

Direction des bibliothèques

AVIS

Ce document a été numérisé par la Division de la gestion des documents et des archives de l'Université de Montréal.

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

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

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

NOTICE

This document was digitized by the Records Management & Archives Division of Université de Montréal.

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

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

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

Université de Montréal

Modélisation des Réactions Émotionnelles dans un Système Tutoriel Intelligent

par

Soumaya Chaffar

Département d'Informatique et Recherche Opérationnelle
Faculté des Arts et des Sciences

Thèse présentée à la Faculté des études supérieures
en vue de l'obtention du grade de Philosophiae Doctor (Ph.D.)
en Informatique

Janvier, 2009

© Soumaya Chaffar, 2009



Université de Montréal
Faculté des études supérieures

Cette thèse intitulée :

Modélisation des Réactions Émotionnelles dans un Système Tutoriel Intelligent

présentée par :
Soumaya Chaffar

a été évaluée par un jury composé des personnes suivantes :

Jian-Yun Nie, président-rapporteur
Claude Frasson, directeur de recherche
Julie Vachon, membre du jury
Stefano A. Cerri, examinateur externe
Anne Bourlioux, représentant du doyen de la FES

Résumé

Le facteur émotionnel n'a été considéré que récemment dans les Systèmes Tuteurs Intelligents (STI). Or, les émotions jouent un rôle important dans les processus cognitifs, particulièrement dans des tâches d'apprentissage (Isen, 2000). En effet, modéliser les réactions émotionnelles d'un apprenant durant une session d'apprentissage est un élément essentiel pour les STI afin de permettre au tuteur de prévoir quand et comment il faut intervenir pour aider l'apprenant à accomplir sa tâche d'apprentissage dans les meilleures conditions. Dans cette thèse, notre premier objectif était de développer une méthode permettant de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant à un moment donné de l'apprentissage. Notre second objectif était d'étudier l'effet de certaines actions pédagogiques d'un tuteur virtuel sur l'état émotionnel de l'apprenant.

Pour atteindre le premier objectif, notre approche de prédiction reposait sur les causes potentielles de déclenchement de cette émotion et sur ses facteurs déterminants comme la personnalité par exemple. Nous avons proposé de résoudre ce problème en utilisant les algorithmes d'apprentissage automatique supervisé et plus précisément ceux de classement. Ainsi, l'algorithme J48 peut prédire la réaction émotionnelle (positive ou négative) de l'apprenant après avoir connu sa note dans un test d'évaluation en ligne, avec un taux de précision de 81.54% par la méthode de validation *leave-one-out*. L'algorithme BayesNet peut prédire la réaction émotionnelle (positive ou négative) de l'apprenant après rétroaction du tuteur avec un taux de précision de 70.69% par la même méthode de validation.

Pour l'atteinte du second objectif, nous avons développé un cours de structure de données en ligne ainsi qu'un agent tuteur virtuel utilisant différentes actions pédagogiques pour susciter des émotions positives chez l'apprenant. Nous avons conduit une expérience pour collecter, entre autres, les réponses physiologiques des participants aux différentes actions. Les résultats de cette étude expérimentale ont montré que certaines actions ont des effets positifs significatifs sur l'état émotionnel de l'apprenant.

Nous concluons dans le cadre de cette thèse qu'il est possible pour un STI de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant et de susciter des émotions positives chez ce dernier.

Mots-clés : STI, réaction émotionnelle de l'apprenant, actions pédagogiques émotionnelles, apprentissage automatique supervisé, réponses physiologiques

Abstract

The emotional factor has been never taken into account in Intelligent Tutoring Systems (ITS) until recently. However, emotions play a crucial role in cognitive processes particularly in learning tasks (Isen, 2000). Indeed, modelling the learner's emotional reaction is fundamental for ITSs in order to help the tutor deciding, when and how to intervene, for helping the learner to achieve learning in the best conditions. In this thesis, our first aim was to develop a method for predicting the learner's emotional reaction at a given time of the learning process. Our second aim was to study the effect of some tutoring actions on the learner's emotional state.

To achieve the first aim, our approach of prediction relies on the causal events which could trigger this emotion and on its determining factors like the personality for example. Thus, we propose to solve this problem by using supervised machine learning algorithms and more precisely those of classification. The J48 algorithm can predict the learner's emotional reaction (positive or negative) after receiving his mark in online evaluation tests, with an accuracy rate of 81.54% by a *leave-one-out* validation. The BayesNet algorithm can predict the learner's emotional reaction (positive or negative) after the tutor's feedback with an accuracy rate of 70.69% by the same method of validation.

To achieve the second aim, we developed a data structure web course and a virtual tutor using different pedagogical actions to induce positive emotions in the learner. We have conducted an experiment to collect, among other, participants' physiological responses after the tutoring actions. The results of this experimental study showed that certain actions have significant positive effects on the learner's emotional state.

We conclude in this thesis that, it is possible for an ITS to predict the learner's emotional reaction and to induce positive emotions.

