Juin. Disponible sur : <http://educationaldatamining.org/EDM2010/uploads/proc/2010%20Proceedings%20Preface,%20TOC.pdf> (Consulté le 05/01/2016).
- Balacheff, N., Baron, M., Desmoulins, C., Grandbastien, M., & Vivet, M. (1997). *Conception d'environnements interactifs d'apprentissage avec ordinateur, tendances et perspectives*. **Actes des journées nationales du PRC IA**, 19-21 Mars, 315-338.

Balakrishnan, A. (2011). *On modeling the affective effect on learning*. In **Proceedings of the 5th international conference on multi-disciplinary trends in artificial intelligence**. Hyderabad, India, 225-235.

Barker, P. (2002). *On being an online tutor*. **Innovations in Education and Teaching International**, 39 (1), 3-13.

Barrows, H. S. (1988). *The tutorial process*. Southern Illinois Univ. 70 pages.

Barrows, H.S., & Tamblyn R.M. (1980). *Problem-based learning: An approach to medical education*. **Springer Publishing Company**, 228 pages.

Baschera, G. M., & Gross, M. (2010). *Poisson-based inference for perturbation models in adaptive spelling training*. **International Journal of Artificial Intelligence in Education**, 20(4), 333-360.

Baudrit, A. (2000a). *Le tutorat dans les universités anglo-saxonnes: des idées pour les universités européennes?* **Editions L'Harmattan**, 194 pages.

Baudrit, A. (2000b). *Le tutorat : un enjeu pour une pratique pédagogique devenue objet scientifique ?* (Note de synthèse). **Revue française de pédagogie**, 132 (1), 125-153.

Beck, J., Jia, P., Sison, J., & Mostow, J. (2003). *Predicting Student Help-Request Behavior in an Intelligent Tutor for Reading*. In: P. Brusilovsky, A. Corbett and F. De Rosis (Eds.), **Lecture Notes in Artificial Intelligence**, 2702, 303-312.

Beck, J.E., Chang, K.M., Mostow, J., & Corbett, A. (2008). *Does help help? Introducing the Bayesian evaluation and assessment methodology*. **Proceedings of the 9th International Conference on Intelligent Tutoring Systems**, Montreal, Canada, 23-27 Juin, 383-394.

Behaz, A., & Djoudi, M. (2009). *Approche de Modélisation d'un Apprenant à base d'Ontologie pour un Hypermédia adaptatif Pédagogique*. **Conférence Internationale sur l'Informatique et ses Applications (CIIA)**, Saida, Algérie, 3-4 Mai, 1-12.

Bendjebar, S., & Lafifi, Y. (2013). *Initializing the Tutor Model Using K-Means Algorithm*. In **Modeling Approaches and Algorithms for Advanced Computer Applications**, Springer International Publishing, Switzerland, Vol. 488, 389-398.

Bendjebar, S., Lafifi, Y., & Seridi, H. (2016a). *Modeling and Evaluating Tutors' function using Data Mining and Fuzzy Logic Techniques*. **International Journal of Web-Based Learning and Teaching Technologies (IJWLTT)**, Vol.11, Issue N° 2, 39-60.

Bendjebar, S., Lafifi, Y., & Zedadra, A. (2016b). *Automatic Detection of Tutoring Styles based on Tutors' Behavior*. **International Journal of Distance Education and Technologies (IJDET)**, Vol. 14, Issue N° 2, 79-97.

Berge, Z. L. (1995). *Facilitating computer conferencing: Recommendations from the field*. **Educational technology**, 35(1), 22-30.

Bidgoli, B., Punch, W.F. (2003). *Using genetic algorithms for data mining optimization in an educational web-based system*. In: Cantu, P.E., et al. (Eds.): **Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO)**, 2252-2263.

Billsus. D., & Pazzani, N. (1999). *A hybrid user model for news story classification*. In **Proceedings of the 7th International Conference on User Modeling**, Canada, 99-108.

Bonnichon, G., & Martina, D. (1997). *Tutorat: méthodologie du travail universitaire*. Vuibert. 140 pages.

Bontcheva, K., & Wilks, Y. (2005). *Tailoring automatically generated hypertext*. **User Modeling and User-Adapted Interaction**, 15 (1-2), 135-168.

Bouhekouf, A. (2013). *Perception du comportement de l'apprenant dans un environnement d'apprentissage*. **Mémoire de magister**, Université Badji Mokhtar Annaba, Algérie.

Bousbia, N., & Belamri, I. (2014). *Which Contribution Does EDM Provide to Computer-Based Learning Environments?* In **Educational Data Mining, Springer International Publishing**. 3-28.

Bouzeghoub, M., & Kostadinov D. (2005). *Personnalisation de l'information: aperçu de l'état de l'art et définition d'un modèle flexible de profils*. **Dans les actes de la seconde édition de la Conférence en Recherche d'Informations et Applications (CORIA)**, Grenoble, France, 201-218.

Bouzeghoub, M., & Kostadinov, D. (2004). *Une approche multidimensionnelle pour la personnalisation de l'information*. **Rapport PRiSM**, Versailles, France, 15 pages.

Brassard, C., Daele, A. (2010). *Tutorat et formation hybride à l'université: quelles innovations pédagogiques dans l'accompagnement des étudiants?* **Actes du 26^{ème} congrès de l'Association Internationale de Pédagogie Universitaire AIPU (CD)**, Rabat, Maroc, 1-11.

Bravo, J., & Ortigosa, A. (2009). *Detecting Symptoms of Low Performance Using Production Rules*. **Proceedings of 2nd International Conference on Educational Data Mining (EDM 2009)**, Spain, 1-3 Juillet, 1-40.

Brown, E., Brailsford, T., Fisher, T., Moore, A., & Ashman, H. (2006). *Reappraising cognitive styles in adaptive web applications*. **In Proceedings of the 15th international conference on World Wide Web**. ACM, Edinburgh, Scotland Uk, 22-26 Mai, 327-335.

Brusilovsky, P., & Millán, E. (2007). *User models for adaptive hypermedia and adaptive educational systems*. **In The adaptive web**. Springer-Verlag, 3-53.

Cabena, P., Hadjinian, P., Stadler, R., Verhees, J., & Zanasi, A. (1998). *Discovering data mining: from concept to implementation*. Prentice-Hall. Inc. 224 pages.

Carrillo-Ramos, A., Villanova-Oliver, M., Gensel, J., & Martin, H. (2006). *Gestion des préférences utilisateurs pour les Systèmes d'Information ubiquitaires*. **Actes du 24^o congrès Inforsid**, Hammamet, Tunisie, 1-16.