Keywords : ITS, learner's emotional reaction, tutoring emotional actions, supervised machine learning, physiological responses

Table des matières

Chapitre 1. Introduction	1
1.1 Contexte et motivation	1
1.2 Objectifs	3
1.2.1 Prédiction de la réaction émotionnelle de l'apprenant	4
1.2.2 Actions pédagogiques émotionnelles	6
1.3 Démarche méthodologique	8
1.4 Contribution de la thèse	9
1.5 Organisation de la thèse	10
Chapitre 2. État de l'Art	12
2.1 Introduction	12
2.2 Systèmes Tutoriaux Intelligents	13
2.2.1 Historique et définition des STI	13
2.2.2 Approches d'instruction adoptées dans les STI	13
2.2.3 Architecture d'un STI	15
2.2.4 Modélisation dans les STI	19
2.3 Modèles émotionnels	28
2.3.1 Théories des émotions	28
2.3.2 Quelques exemples de modèles de l'évaluation cognitive	30
2.3.3 Quelques exemples de modèles computationnels des émotions	33
2.3.4 Techniques pour la reconnaissance d'émotions	38
2.4 Actions pédagogiques du tuteur	42
2.4.1 Stratégies fondées sur le filtrage collaboratif	43
2.4.2 Stratégies alternatives	44
2.4.3 Stratégies diagnostiques	44
2.4.4 Stratégies fondées sur la théorie de décision	44
2.5 Conclusion	47
Chapitre 3. Architecture et Approches	49

3.1 Introduction.....	49
3.2 Les conditions émotionnelles d'apprentissage.....	49
3.2.1 Le processus d'apprentissage et de mémorisation.....	50
3.2.2 Les conditions émotionnelles dans le processus d'attention.....	52
3.2.3 Les conditions émotionnelles dans le processus d'acquisition de connaissance.....	53
3.2.4 Les conditions émotionnelles dans le processus de recherche d'information.....	54
3.2.5 Les conditions émotionnelles dans le processus d'organisation de réponses.....	54
3.3 Vers une architecture d'un STI intégrant des modules émotionnels.....	56
3.3.1 Modèle de l'apprenant et conditions émotionnelles.....	57
3.3.2 Tuteur et conditions émotionnelles.....	58
3.3.3 Expert du domaine et conditions émotionnelles.....	58
3.3.4 Interface et conditions émotionnelles.....	59
3.4 Les approches adoptées.....	60
3.4.1 Prédiction de la réaction émotionnelle de l'apprenant.....	60
3.4.2 Les actions pédagogiques émotionnelles.....	66
3.5 Choix et outils utilisés.....	69
3.5.1 Apprentissage automatique supervisé.....	69
3.5.2 Méthodes de validation de modèles.....	78
3.6 Conclusion.....	79
Chapitre 4. Prédiction de la Réaction Émotionnelle de l'Apprenant pour un STI.....	81
4.1 Introduction.....	81
4.2 Prédiction de la réaction émotionnelle à la suite de l'obtention de la note.....	81
4.2.1 Étude expérimentale et méthodologie.....	81
4.2.2 Analyse des résultats.....	86
4.3 Prédiction de la réaction émotionnelle à la suite de l'intervention du tuteur.....	101
4.3.1 Étude expérimentale et méthodologie.....	101
4.3.2 Analyse des résultats.....	106
4.4 Conclusion.....	114

Chapitre 5. Actions Pédagogiques Émotionnelles d'un Tuteur Virtuel.....	115
5.1 Introduction.....	115
5.2 États émotionnels favorables pour l'apprentissage.....	115
5.3 Signaux physiologiques et émotions.....	118
5.4 Étude expérimentale et méthodologie.....	120
5.4.1 Description de l'échantillon.....	120
5.4.2 Matériel et logiciel expérimentaux.....	121
5.4.3 Procédure expérimentale.....	123
5.5 Analyse des résultats.....	129
5.5.1 Traitement des signaux physiologiques.....	130
5.5.2 Effets des actions pédagogiques.....	133
5.6 Conclusion.....	138
Chapitre 6. Discussion générale.....	139
6.1 Introduction.....	139
6.2 Bilan expérimental et discussion des résultats.....	139
6.2.1 Prédiction de la réaction émotionnelle de l'apprenant.....	139
6.2.2 Actions pédagogiques émotionnelles.....	142
6.3 Limites de ce travail.....	143
6.4 Perspectives.....	144
6.5 Conclusion.....	146
Chapitre 7. Conclusion.....	147
Annexe A. Logiciel Weka.....	150
A.1 Représentation des données.....	150
A.2 Fonctionnalités du logiciel Weka.....	151
Annexe B. Échantillons de données utilisés dans les expériences.....	154
B.1 Prédiction de la réaction émotionnelle à la suite de l'obtention de la note.....	154
B.2 Prédiction de la réaction émotionnelle à la suite de l'intervention du tuteur.....	155
Annexe C. Introduction au traitement de signal.....	159

C.1 Définitions :	159
C.2 Numérisation de signal	159
• Échantillonnage.....	159
• Quantification.....	160
Annexe D. Questionnaire de personnalité.....	162
Bibliographie.....	164

Liste des tableaux

Tableau 1. Les conditions émotionnelles selon le processus cognitif.....	55
Tableau 2. Émotions associées aux événements émotionnels	62
Tableau 3. Les types d'actions émotionnelles relatifs aux évènements.....	68
Tableau 4. Effectif d'observations par personnalité	87
Tableau 5. Personnalité et note de passage	88
Tableau 6. Personnalité et note souhaitée	89
Tableau 7. Relation de dépendance par gain d'information entre les attributs.....	91
Tableau 8. Comparaison des deux échantillons à l'aide du taux de bon classement (%)..	95
Tableau 9. Les quatre cas de classement de la réaction émotionnelle	96
Tableau 10. Comparaison des différents algorithmes de classement à l'aide du taux de <i>précision et de rappel</i>	98
Tableau 11. Les rétroactions du tuteur.....	105
Tableau 12. Relation de dépendance par gain d'information entre les attributs.....	108
Tableau 13. Comparaison des trois échantillons de données à l'aide du taux de bon classement (%).	110
Tableau 14. Comparaison entre différents algorithmes de classement à l'aide des mesures de précision et de rappel.....	111
Tableau 15. Exemple de table de probabilité conditionnelle pour la rétroaction du tuteur	113
Tableau 16. Actions du tuteur.....	124
Tableau 17. Données descriptives et résultats de l'analyse de la variance pour l'action <i>définition</i>	134
Tableau 18. Données descriptives et résultats de l'analyse de la variance pour l'action <i>exemple</i>	135
Tableau 19. Données descriptives et résultats de l'analyse de la variance pour l'action <i>encouragement_compréhension</i>	135

Tableau 20. Données descriptives et résultats de l'analyse de la variance pour l'action <i>recommandation</i>	136
Tableau 21. Données descriptives et résultats de l'analyse de la variance pour l'action <i>encouragement_note</i>	137
Tableau 22. Données descriptives et résultats de l'analyse de la variance pour l'action <i>félicitation</i>	137

Liste des figures

Figure 1. L'interface du jeu éducatif <i>prime climb</i>	14
Figure 2. Architecture d'un STI.....	16
Figure 3. Réseau sémantique pour un sous-ensemble de connaissances du système SCHOLAR.....	24
Figure 4. Règles de production pour un sous-ensemble de connaissances du système GUIDON.....	25
Figure 5. La partie (b) de la figure montre un segment du modèle de l'apprenant représenté sous forme de réseau bayésien dans le système ANDES. Les deux nombres sous chaque nœud du réseau indiquent les probabilités du nœud avant et après les actions de l'apprenant, représentées dans la partie (a) de la figure.....	27
Figure 6. Génération d'émotions selon la <i>théorie de l'évaluation cognitive</i>	29
Figure 7. Le modèle <i>OCC</i> (Ortony et al., 1988)	32
Figure 8. Exemple d'une interprétation causale, traduite de (Gratch and Marsella, 2004)	35
Figure 9. Sous-réseau d'évaluation des buts, traduit de (Conati and MacLaren, 2004).....	37
Figure 10. Modèle multimodal pour la reconnaissance automatique des émotions	41
Figure 11. Le processus d'apprentissage	51
Figure 12. Architecture d'un STI intégrant des modules émotionnels afin d'assurer des bonnes conditions pour l'apprentissage	57
Figure 13. Image neutre versus image émotionnellement chargée pour un cours de langue étrangère (Chalfoun et al., 2007).....	59
Figure 14. Réaction émotionnelle dépendante du modèle de l'apprenant et de l'évènement émotionnel.....	63
Figure 15. Exemple d'arbre de décision.....	71
Figure 16. Exemple de réseau bayésien	74
Figure 17. Exemple d'un perceptron multicouche.....	76
Figure 18. Le processus expérimental pour la première expérience	83
Figure 19. Interface représentant l'étape 4 de l'expérience	85