Castro, F., Vellido, A., Nebot, A., & Mugica, F. (2007). *Applying data mining techniques to e-learning problems*. **In Evolution of Teaching and Learning Paradigms in Intelligent Environment (Studies in Computational Intelligence)**, 62, L. C. Jain, R. Tedman, and D. Tedman, (Eds.). New York: Springer-Verlag, 183-221.

Charlier, B., Daele, A., Docq, F., Hecquet, G., Lebrun, M., Denis, B., Peersters, R., De Lièvre, B., Deschryver, N., Lusalusa, S., & Peraya, D. (2000). *Learn-Nett : une expérience d'apprentissage collaboratif à distance*. **Congrès des chercheurs en éducation**, Bruxelles, 24-25 Mai, 1-5.

Charlier, B., Daele, A., Docq, F., Lebrun, M., Lusalusa, S., Peeters, R. & Deschryver, N. (1999). *Tuteurs en ligne: quels rôles, quelle formation ?*. In : CNED (Ed.), **Actes des deuxièmes Entretiens Internationaux sur l'Enseignement à Distance**. Tome 2. Poitiers, 1-9.

Chen, C. & Chen, M. (2009). *Mobile formative assessment tool based on data mining techniques for supporting web-based learning*. **Computer & Education Journal**, 52 (1), 256-273.

Cheung, B., Hui, L., Zhang, J. & Yiu, S.M. (2003). *SmartTutor: An intelligent tutoring system in web-based adult education*. **The Journal of Systems and Software**, 68(1), 11-25.

Chrysafiadi, K. & Virvou, M. (2012). *Evaluating the integration of fuzzy logic into the student model of a web-based learning environment*. **Expert Systems with Applications**, 39 (18), 13127-13134.

Chrysafiadi, K., & Virvou, M. (2013a). *PeRSIVA: An empirical evaluation method of a student model of an intelligent e-learning environment for computer programming*. **Computers & Education**, 68, 322-333.

Chrysafiadi, K., & Virvou, M. (2013b). *Student modeling approaches: A literature review for the last decade*. **Expert Systems with Applications**, 40 (11), 4715-4729.

Ciofalo, C. (2005). *Segmentation de formes guidée par des modèles en neuro-imagerie*. **Thèse de doctorat**, Université de Rennes 1, France.

Collison, G., Elbaum, B., Haavind, S., & Tinker, R. (2000). *Facilitating Online Learning: Effective Strategies for Moderators*. Madison, WI, USA: Atwood Publishing. 216 pages.

Conati, C., Gertner, A., & Vanlehn, K. (2002). *Using Bayesian networks to manage uncertainty in student modeling*. **User Modeling and User-Adapted Interaction**, 12(4), 371-417.

Crockett, K., Latham, A., Mclean, D., & O'Shea, J. (2013). *A fuzzy model for predicting learning styles using behavioral cues in an conversational intelligent tutoring system*. **IEEE International Conference on Fuzzy Systems**. India, 7-10 Juillet, 1-8.

D'Mello, S. K., Calvo, R. A. & Olney, A. (Eds.). (2013). *Proceedings of the 6th International Conference on Educational Data Mining*. Memphis, Tennessee, Etats-Unis. 6-9 Juillet. Disponible

sur : <http://www.educationaldatamining.org/EDM2013/proceedings/EDM2013Proceedings.pdf>

(Consulté le 05/01/2016).

Daele, A., & Docq, F. (2002). *Le tuteur en ligne, quelles conditions d'efficacité dans un dispositif d'apprentissage collaboratif à distance? 19ème colloque de l'AIPU (Association Internationale de Pédagogie Universitaire)*. Louvain-laNeuve, Belgique. 29- 31 Mai.

Danna, F. (1997). *Modélisation de l'apprenant dans un logiciel d'Enseignement Intelligemment Assisté par Ordinateur- Application à un tutoriel intelligent dédié aux composés anglais. Thèse de doctorat*. Université de Rennes, France.

Daoud, M. (2009). *Accès personnalisé à l'information: approche basée sur l'utilisation d'un profil utilisateur sémantique dérivé d'une ontologie de domaines à travers l'historique des sessions de recherche. Thèse de doctorat*, Université Paul Sabatier-Toulouse III, France.

De Koch, N. P. (2001). *Software Engineering for Adaptive Hypermedia Systems-Reference Model, Modeling Techniques and Development Process. Thèse de doctorat*, Ludwig-Maximilians-University Munich, Munich, Germany.

De Lièvre, B. (2000). *Etude de l'effet de quatre modalités de tutorat sur l'usage des outils d'aide dans un dispositif informatisé d'apprentissage à distance. Thèse de doctorat*, Université de Mons-Hainaut, Mons, Belgique.

Deborah, L. J., Baskaran, R., & Kannan, A. (2014). *Learning styles assessment and theoretical origin in an E-learning scenario: a survey. Artificial Intelligence Review*, 42(4), 801-819.

Denaux, R., Dimitrova, V., & Aroyo, L. (2005). *Integrating open user modeling and learning content management for the semantic web. In The proceedings of the 10th international conference on user modeling*, Edinburgh, UK, 24-29 Juillet, 9-18.

Depover, C., & Quintin, J. J. (2011). *Chapitre 3. Le tutorat et sa mise en œuvre*. Depover et al., **Le tutorat en formation à distance**, De Boeck Supérieur « Perspectives en éducation et formation », 2011, 39-54.

Depover, C., De Lièvre, B., Peraya, D., Quintin, J., & Jaillet, A. (2011). *Le tutorat en formation à distance*. De Boeck. 280 pages.

Deschênes, A.-J., & Paquette, D. (1996). *Cahier d'étude. Programme de formation continue des enseignants (Première année)*, sous la direction de A.-J. Deschênes, Québec, Centre Romand d'Enseignement à Distance et Télé-université.

Després, C., & Leroux, P. (2003). *Le tutorat synchrone en formation à distance - Un modèle pour le suivi pédagogique synchrone d'activités d'apprentissage à distance*. **1^{ère} Conférence sur les Environnements Informatiques d'Apprentissage Humain, EIAH 2003**, Strasbourg, France, 139-150.

Després., C. (2001). *Modélisation et Conception d'un Environnement de Suivi Pédagogique Synchrone d'Activités d'Apprentissage à Distance*. **Thèse de doctorat**, Université de Maine, France.

Diangne, F. (2009). *Instrumentation de la supervision de l'apprentissage par la réutilisation d'indicateurs: Modèles et Architecture*. **Thèse de doctorat**, Université Joseph, Fourier – Grenoble, France.