Figure 20. Nombre d'observations par émotion.....	90
Figure 21. Matrice de confusion obtenue par application de l'algorithme <i>ID3</i> sur les données dans le cas où la classe est représentée par des émotions spécifiques.	94
Figure 22. Exemple d'arbre de décision.....	100
Figure 23. Le processus expérimental pour la deuxième expérience.....	103
Figure 24. Interface montrant le cours d'espagnol	104
Figure 25. Exemple d'interface montrant la rétroaction du tuteur	106
Figure 26. Émotion finale versus le type de rétroaction	107
Figure 27. Réseau bayésien obtenu par application de l'algorithme BayesNet	113
Figure 28. Ensemble d'émotion initial	116
Figure 29. Résultat de l'expérimentation	117
Figure 30. Quelques émotions placées dans l'espace valence-éveil (Prendinger et al., 2003a).....	120
Figure 31. Positionnement des capteurs physiologiques utilisés dans l'expérience.	121
Figure 32. Exemple d'interface du logiciel Biograph.....	123
Figure 33. Processus expérimental de la troisième expérience.....	125
Figure 34. Exemple d'interface où le tuteur présente une définition d'un algorithme de tri rapide (action centrée problème)	127
Figure 35. Exemple d'interface où le tuteur présente un exemple illustrant l'algorithme de tri rapide (action centrée problème).	127
Figure 36. Exemple d'interface où le tuteur encourage l'apprenant à faire plus d'efforts, à être plus indépendant et à devenir plus confiant (action centrée émotion).	128
Figure 37. Exemple d'interface où le tuteur encourage l'apprenant à continuer de travailler pour avoir des meilleures notes (action centrée émotion).....	129
Figure 38. Exemple de signaux physiologiques pour un participant. Les signaux enregistrés dans la période de relaxation sont présentés à gauche et les signaux enregistrés durant et après l'action du tuteur sont présentés à droite.	131
Figure 39. Exemple d'un fichier de données sous le format <i>ARFF</i>	150

Figure 40. Interface <i>EXPLORER</i> du logiciel Weka	152
Figure 41. Un sous-ensemble de données du premier échantillon sous le format <i>ARFF</i> .	154
Figure 42. Un sous-ensemble de données du deuxième échantillon sous le format <i>ARFF</i>	155
Figure 43. Sous-ensemble de données du premier échantillon sous le format <i>ARFF</i>	156
Figure 44. Sous-ensemble de données du deuxième échantillon sous le format <i>ARFF</i>	157
Figure 45. Sous-ensemble de données du troisième échantillon sous le format <i>ARFF</i>	158
Figure 46. Étape d'échantillonnage d'un signal	160
Figure 47. Étape de quantification d'un signal	161

*À mes parents, mon mari, mon frère, ma sœur
et à toute ma famille.*

Remerciements

C'est avec un grand plaisir que j'apporte ce témoignage écrit de ma reconnaissance à tous ceux qui m'ont gratifié de leur soutien et de leur confiance tout au long de ce travail.

Je voudrais exprimer toute ma gratitude et ma reconnaissance à mon directeur de thèse Monsieur Claude Frasson, Professeur à l'Université de Montréal, pour la confiance qu'il m'a témoignée en acceptant de diriger cette thèse et pour m'avoir accordée de son temps et avoir mis à ma disposition ses compétences, son expérience et ses conseils pour progresser et mieux appréhender les différentes étapes d'un chercheur. Je lui suis particulièrement reconnaissante de m'avoir apprise les sens d'exigence et de rigueur dans l'ouvrage et de m'avoir encouragée tout au long de cette thèse.

Mes sincères remerciements vont également à Monsieur Stefano Cerri, Professeur à l'université de Montpellier, Julie Vachon, Jian-Yun Nie et Anne Bourlioux, Professeurs à l'Université de Montréal, pour l'intérêt qu'ils ont bien voulu porter à ce travail et pour avoir accepté de faire partie du jury.

J'adresse également mes remerciements au Fond Québécois pour la Recherche sur la Nature et la Technologie (FQRNT) pour m'avoir octroyée la bourse d'excellence doctorale, ce qui m'a permis de mener à terme ce travail dans des bonnes conditions. Je tiens également à remercier le Fond Québécois pour la Recherche sur la Société et la Culture (FQRSC) pour avoir supporté ce travail.

Mes remerciements s'adressent également à tous mes collègues des laboratoires HERON et GRITTI. Je pense particulièrement à Khadija Benadada, Pierre Chalfoun et Gerardo Cepeda pour leurs contributions dans certains travaux de cette thèse. Je pense aussi à mes amies Sihem, Narimane, Imen et tous ceux et celles qui m'ont aidé dans ce travail.

Je remercie mon mari Khaled pour tout ce qu'il a fait pour moi : son encouragement, son soutien moral et sa confiance, sans lesquels je n'aurais pas pu réaliser ce rêve.

J'aimerais exprimer infiniment ma profonde reconnaissance à mes très chers parents, je vous dis merci pour votre soutien continu. Cette thèse est le fruit de vos encouragements.

Je tiens à remercier mon frère et ma sœur avec qui j'ai passé des moments très agréables et qui m'ont offert le soutien moral quand j'en avais besoin.

Je remercie également toute ma famille et spécialement mon oncle Abderrazek Ben Maatoug, professeur de statistique à l'Institut Supérieur de Gestion de Tunis, pour le temps qu'il m'a accordé en validant certaines interprétations statistiques des résultats. Ses commentaires précieux m'ont permis de bonifier significativement ce travail.

Chapitre 1. Introduction

1.1 Contexte et motivation

Depuis plusieurs années des chercheurs en informatique ont essayé d'imiter l'intelligence humaine. Ces tentatives d'imiter le raisonnement du cerveau humain ont souvent été décrites comme de l'Intelligence Artificielle (IA). L'apparition de l'IA à la conférence de Dartmouth en 1956 a poussé des chercheurs dans la communauté de l'*Enseignement Assisté par Ordinateur* (EIAO) à créer une nouvelle génération d'enseignement dans les années 70, à savoir : l'*Enseignement Intelligemment Assisté par Ordinateur* (EIAO), appelé aussi *Système Tuteur Intelligent* (STI). Ces systèmes intelligents ont pour objectif de fournir un enseignement individualisé à l'apprenant en utilisant des techniques d'intelligence artificielle. Souvent ces systèmes, comme la plupart des systèmes de traitement d'information, ne prennent pas en considération le facteur émotionnel.

Les émotions ont un rôle essentiel dans notre vie quotidienne. En effet, elles interviennent dans nos comportements, nos perceptions et nos relations avec les autres. Elles permettent de nous sauver la vie dans certaines situations, par exemple la peur nous permet de percevoir un danger et de réagir en conséquence (s'enfuir, etc.). Cependant, elles peuvent dans certains cas nous rendre la vie plus difficile puisqu'elles nous amènent à réagir d'une manière impulsive. La colère, par exemple, nous pousse parfois à se comporter inadéquatement et à faire des choses que nous regrettons par la suite. Elle agit sur nos relations avec les autres et nous conduit à rompre avec un être cher si on n'arrive pas à la maîtriser. Dans ce cas, ses conséquences peuvent être néfastes sur l'individu, il sera rejeté par les autres ce qui l'incitera à s'isoler. Ainsi, les émotions sont très utiles pour la vie sociale et les relations familiales.

De plus, les émotions ont un rôle pivot dans les comportements rationnels et intelligents des êtres humains. Ils agissent sur divers processus cognitifs, tels l'attention, la mémorisation à long terme, la prise de décision, etc. (Damasio, 1994, Isen, 1999). Des études faites par Damasio (1994), en neuroscience, ont montré que les émotions sont

primordiales pour la prise de décision. Damasio a constaté que des patients dont les tissus des lobes préfrontaux sont endommagés, n'étaient pas capables d'interpréter les stimuli émotionnels, ni d'avoir des émotions, ni de prendre les décisions les plus simples. Il a fini par conclure que sans émotions, nous ne pouvons pas décider (Damasio, 1994). De manière analogue, des chercheurs en informatique et précisément dans le domaine d'IA considèrent que les systèmes de traitement de l'information ne peuvent pas non plus prendre de bonnes décisions sans émotions. En effet, Sloman et Croucher (1987) pensent que les machines intelligentes devraient éprouver des émotions (Sloman and Croucher, 1987). D'ailleurs, Marvin Minsky a déclaré qu'on ne doit pas se demander si des machines intelligentes peuvent avoir des émotions, mais plutôt si ces machines peuvent être intelligentes sans avoir des émotions (Minsky, 1986). De plus, selon Howard Gardner (1983), l'intelligence ne se limite pas à la seule mesure du QI (*Quotient Intellectuel*), elle comporte plutôt plusieurs formes d'intelligence (Gardner, 1983) dont notamment l'*intelligence émotionnelle*. Mayer et Salovey (1997) définissent l'*intelligence émotionnelle* comme l'habilité de percevoir, d'évaluer et d'exprimer des émotions permettant d'améliorer le raisonnement, de comprendre les émotions et les connaissances émotionnelles et de réguler les émotions (Mayer and Salovey, 1997).

Dans le contexte académique, l'enseignement reconnaît toujours l'importance de l'état émotionnel de l'apprenant pour accomplir une tâche d'apprentissage d'une manière fiable et efficace. En effet, les émotions positives¹ sont fondamentales pour les processus cognitifs. Elles jouent un rôle important pour améliorer la créativité et la flexibilité dans la résolution des problèmes et peuvent aussi augmenter les performances de l'apprenant sur la tâche en cours (Isen, 2000). Cependant, les émotions négatives² peuvent bloquer le processus cognitif. Les gens qui sont anxieux ont un déficit dans le raisonnement inductif

¹ Les émotions positives sont généralement considérées comme agréables et appréciées (*p. ex.*: joie, fierté, etc.).

² Les émotions négatives sont généralement considérées comme désagréables et évitées (*p. ex.*: tristesse, colère, etc.).

(Reed, 1977), une attention restreinte (Fox, 1994), une latence ralentie de décision et une capacité de mémoire réduite (Isen, 2000). Donc, vu l'importance des émotions, nous désirons ajouter aux STI des capacités d'intelligence émotionnelle. Dans cette thèse, nous nous concentrons seulement sur deux capacités d'intelligence émotionnelle soient la reconnaissance (prédiction) et la régulation des émotions.