Dillenbourg, P. (2011). *Pour une conception intégrée du tutorat de groupe*. **Le tutorat en formation à distance**, Bruxelles, Éditions De Boeck, Coll. Perspectives en éducation et formation. 171-194.

Dionne M, Mercier J, Deschênes A-J, Bilodeau H, Bourdages L & Gagné P. (1999). *Profil des activités d'encadrement comme soutien à l'apprentissage en formation à distance*. **DistanceS**, 3 (2), 69-98.

Doux, A., Laurent, J., & Nadal, J. (1997). *Symbolic Data Analysis with the k-Means Algorithm for User Profiling*. **User Modeling: Proceedings of the 6th International Conference, UM97**, Chia Laguna, Sardinia, 2-5 Juin.

Drigas, A., Argyri, K., & Vrettaros, J. (2009). *Decade review (1999–2009): Artificial intelligence techniques in student modeling*. **In Proceedings of the 2nd World summit on the knowledge society (WSKS 2009)**, Chania, Crete, Greece, 16-18 Septembre. 552-564.

Dyckhoff, A.L., Zielke, D., Chatti, M.A., & Schroeder, U. (2011). *eLAT: An Exploratory Learning Analytics Tool for Reflection and Iterative Improvement of Technology Enhanced Learning*. **4th International Conference on Educational Data Mining (EDM11)**, Eindhoven, the Netherlands, 6-8 Juillet, 355-356.

English, S., & Yazdani, M. (1999). *Computer Supported Cooperative Learning in a Virtual University*. **Journal of Computer Assisted Learning**, 15 (1), 2-13.

Etchells, T.A., Nebot, A., Vellido, A., Lisboa, P.J.G., & Mugica, F. (2006). *Learning What is Important: Feature Selection and Rule Extraction in a Virtual Course*. **In: Proceedings of**

the 14th European Symposium on Artificial Neural Networks, ESANN 2006. Bruges, Belgium, 26-28 April, 401-406.

Faraco, R. A., Rosatelli, M. C., & Gauthier, F. A. O. (2004). *An approach of student modeling in a learning companion system*. **Lecture Notes in Computer Science**, 3315. 891-900.

Fesakis, G., Petrou, A., & Dimitracopoulou, A. (2004). *Collaboration Activity Function: An Interaction Analysis Tool for Computer Supported Collaborative Learning Activities*. In **4th IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT 2004)**, Joensuu, Finlande, 30 Aout-1 Septembre, 196- 200.

Fofana, A. (2011). *Pour une organisation pratique du tutorat dans le système LMD en Afrique*. Editions Publibook. 134 pages.

Frias-Martinez, E., Chen, S. Y., & Liu, X. (2006). *Survey of data mining approaches to user modeling for adaptive hypermedia*. **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. Part C: Applications and Reviews**, 36(2), 734-748.

Froschl, C. (2005). *User modeling and user profiling in adaptive e-learning systems*. **Thèse de Master**, Graz, Austria.

Garcia P., Schiaffino S., Amandi A., & Marcelo Campo. (2007). *Evaluating Bayesian networks' precision for detecting students' learning styles*. **An International Journal of Computers and Education**, Elsevier Publications, 49, 794-808.

Garcia-Saiz, D., & Zorrilla, M. E. (2011). *E-learning Web Miner: A Data Mining Application to Help Instructors Involved in Virtual Courses*. In **Proceedings of the 4th International Conference on Educational Data Mining, Eindhoven**, The Netherlands, 6-8 Juillet, 323-324.

Garcia-Valdez, M. Alanis, A., & Parra, B. (2010). *Fuzzy inference for Learning Object Recommendation*. **IEEE International Conference on Fuzzy Systems**. Barcelona, Spain, 18-23 Juillet, 1-6.

Garlatti, S., & Prié, Y. (2003). *Adaptation et personnalisation dans le Web Sémantique*. In Charlet, J., Laublet, P. et Reynaud, C., éditeurs : **Rapport final de l'Action spécifique 32 CNRS / STIC : Web sémantique**, pages 71–91. Rapport disponible à l'adresse suivante : <http://rtp-doc.enssib.fr/IMG/pdf/ASWebSemantique2003.pdf> (Consulté le 17/10/2015).

Garrot-Lavoué, E., George, S., & Prévôt, P. (2007). *TE-Cap: une plate-forme support au partage et à la capitalisation d'expériences entre tuteurs*. **3ème conférence en Environnement Informatique pour l'Apprentissage Humain (EIAH 2007)**, Lausanne, Suisse, 27-29 Juin, 185-196.

Garrot-Lavoué, E., George, S., & Prévôt, P. (2009). *Rôles du tuteur*. In **Workshop Instrumentation des activités du tuteur: Environnements de supervision, usages et ingénierie**, Conférence EIAH 2009, Le Mans, 23 Juin, 15-22.

Gaussier, E., & Stefanini, M.H. (2003). *Assistance intelligente à la recherche d'informations*. *Hermes Science*, 314 pages.

Gerrard, C. (2002). *Promoting best practice for e-tutoring through staff development*. In **Proceedings of Networked Learning 2002: 3rd International Conference**, Lancaster University and University of Sheffield, 26-28 March. Disponible sur <http://www.networkedlearningconference.org.uk/past/nlc2002/proceedings/papers/15.htm> (Consulté le 23/05/2015).

Gounon, P. (2005). *Encadrement d'apprenants à distance. Etude du soutien informatique à la conception d'une formation en ligne fondé sur un modèle d'organisation du tutorat*. **Thèse de doctorat**, Université de Maine, France.

Graesser, A. C., Person, N., & Magliano, J. (1995). *Collaborative dialog patterns in naturalistic one-on-one tutoring*. **Applied Cognitive Psychology**, 9, 359- 387.

Graf, S., Shuk, K., & Liu, T. C. (2008). *Identifying Learning Styles in Learning Management Systems by Using Indications from Students' Behaviour*. **The 8th IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT'08)**, Cantabria, Spain. 1-5 Juillet, 482-486.

Grasha, A.F., (2002). *Teaching with Style: A Practical Guide to Enhancing Learning by Understanding Teaching and Learning Styles*. **Alliance Publishers**, CA.

Gruber, T. R. (1993). *A translation approach to portable ontology specifications*. **Knowledge acquisition**, 5 (2), 199-220.

Guéraud, V., Adam, J. M., Pernin, J. P., Calvary, G., & David, J. P. (2004). *L'exploitation d'Objets Pédagogiques Interactifs à distance: le projet FORMID*. **Revue des Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication pour l'Education et la Formation**

(STICEF), 11, 46 pages. Disponible sur <http://hal.univ-grenoble-alpes.fr/hal-00696400/document>. (Consulté le 13/05/2015).

Hand, D., Mannila, H., & Smyth, P. (2001). *Principles of Data Mining*. Bradford Books. **Adaptive Computation and Machine Learning Series**. 584 Pages.

Hayashi, S., Tsunekawa, K., Inoue, C., & Fukuzawa, Y. (2013). *Comparison of tutored group with tutorless group in problem-based mixed learning sessions: a randomized cross-matched study*. **BMC medical education**, 13(1), 158 pages.

Hellmann, M. (2001). *Fuzzy Logic Introduction*. **Epsilon Nought Radar Remote Sensing Tutorials**. Disponible sur <http://epsilon.nought.de/tutorials/fuzzy/fuzzy.pdf> (consulté le 16/06/2013).

Henri, F., & Lundgren-Cayrol, K. (1998). *Apprentissage collaboratif et nouvelles technologies*. **Centre de recherche LICEF**. Université du Québec, 191 pages.

Hogo, M.A. (2010). *Evaluation of e-learning systems based on fuzzy clustering models and statistical tools*. **Expert Systems with Applications**, 37 (10), 6891-6903.

Holzhueter, M., Frosch-Wilke, D., & Klein, U. (2013). *Exploiting learner models using data mining for e-learning: a rule based approach*. In A. Peña-Ayala (Eds.), **Intelligent and adaptive educational- learning systems: achievements and trends**, smart innovation, systems and technologies, Heidelberg: Springer.77-105.

Hook, K., Karlgren, J., Waern, A., Dahlbeck, N., Jansson, C.G., & Lemaire, B. (1996). *A glass box approach to adaptive hypermedia*. **User Modeling and User-Adapted Interaction**, 6 (2-3), 157-184.

Hwang, G. J. (2003). *A test-sheet-generating algorithm for multiple assessment requirements*. **IEEE Transactions on Education**, 46 (3), 329-337.

Ivančević, V., Čeliković, M., Aleksić, S., & Luković, I. (2011). *An application of educational data mining techniques at Faculty of Technical Sciences in Novi Sad*. **Proceeding of The 5th International Conference on Information Technology (ICIT)**, Amman, Jordan, 11-13 Mai, 1-7.

Jain, A.K. Murty, M.N., & Flynn, P.J. (1999). *Data Clustering: A Survey*. **ACM Computing Survey**, 31 (3), 264-323.

Jameson, A. (1995). *Numerical uncertainty management in user and student modeling: An overview of systems and issues*. **User Modeling and User-Adapted Interaction**, 5 (3-4), 193-251.

Jean-Daubias, S. (2004). *De l'intégration de chercheurs, d'experts, d'enseignants et d'apprenants à la conception d'EIAH*. In **Technologies de l'Information et de la Connaissance dans l'Enseignement Supérieur et de l'Industrie**. Université de Technologie de Compiègne, France, 290-297.

Jelfs, A., Richardson, J. T., & Price, L. (2009). *Student and tutor perceptions of effective tutoring in distance education*. **Distance Education**, 30 (3), 419-441.

Jeremic, Z., Jovanovic, J., & Gasevic, D. (2012). *Student modeling and assessment in intelligent tutoring of software patterns*. **Expert Systems with Applications**, 39 (1), 210-222.

Jiawei, H., & Kamber, M. (2001). *Data Mining: Concepts and Techniques*, Morgan Kaufmann Publishers, 5. 129 pages

Joshi, A., & Krishnapuram, R. (2000). *On mining web access logs*. **Proceedings of the ACM-SIGMOD Workshop on Research Issues in Data Mining and Knowledge Discovery**, Dallas, Texas, USA, 14 May, 63-69.

Kavcic, A. (2004). *Fuzzy student model in InterMediActor platform*. In **Proceedings of the 26th international conference on information technology interfaces**, Croatia, 7-10 Juin, 297-302.

Kay, J. (2000). *User Interfaces for All, chapter User Modeling for Adaptation*. **Human Factors Series**. Lawrence Erlbaum Associates, Inc., 271-294.
<http://www.cs.usyd.edu.au/~judy/Homec/Pubs/ch18.pdf>.

Kobsa, A., & Pohl, W. (1995). *The User Modeling Shell System BGP-MS*. **User Modeling and User-Adapted Interaction**, 4 (2), 59-106.

Kok, A. J. (1991). *A review and synthesis of user modelling in intelligent systems*. **Knowledge Engineering Review**, 6 (1), 21-47.

Korbar, A.H., Tepic, N., Culig, B., & Stiffler, L.V. (2011). *Classification and Profiles of Students Based on Their Motivations Concerning Higher Education*. **Journal of Computing and Information Technology**, 19 (4), 209-214.

Kosba, E., Dimitrova, V., & Boyle R. (2003). *Using fuzzy techniques to model students in web-based learning environment*. In **Proceedings of the 7th international conference on knowledge-based intelligent information & engineering systems**, United Kingdom, 3-5 September, 222-229.

Koutri, M., Avouris, N., & Daskalaki, S. (2005). *A survey on web usage mining techniques for web-based adaptive hypermedia systems*. **Adaptable and adaptive hypermedia systems**. IRM Press, 125-149.

Kumar, V., & Chadha, A. (2011). *An Empirical Study of the Applications of Data Mining Techniques in Higher Education*. In: **IJACSA - International Journal of Advanced Computer Science and Applications**, 2 (3), 80-84.

Labidi, S., & Sérgio, N. (2000). *Student Modeling and Semi-automatic Domain Ontology Construction for SHIECC*. **Proceedings of the 30th ASEE/IEEE Frontiers in Education Conference**, Kansas City, Missouri, USA, 18-21 October, 14-18.

Lafifi, Y., Azzouz, K., Faci, H., & Herkas, W. (2010). *Dynamic Management of Tutor's Roles in an Online Learning System*. **International Journal of Learning Technology (IJLT)**, InderScience Publication, 5 (2), 103-129.

Lafifi, Y., Bendjebar, S., & Zedadra, A. (2014). *A K-complementarity Technique for Forming Groups of Tutors in Intelligent Learning Environments*. **CIT, Journal of Computing and Information Technology**, 22(2), 115-130.

Lekira, A.R. (2012). *Rendre compte des effets des interventions des tuteurs à travers une Approche Orientée Indicateurs*. **Thèse de doctorat**, Université de Maine, France.

Lentell, H. (2003). *The Importance of the Tutor in Open and Distance Learning*. In A. Tait & R. Mills (Eds.) **Rethinking Learner Support in Distance Education**, London: RoutledgeFalmer, 64-76.