1.2 Objectifs

Dans le contexte d'apprentissage à distance, le facteur émotionnel n'a été considéré que récemment. Or, la prise en compte de l'état émotionnel de l'apprenant devient une nécessité aujourd'hui dans le domaine des STI puisque les émotions jouent un rôle important dans les processus cognitifs, particulièrement dans des tâches d'apprentissage (Isen, 2000, Damasio, 1994). De plus, modéliser les réactions émotionnelles d'un apprenant durant une session d'apprentissage est un élément essentiel pour les STI afin de permettre au tuteur de prévoir quand et comment il faut intervenir pour aider l'apprenant à accomplir sa tâche d'apprentissage dans les meilleures conditions.

L'objectif principal de cette thèse, dans un premier temps, est de proposer une méthode permettant à un STI de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant à un moment donné de l'apprentissage et dans un deuxième temps, d'étudier l'effet de certaines actions pédagogiques sur l'état émotionnel de l'apprenant dans un STI. Ainsi, deux sous-objectifs fondamentaux en découlent :

- (a) Partant de l'assertion que l'émotion survient suite à une évaluation cognitive de l'environnement et compte tenu des méthodes existantes de reconnaissance d'émotions peu satisfaisantes dans le domaine des STI, notre premier sous-objectif est de proposer une méthode permettant de prédire efficacement la réaction émotionnelle de l'apprenant dans un STI en se basant sur l'évènement émotionnel et le modèle de l'apprenant, sans avoir recours à des capteurs (caméra, capteurs physiologiques, etc.).

- (b) Assumant que les actions du tuteur ont des influences sur l'état émotionnel de l'apprenant, notre deuxième sous-objectif est de déterminer les actions du tuteur dans un STI permettant de développer chez l'apprenant des émotions positives plus propices pour l'apprentissage, comme le fait un enseignant dans une classe réelle.

Nous expliquons ces deux objectifs dans ce qui suit :

1.2.1 Prédiction de la réaction émotionnelle de l'apprenant

En observant l'être humain, on s'aperçoit qu'il utilise des capteurs pour connaître l'émotion d'un autre humain et il réagit selon cette émotion. Cette dernière peut être exprimée sous différentes formes : la voix, les expressions faciales, le comportement, etc. Pour considérer ces différents canaux émotionnels dans la reconnaissance automatique des émotions, plusieurs chercheurs ont pensé utiliser une caméra, un microphone ou des capteurs physiologiques. Certains d'entre eux se sont intéressés à identifier des émotions à partir des images d'expressions faciales (John et al., 2003), particulièrement les émotions de base (joie, tristesse, colère, crainte, dégoût et surprise) définies par Ekman (Ekman, 1993). Selon Parke et Waters (1996), la génération d'émotions se fait à travers des muscles spécifiques. Pour la joie, par exemple, les sourcils sont détendus, la bouche est large avec les coins tirés vers le haut (vers les oreilles), etc. (Parke and Waters, 1996). Certains autres chercheurs, tels (Murray and Arnott, 1996) ont essayé d'identifier des émotions à partir du signal audio. Ils ont utilisé l'information prosodique, telle que le ton, la durée et l'intonation des expressions, comme caractéristique pour identifier des émotions à partir de la voix. Cependant, l'utilisation d'un seul médium pour la reconnaissance automatique des émotions ne donne pas de bons résultats en général. C'est pour cela que certains chercheurs ont proposé de combiner différents média afin d'améliorer la reconnaissance automatique des émotions. Par exemple, Bianchi et Lisetti (2002) ont présenté un modèle multimodal qui sert à identifier l'état émotionnel de l'utilisateur par l'intermédiaire de trois canaux : visuels, kinesthésiques et auditifs (Bianchi and Lisetti, 2002).

Il existe peu de travaux visant la reconnaissance automatique des émotions dans le contexte d'apprentissage à distance. Par exemple, Kapoor et Picard (2005) ont proposé un système de reconnaissance d'émotions multimodal semblable à celui de Bianchi et Lissetti (2002) pour classer différents niveaux d'intérêt dans les environnements d'apprentissage (Kapoor and Picard, 2005). Selon Conati et McLaren (2004), ces modèles n'ont jamais été évalués avec des utilisateurs réels (Conati and MacLaren, 2004). Pour cela, ces auteurs ont fondé la reconnaissance automatique des émotions sur les causes inductrices de celles-ci en suivant le modèle *OCC* (Ortony, Clore et Collins).

Selon le modèle *OCC*, les émotions surgissent comme des réactions positives ou négatives dans une situation donnée en fonction de la désirabilité d'un événement, d'un objet ou d'une action d'un agent (Ortony et al., 1988). Cette désirabilité est déterminée en fonction des préférences et des buts de l'individu. Par conséquent, selon le modèle *OCC*, trois facteurs (ou causes) sont à considérer dans la génération d'émotions (situation, préférences et buts). Or, à ce jour, seuls les travaux empiriques de Conati et McLaren (2005) portent sur la reconnaissance automatique de l'état émotionnel de l'apprenant à partir des causes possibles qui ont pu déclencher cet état. Ces auteurs sont parvenus à établir un modèle probabiliste permettant d'identifier six émotions dans un jeu éducatif (Conati and McLaren, 2005). Leur modèle permet de modéliser les causes ainsi que les effets des émotions en utilisant des mesures physiologiques. Deux problèmes sont, cependant, inhérents à ce genre de méthodes. D'une part, l'utilisation de technologies sophistiquées dans un contexte d'apprentissage peut gêner l'apprenant. D'ailleurs Picard a remarqué que les gens peuvent se sentir mal à l'aise en présence de caméras vidéo ou de capteurs physiques et que ces appareils peuvent interférer avec la reconnaissance d'émotions (Picard, 2000). D'autre part, cela demande des moyens financiers et techniques importants. De plus, le modèle présenté par Conati et McLaren (2005) ne prend en compte que trois facteurs ou causes reliés à la génération des émotions (les buts, la situation et la personnalité). Or, dans un contexte d'apprentissage à distance, il existe plusieurs autres facteurs à considérer, entre autres la personnalité, le sexe, l'état émotionnel courant et la

motivation de l'apprenant, puisque chaque individu réagit émotionnellement de façon différente lors d'un évènement émotionnel (Hess, 2001). Partant de cette dernière assertion, notre problème revient à trouver une technique efficace pour prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant à l'aide d'un modèle de l'apprenant (ensemble d'attributs individuels de l'apprenant) et d'un évènement émotionnel.

Ainsi, notre première question de recherche est la suivante : Peut-on prédire efficacement, à un instant t donné, la réaction émotionnelle de l'apprenant à l'aide d'un évènement émotionnel et d'un ensemble d'attributs personnels ?

1.2.2 Actions pédagogiques émotionnelles

Initialement, l'adaptation des actions du tuteur dans un STI était principalement fondée sur le modèle cognitif de l'apprenant, notamment ses compétences intellectuelles comme dans le système CAPIT (Mayo and Mitrovic, 2001). Ensuite, vu l'importance des émotions dans les processus cognitifs et d'apprentissage, le choix des actions du tuteur tient compte non seulement de l'état cognitif mais aussi de l'état émotionnel de l'apprenant qui devient une composante essentielle du modèle de l'apprenant, comme dans *DT Tutor* (Murray et al., 2004) et dans le système *Prime Climb* (Conati, 2002). En effet, Les émotions négatives sont généralement considérées comme désagréables pour les êtres humains et ont des effets négatifs sur l'apprentissage et les performances de l'apprenant (Isen, 2000, Damasio, 1994). Durant l'activité d'apprentissage, il faut faire attention aux différents facteurs pouvant susciter des émotions négatives. Le rôle du tuteur est alors d'intervenir à l'instant opportun pour amortir les effets de ces facteurs dans la mesure du possible et d'adapter ses actions afin de susciter des émotions positives permettant l'atteinte des objectifs pédagogiques. Une question fondamentale qui se pose est alors : est-il possible pour un tuteur informatisé de susciter des émotions positives chez l'apprenant ?

Quelques recherches ont montré que les interactions des utilisateurs avec des ordinateurs sont proches de relations sociales. Par exemple Reeves et Nass (1996) affirment que les utilisateurs traitent les ordinateurs comme de véritables personnes. Leur étude

montre que les utilisateurs sont polis avec les ordinateurs et qu'ils traitent ces derniers de façons différentes selon la voix (féminine ou masculine) par exemple. Cette étude affirme que la réaction d'un utilisateur à une action d'un ordinateur est la même que si cette action provient d'un humain (Reeves and Nass, 1996). De plus, des recherches entamées par Klein et ses collègues (2002) ont conclu que les ordinateurs sont capables d'atténuer ou de réguler fortement des émotions négatives, même s'ils sont à la source de ces émotions (Klein et al., 2002).

Le principe de la régulation d'émotions a attiré, récemment, l'attention de chercheurs dans plusieurs domaines de recherche et spécialement dans le domaine d'Interaction Homme-Machine (IHM). Par exemple, Partala et Surakka ont montré que la rétroaction verbale positive provenant d'un ordinateur, à la suite d'un événement négatif, a des effets bénéfiques sur l'état émotionnel de l'utilisateur (Partala and Surakka, 2004). Cependant peu de travaux ont visé à réguler l'émotion de l'apprenant dans un STI. La régulation d'émotion se définit selon Gross (1998) comme la capacité à réduire l'intensité élevée d'une émotion (négative ou positive) et à la changer (Gross, 1998). Dans la littérature, les chercheurs utilisent le terme *coping* ou *adaptation émotionnelle* qui diffère de la régulation d'émotions par le fait de se concentrer uniquement sur les émotions négatives visant à réduire les expériences émotionnelles négatives (Blair et al., 2004). Les chercheurs distinguent en général deux stratégies d'*adaptation émotionnelle*. La première est la stratégie "centrée problème". Elle consiste à agir sur le problème qui est à l'origine de la situation émotionnelle. La deuxième est la stratégie *centrée émotion*. Elle consiste à réguler l'émotion négative engendrée par la situation. Généralement les chercheurs, adoptant des stratégies *centrée émotion*, utilisent des techniques d'induction³ émotionnelle

³ Les techniques d'induction sont des méthodes permettant de susciter des émotions particulières chez l'individu, par exemple une vidéo, de la musique, etc.

par exemple, montrer des images, du texte ou des vidéos pour induire⁴ un ensemble d'émotions.