Lentell, H. (2004). *The importance of the tutor in open and distance learning*. **Re-thinking Learner Support in Distance Education: Change and Continuity in an International Context**, 64-76.

Lepper, M. R., Woolverton, M., Mumme, D. L., & Gurtner, J. L. (1991). *Motivational techniques of expert human tutors: lessons for the design of computer-based tutors*. In Lajoie

S. P., & S. J. Derry (Eds.), **Computers as cognitive tools**. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates. 75-105.

Lile, A. (2011). *Analyzing E-Learning Systems Using Educational Data Mining Techniques*. **Mediterranean Journal of Social Sciences**, 2 (3), 403-419.

Liu, X., Zhang, L., Yadegar, J., & Kamat, N. (2011). *A Robust Multi-modal Emotion Recognition Framework for Intelligent Tutoring Systems*. **Proceedings of the 11th IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT)**, Athens, Georgia, USA, 63-65, 6-8 Juillet, 2011.

Luan, J. (2002). *Data mining, knowledge management in higher education, potential applications*. In **Workshop associate of institutional research international conference**, Toronto, 1-18.

Marjanovic, O. (1999). *Learning and teaching in a synchronous collaborative environment*. **Journal of Computer Assisted Learning**, 15 (2), 129-138.

Mazza, R., & Milani, C. (2005). *Exploring usage analysis in learning systems: Gaining insights from visualisations*. In **AIED'05 workshop on Usage analysis in learning systems systems at 12th international conference on artificial intelligence in education**, Amsterdam, 18-22 Juillet, 65-72.

McPherson, M., & Nunes, M.B. (2004). *The role of tutors as an integral part of online learning support*. **European Journal of Open, Distance and E-learning (EURODL)**, 7 (1). Disponible sur http://eprints.whiterose.ac.uk/999/1/Maggie_MsP.html (Consulté le 23/05/2015)

McTear, M. F. (1993). *User modelling for adaptive computer systems: a survey of recent developments*. **Artificial Intelligence Review**, 7(3), 157-184.

Merceron, A., & Yacef, K. (2004). *Train, store, analyse for more adaptive teaching*. In **Proceedings of International Symposium Information and Knowledge Technologies in Higher Education and Industry (TICE2004)**, Compiègne, France, 52-59,

Merrill, D. C., Reiser, B. J., Ranney, M., & Trafton, J. G. (1992). *Effective tutoring techniques: a comparison of human tutors and intelligent tutoring systems*. **The Journal of the Learning Sciences**, 2(3), 277-306.

- Mihaescu, M.C. (2011). *Classification of Learners Using Linear Regression*. **Federated Conference on Computer Science and Information Systems - FedCSIS 2011**, Szczecin, Poland, 18 -21 September, 717-721.
- Millán, E., Loboda, T., & Pérez-de-la-Cruz, J.L. (2010). *Bayesian networks for student model engineering*. **Computers & Education**, 55 (4), 1663-1683.
- Mobasher, B., & Cooley, R. (2000). *Automatic Personalization Based on Web Usage Mining*. **Communications of the ACM**, 43(8), 142-151.
- Mostow, J., Beck, J. (2006). *Some Useful Tactics to Modify, Map and Mine Data from Intelligent Tutors*. **Natural Language Engineering**, 12 (2), 195-208.
- Mostow, J., Beck, J., Cen, H., Cuneo, A., Gouvea, E., & Heiner, C. (2005). *An Educational Data Mining Tool to Browse Tutor-Student Interactions: Time will tell!* **In: Proceedings of the Workshop on Educational Data Mining**. Papers from the AAAI Workshop, Beck, J.E. (Eds.), 15-22.
- Muehlenbrock, M. (2005). *Automatic Action Analysis in an Interactive Learning Environment*. **In: 12th International Conference on Artificial Intelligence in Education, AIED 2005**, Amsterdam, The Netherlands, 18-22 Juillet, 73-80.
- Mullier, D.J. (2002). *A Neural-Network System for Automatically Assessing Students*. In P. Barker and S. Rebelsky (Eds.), **Proceedings of World Conference on Educational Multimedia, Hypermedia and Telecommunications**, Chesapeake, VA: AACE, 24-29 Juin, 1404-1409.
- Muñoz, K., Mc Kevitt, P., Lunney, T., Noguez, J., & Neri, L. (2010). *PlayPhysics: An emotional game learning environment for teaching physics*. **In Proceedings of the 4th international conference on knowledge science, engineering and management (KSEM' 10)**. Belfast, Northern Ireland, UK, 1-3 September, 400-411.
- Murphy, K. L., Drabier, R., & Epps, M. L. (1998). *A constructivist look at interaction and collaboration via computer conferencing*. **International Journal of Educational Telecommunications**, 4 (2), 237-261.
- Nguyen, L., & Do, P. (2008). *Learner model in adaptive learning*. **In Proceedings of World academy of science, engineering and technology**, 45, 396-401.

Nisbet, J. T., Haw, M. D., & Fletcher, A. J. (2014). *The role of tutors in peer led teaching. Education for chemical engineers*, 9 (1), 15-19.

Norazah, Y., Nor, B. A., Mohd, S. O. & Yeap, C. N. (2010). *A concise fuzzy rule base to reason student performance based on rough-fuzzy approach*, in Azeem, M.F. (Eds.): **Fuzzy Inference System-Theory and Application**, InTech, 63-82.

Owen, D., Hudson, B., & Tervola, T. (2006). *Open and flexible learning? An evaluation of student and tutor experiences in a European e-learning community. Technology, Pedagogy and Education*, 15 (3), 291-306.

Pahl, C., & Donnellan, C. (2003). *Data mining technology for the evaluation of web-based teaching and learning systems. In Proceedings of the Congress E-learning*. Montreal, Canada, 1-7.

Pechenizkiy, M., Calders, T., Conati, C., Ventura, S., Romero, C., & Stamper, J. (Eds.). (2011). *Proceedings of the 4th International Conference on Educational Data Mining*. Eindhoven, the Netherlands, 6- 8 Juillet. Disponible sur : http://educationaldatamining.org/EDM2011/wp-content/uploads/proc/edm11_proceedings.pdf (Consulté le 05/01/2016).

Poittevin, S, Jolly, V., & Nimier, ML. (2007). *FOAD à la carte, glossaire de la formation ouverte à distance*. Conçue par GIP ARIFOR, centre de ressources sur la formation professionnelle, 12-23. Disponible sur : <http://foad.arifor.fr> (consulté le 23/05/2015).

Popescu, E. (2009a). *Diagnosing students' learning style in an educational hypermedia system. Cognitive and Emotional Processes in Web-based Education: Integrating Human Factors and Personalization*, Advances in Web-Based Learning Book Series, IGI Global, 187-208.

Popescu, E. (2009b). *Learning styles and behavioral differences in web-based learning settings. In Advanced Learning Technologies, 2009. ICAIT 2009. Ninth IEEE International Conference*, Riga, Latvia 15-17 Juillet, 446-450.

El Haddioui, I., & Khaldi, M. (2012). *Learning Style and Behavior Analysis. A Study on the Learning Management System Manhali*. Learning, 56 (4), 9-15.

Porayska-Pomsta, K., & Mellish, C. (2013). *Modelling human tutors' feedback to inform natural language interfaces for learning*. **International Journal of Human-Computer Studies**, 71 (6), 703-724.

Rhodes, S., & Jinks, A. (2005). *Personal tutors' views of their role with pre-registration nursing students: an exploratory study*. **Nurse education today**, 25 (5), 390-397.

Rich, E. (1979). *User modelling via stereotypes*. **Cognitive Science**, 3(4), 329-354.

Rodet, J. (2009). *Comment fixer la rémunération des tuteurs à distance ?* **Tutorales, la revue de t@d**, No2, février, 22-23

Rodet, J. (2011). *Formes et modalités de l'aide apportée par le tuteur*. **Perspectives en éducation et formation**, 159-170.

Rodet, J. (2015). *Tutorat à distance*. **Fragments du Blog de t@d**. Volume 11. <http://www.jrodet.fr/tad/fragtad11.pdf> (Consulté le 18/1/2015).

Rodrigo, M.M.T., Anglo, E.A., Sugay, J.O., & Baker, R.S.J.d. (2008). *Use of Unsupervised Clustering to Characterize Learner Behaviors and Affective States while Using an Intelligent Tutoring System*. **In Proceedings of International Conference on Computers in Education**, Taipei, Taiwan, 27-29 October, 392-401.

Romero, C., & Ventura, S. (2007). *Educational data mining: A survey from 1995 to 2005*. **Expert Systems with Applications**, 33 (1), 135-146.

Romero, C., & Ventura, S. (2010). *Educational Data Mining: A Review of the State-of-the-Art*. **IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews**, 40 (6), 601-618.

Romero, C., & Ventura, S. (2013). *Data mining in education*. **Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery**, 3 (1), 12-27.

Romero, C., & Ventura, S. (2006). *Data Mining in e-learning*. Southampton : WIT press, 328 pages.

Romero, C., Ventura, S., De Bra, P., & De Castro, C. (2003). *Discovering Prediction Rules in AHA! Courses*. **In: User Modeling Conference**, Johnstown, Pennsylvania, 22-26 Juin, 35-44.

Romero, C., Ventura, S., Pechenizkiy, M., & Baker, R. (2010). *Handbook of Educational Data Mining*. **Taylor & Francis**. 536 Pages.

Ryan, S., Scott, B., Freeman, H., & Patel, D. (2000). *The Virtual University: The Internet and Resource-Based Learning*, Kogan Page Limited, London, 215 pages.

Sachin, R.B., & Vijay M.S. (2012). *A Survey and Future Vision of Data mining in Educational Field*. **Second International Conference on Advanced Computing & Communication Technologies (ACCT)**, India, 7-8 Janvier, 96-100.

Salmon, G. (2003). *E-moderating: The key to teaching and learning online*. **Psychology Press**. 256 pages.

Saporta, G. (2004). *Data mining ou fouille de données*. RST «Epidémiologie» Data Mining. Disponible sur : <http://cedric.cnam.fr/fichiers/RC1034.pdf> (Consulté le 23/10/2015).

Schmidt, H. G., & Moust, J. H. (1995). *What Makes a Tutor Effective? A Structural Equations Modelling Approach to Learning in Problem-Based Curricula*, in *Academic Medicine*, 70, 708-714.

Schoefegger, K., Seitlinger, P., & Ley, T. (2010). *Towards a user model for personalized recommendations in work-integrated learning: A report on an experimental study with a collaborative tagging system*. **Procedia Computer Science**, 1(2), 2829-2838.

Seridi, H. (2001). *Une nouvelle approche qualitative du traitement de l'incertain*. **Thèse de doctorat**, Université Reims Champagne, France.

Shaeela, A., Tasleem, M., Sattar, A.R., & Khan, I. (2010). *Data Mining Model for Higher Education System*. **European Journal of Scientific Research**, 43 (1), 24-29.

Shang, Y., Shi, H., & Chen, S. (2001). *An Intelligent Distributed Environment for Active Learning*. **ACM Journal of Educational Resources in Computing**, 1 (2), 308-315.

Shen, R., Yang, F., & Han, P. (2002). *Data analysis center based on e-learning platform*. **In Proceedings of the 5th international workshop on the internet challenge: Technology and applications**, Berlin, Germany, 8-9 October, 19-28.

Sison, R., & Shimura, M. (1998). *Student modeling and machine learning*. **International Journal of Artificial Intelligence in Education**, 9, 128-158.

Stamper, J., Pardos, Z., Mavrikis, M., & McLaren, B. (2014). *Proceedings of the 7th International Conference on Educational Data Mining*, London, 4-7 Juillet. Disponible sur: <http://www.educationaldatamining.org/EDM2014/proceedings/EDM2014Proceedings.pdf> (Consulté le 05/01/2016).

Stansfield, J. L. (1976). *Wumpus Advisor I. A First Implementation of a Program That Tutors Logical and Probabilistic Reasoning Skills*. AI Memo 381, Cambridge, Massachusetts.

Stathacopoulou, R., Magoulas, G. D., Grigoriadou, M., & Samarakou, M. (2005). *Neuro-fuzzy knowledge processing in intelligent learning environments for improved student diagnosis*. **Information Sciences**, 170(2-4), 273-307.

Surjono, H., & Maltby, J. (2003). *Adaptive educational hypermedia based on multiple student characteristics*. **In Proceedings of the 2nd international conference on web-based learning**. Melbourne, Australia, 18-20 August, 442-449.

Șuşnea, E. (2009). *Using data mining techniques in higher education*. **In proceedings of the 4th International Conference on Virtual Learning**, National Defense University "Carol I", Bucharest, 72, 371-375.

Talavera, L., & Gaudioso, E. (2004). *Mining student data to characterize similar behavior groups in unstructured collaboration spaces*. **In Workshop on artificial intelligence in CSCL**. 16th European conference on artificial intelligence, Valencia, Spain, 17-23.

Talbi, E-G. (2015). *Fouille de données (Data Mining) : Un tour d'horizon*. Support de cours, **Laboratoire d'Informatique Fondamentale de Lille**. Disponible sur <http://www.lifl.fr/~talbi/Cours-Data-Mining.pdf>. (Consulté le 23/05 /2015).

Tang, D., Qin, B., Liu, T., & Yang, Y. (2015). *User modeling with neural network for review rating prediction*. **Proceedings of the Twenty-Fourth International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)**, 25–31.

Teutsch, P., Bourdet, J. F., & Gueye, O. (2004). *Perception de la situation d'apprentissage par le tuteur en ligne*. **Actes de la conférence Technologies de l'Information et de la Communication pour l'Education**, UTC Compiègne, 1-8.

Tsantis, L., & Castellani, J. (2001). *Enhancing learning environments through solution-based knowledge discovery tools*. **Journal of Special Education Technology**, 16 (4), 1-35.

Tsiriga, V., & Virvou, M. (2002). *Initializing the Student Model using Stereotypes and Machine learning*. **Systems, Man and Cybernetics, the 3rd IEEE July International Conference on Advanced Learning Technologies (ICAL T'03)**, 404-409.

Wang, Y., & Beck, J. (2013). *Class vs. Student in a Bayesian Network Student Model*. In **Artificial Intelligence in Education**. Springer Berlin Heidelberg, 151-160.

Wannier-Morino, P., & Charlier, B. (2004). *Apprentissage par problèmes: Quel rôle pour le tuteur?* Université de Fribourg, Suisse. Disponible sur : https://www.unifr.ch/didactic/assets/files/travaux%20participants/wannier_diplome.pdf, (Consulté le 12/05/2015).

Wittorski, R. (2006). *La place du tutorat et de l'accompagnement dans les voies de la professionnalisation*. **Colloque Tutorat et accompagnement**, 23-24 Novembre, 25-27.

Xu, D., Wang, H., & Su, K. (2002). *Intelligent student profiling with fuzzy models*. In **Proceedings of the 35th Hawaii international conference on system sciences**, 7-10 Janvier, 1-8.

Yacef, K., Zaïane, O., Hershkovitz, H., Yudelson, M., & Stamper, J. (Eds.). (2012). *Proceedings of the 5th International Conference on Educational Data Mining*. Chania, Greece, 19- 21 Juin. Disponible sur http://educationaldatamining.org/EDM2012/uploads/procs/EDM_2012_proceedings.pdf (Consulté le 05/01/2016).

Yudelson, M. V., Koedinger, K. R., & Gordon, G. J. (2013). *Individualized bayesian knowledge tracing models*. In *Artificial Intelligence in Education*. **Springer Berlin Heidelberg**, 171-180.

Zadeh, L. A. (1996). *Fuzzy logic = Computing with words*. **IEEE Transactions on Fuzzy System**, 4 (2), 103-111.

Zadeh, L.A. (1965). *Fuzzy sets*. **Information and Control**, 8, 338-353.

Zedadra, A., & Lafifi, Y. (2015). *Learning Faults Detection by AIS Techniques in CSCL Environments*. **Educational Technology & Society**, 18(1), 276-291

Zedadra, A., Lafifi, Y., & Zedadra, O. (2014). *Interpreting learner's traces in collaborative learning environments*. **4th International Symposium on Knowledge Management ISKO-Maghreb: Concepts and Tools for Knowledge management**, 9-10 Novembre, 1-8.

Zemirli, W. N. (2008). *Modèle d'accès personnalisé à l'information basé sur les Diagrammes d'Influence intégrant un profil utilisateur évolutif*. **Thèse de doctorat**, Université de Toulouse, Université Toulouse III-Paul Sabatier. France.

Annexes

Annexe 1

Questionnaire utilisé pour l'initialisation du profil tutorial des tuteurs

Le tuteur doit répondre aux questions suivantes.

1.1 Rôle du pédagogue :

- **Identifiez-vous les difficultés d'apprentissage ?**
 Oui Non Peut être
- **Établissez-vous les objectifs des objets d'apprentissage ?**
 Oui Non Peut être
- **Fournissez-vous des ressources liés aux disciplines enseignées ?**
 Oui Non Peut être
- **Sélectionnez-vous un ensemble de ressources pédagogiques qu'il doit ordonnancer ?**
 Oui Non Peut être
- **Sollicitez-vous la mise en relation entre différentes parties du cours ?**
 Oui Non Peut être
- **Sollicitez-vous l'échange des ressources entre étudiants ?**
 Oui Non Peut être

1.2 Rôle du facilitateur :

- **Pouvez-vous conseiller et clarifier les étudiants dans les choix adéquats d'outils de communication selon le type et les moments d'activité ?**
 Oui Non Peut être
- **Pouvez-vous fournir des indicateurs susceptibles pour faciliter l'accès à l'information ?**
 Oui Non Peut être
- **Pouvez-vous aider le groupe à préciser un projet commun ?**
 Oui Non Peut être

1.3 Rôle de l'administrateur :

- **Répondez-vous aux différentes questions administratives ?**
 Oui Non Peut être
- **Rappelez-vous les délais (calendrier : dates des fin d'inscription, etc.) ?**
 Oui Non Peut être

- **Répondez-vous aux questions générales d'information sur le cursus ?**
 Oui Non Peut être

- Vérifiez-vous que les objectifs des cours sont connus et compris ?
 Oui Non Peut être
- Contrôlez-vous l'ordre et l'écoulement des sujets des discussions ?
 Oui Non Peut être
- Surveillez les membres qui sont en dehors des discussions ?
 Oui Non Peut être
- Supervisez-vous de près le déroulement des activités des étudiants ?
 Oui Non Peut être

1.4 Rôle de l'organisateur :

- **Posez-vous l'ordre du jour pour la rencontre?**
 Oui Non Peut être
- Posez-vous des règles et des procédures pour l'activité des étudiants ?
 Oui Non Peut être
- Proposez-vous l'agenda et l'emploi du temps pour les activités ?
 Oui Non Peut être
- Pouvez-vous répondre aux questions des étudiants concernant votre méthode de travail ?
 Oui Non Peut être
- Pouvez-vous réguler les échanges entre les membres du groupe ?
 Oui Non Peut être
- Pouvez-vous clarifier les règles et les procédures de la discussion ?
 Oui Non Peut être

1.5 Rôle de l'accompagnateur :

- **Pouvez-vous a reprendre aux questions simples sur des problèmes techniques (il doit être familier avec le système) ?**
 Oui Non Peut être
- Remarquez-vous que l'étudiant est en état de blocage?
 Oui Non Peut être
- Pouvez-vous Aider l'étudiant à choisir ses projets personnels ?
 Oui Non Peut être
- Pouvez-vous Aider l'étudiant à réfléchir sur ses propres démarches ?
 Oui Non Peut être

1.6 Rôle du Modérateur :

- **Pouvez-vous gérer, diriger et supporter les interactions entre vous et les étudiants, ou entre les étudiants ?**
 - Oui Non Peut être
- Pouvez-vous relancer et motiver les étudiants isolés pour s'intégrer au groupe ?
 - Oui Non Peut être
- Pouvez-vous soutenir les interactions entre les étudiants ?
 - Oui Non Peut être
- Communiquez-vous les principes des chartes de communication ?
 - Oui Non Peut être
- Posez-vous des questions et incitez les étudiants à discuter et critiquer ?
 - Oui Non Peut être
- Encouragez-vous les étudiants à être clairs, patients et terminer les sessions ?
 - Oui Non Peut être
- Discutez-vous avec l'étudiant sur l'évolution de son apprentissage ?
 - Oui Non Peut être

1.7 Rôle de l'évaluateur :

- **Pouvez-vous évaluer et certifier les connaissances acquises et les compétences développées par l'étudiant ?**
 - Oui Non Peut être
- Pouvez-vous évaluer les trajets, les besoins les difficultés, le rythme et les préférences de chaque étudiant ?
 - Oui Non Peut être
- Sollicitez-vous l'auto-évaluation des activités des étudiants ?
 - Oui Non Peut être

- Pouvez-vous créer des objets d'apprentissage détaillés pendant la programmation du cours ?
 - Oui Non Peut être
- Pouvez-vous établir les objectifs des activités des étudiants et travailler sur la spécification de parcours de chaque étudiant ?
 - Oui Non Peut être

1.8 Rôle du psychologue :

- **Pouvez-vous relever des problèmes de motivation, de conflit, etc. ?**

- Oui Non Peut être
- Pouvez-vous simuler, relance, motiver les étudiants (surtout après l'échec d'un examen, obtention de mauvaises notes, etc.) ?
- Oui Non Peut être
- Est-ce que vous êtes pris à être à l'écoute des étudiants pour aider chacun à passer les difficultés?
- Oui Non Peut être

1.9 Rôle de l'encadreur :

- **Pouvez-vous corriger les erreurs de votre étudiant ?**
- Oui Non Peut être
- Pouvez-vous établir un plan de travail ?
- Oui Non Peut être
- Pouvez-vous orienter les étudiants vers les meilleurs choix technologiques et pédagogiques ?
- Oui Non Peut être
- Pouvez-vous guider les étudiants vers des ressources qui peuvent les aider dans leur travail ?
- Oui Non Peut être
- Pouvez-vous donner des retours sur les interventions des étudiants ?
- Oui Non Peut être
- Pouvez-vous guider l'étudiant dans son questionnement de recherche ?
- Oui Non Peut être

Annexe 2

Ce questionnaire a été utilisé pour extraire le style de tutorat en se basant sur quelques questions du modèle de Felder et Silverman.

1- Quand je reçois un problème d'un apprenant :

- Je prends mon temps avant de répondre Je réponds directement à son problème.

2- Je peux aider mieux un apprenant pour résoudre son problème?

- L'avoir essayé Y avoir réfléchi

3- Dans un groupe des apprenants travaillant sur un sujet difficile, je suis plus susceptible :

- De participer et apporter des idées. De m'asseoir et écouter.

4- Je préfère donner de nouvelles informations :

- En images, diagrammes, graphiques ou cartes. En instructions écrites ou en informations dans des pages web.

5- Je préfère réaliser du tutorat :

- Avec un groupe d'étudiants. Avec un seul apprenant.

6- Quand je résous un problème d'un apprenant, je préfère :

- Donner toutes les informations nécessaires. J'attends l'apprenant se met dans un état de blocage

7- L'idée de faire des devoirs pour un groupe d'étudiants avec une évaluation :

- Me plaît Ne me plaît pas

8- Quand je dois travailler sur un projet de groupe, je veux d'abord

- Avoir les opinions de tout le groupe où tout le monde donne leurs idées. Laisser les étudiants réfléchissent individuellement et ensuite se réunir en groupes pour comparer les idées.

9- J'aime de travailler avec les étudiants :

- Qui demandent beaucoup de schémas et tableaux. Qui demandent des explications.

10- Dans un livre avec beaucoup d'images et de graphiques, je suis davantage porté(e) à

- Regarder les images et les graphiques Me concentrer sur le texte écrit.

avec soin.

11- Si j'ai eu des difficultés pour résoudre un problème d'un apprenant :

Je travaille seul et je ne demande aucune aide. je demande l'aide des autres tuteurs.

12- J'ai la tendance :

à comprendre une question sans connaître les détails de cette dernière. à comprendre les détails de la question et son but.

13- Dans le groupe des étudiants que j'ai suivi :

j'ai rarement fait connaissance avec beaucoup d'étudiants. j'ai généralement fait connaissance avec beaucoup d'étudiants.

14- Je suis plus susceptible d'être considéré(e) :

Comme faisant mon travail de façon occasionnel. Comme prenant soin de mon travail.

15- Quand un apprenant pose des questions concernant son problème :

Je pense directement aux solutions avec des schémas et des graphes. je propose des cours en HTML et PDF.

16- Quand je trouve un apprenant de mon groupe connecté :

C'est moi qui commence la discussion. Laisser le travailler tout seul.

17- En considérant un ensemble de questions d'un apprenant, je suis plus susceptible :

D'essayer de l'aider. De l'encourager de travailler seuls dans leur travaux.

18- Quand je pose des nouveaux sujets aux apprenants :

Je préfère tout doit être compris par les apprenants J'attends que les apprenants se mettent dans un état de blocage

19- Si je remarque que le profil cognitif de l'apprenant est diminué :

Je pose des questions s'il y avait des difficultés J'intervene pas

20- Quand je reçoive un nouveau problème, je suis plus susceptible d'aider avec :

Des images. Des instructions écrites.

À partir de ce questionnaire, nous pouvons définir les caractéristiques de chaque style de tutorat :

Tableau. L'affectation de chaque style de tutorat selon le questionnaire.

Style	Les questions	Réponse a	Réponse b
Actif/ Réfléctif	2, 5, 11, 17, 19	Actif	Réfléctif
Proactif/ Réactive	3, 6, 8, 16,18	Proactif	Réactif
Visuel/ Textuel	4, 9, 12, 15, 20	Visuel	Textuel
Occasionnel/ Perfectionniste	1, 7, 10, 13, 14	Occasionnel	Perfectionniste