Partant du principe qu'un tuteur virtuel décide d'intervenir suite à une observation d'un ou de plusieurs indicateurs d'une éventuelle émotion négative et en s'inspirant des *stratégies d'adaptation émotionnelles* mentionnées ci-haut, nous cherchons à étudier, dans cette thèse, l'effet de certaines actions (*centrées problème* et *centrées émotion*) du tuteur virtuel sur l'état émotionnel de l'apprenant.

Ainsi notre deuxième question de recherche est la suivante : peut-on à l'aide d'actions pédagogiques d'un tuteur virtuel, induire des émotions positives chez l'apprenant dans un STI ?

1.3 Démarche méthodologique

Dans la majorité des STI existants, le modèle de l'apprenant et les actions du tuteur sont prédéfinis par les concepteurs du système. Selon Hamalainen (2006), aucun des STI existants ne construit le modèle de l'apprenant à partir des données réelles. Ainsi, l'adaptation dans ces systèmes signifie que les apprenants, sont plutôt, adaptés à certains modèles ou théories existants, au lieu d'adapter le modèle à la réalité des apprenants (Hamalainen, 2006). Nous avons donc adopté dans l'ensemble de la thèse une approche typiquement empirique tenant compte des données réelles des apprenants. Notre démarche méthodologique est décrite ci-après :

- (a) Pour l'atteinte du premier objectif, nous avons pensé utiliser des techniques d'apprentissage automatique pour la prédiction de la réaction émotionnelle de l'apprenant. Notre approche de prédiction repose sur les causes potentielles de déclenchement de cette émotion et sur ses facteurs

⁴ Dans cette thèse, les termes "induire" et "susciter" possèdent la même signification et sont utilisés de manière interchangeable. Le terme "induire" est utilisé dans la présente thèse seulement dans le contexte où l'on veut susciter des émotions chez l'individu.

déterminants comme la personnalité par exemple. Nous proposons alors de résoudre ce problème en utilisant des algorithmes d'apprentissage automatique supervisé et plus précisément ceux de classement. Nous avons procédé à des expérimentations pour collecter des données servant à entraîner des classifieurs. Nous avons établi, ensuite, une étude comparative pour choisir le classifieur le plus performant pour notre problème.

- (b) Pour l'atteinte du deuxième objectif, nous avons procédé à une expérimentation nous permettant de tester l'influence des actions d'un tuteur virtuel sur l'état émotionnel de l'apprenant. Nous avons alors expérimenté plusieurs actions du tuteur sur différents groupes d'apprenants choisis aléatoirement. Pour cela, des signaux physiologiques ont été saisis afin d'analyser les changements physiologiques à la suite d'une action du tuteur.

1.4 Contribution de la thèse

Les travaux effectués dans cette thèse sont consacrés, d'une part, à la modélisation des réactions émotionnelles des apprenants et, d'autre part, à la gestion de ces réactions si elles sont négatives. Les contributions de cette thèse, en vue de l'amélioration des STI et de la formation à distance en général, sont multiples :

- En se basant sur des recherches théoriques et en s'inspirant de la théorie de Gagné sur les conditions d'apprentissage (Gagne, 1965), nous avons proposé des recommandations d'adaptation émotionnelle à prendre en compte durant la conception d'un STI. Ces recommandations ont été déterminées en fonction de la phase du processus d'apprentissage. Par exemple pour la phase d'attention, nous recommandons de créer des STI qui visent à :

- (1) atténuer les effets des émotions négatives,

- (2) réguler des émotions fortes non reliées à l'activité d'apprentissage en cours (*p. ex.*: joie ou tristesse),
 - (3) éveiller la curiosité chez l'apprenant en accentuant soudainement un élément dans l'interface par exemple.
- Nous avons proposé une nouvelle architecture modulaire d'un STI fondée sur ces recommandations.
 - Nous avons développé une nouvelle approche permettant à un STI de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant dans deux situations :
 - (1) après avoir obtenu sa note dans un test d'évaluation en ligne
 - (2) après la rétroaction du tuteur
 - Nous avons mis en évidence que certaines actions d'un tuteur virtuel semblent avoir des effets positifs sur l'état émotionnel de l'apprenant. Ces actions permettent alors d'induire des émotions positives chez celui-ci.

Les travaux de recherche entamés dans cette thèse contribuent à améliorer les systèmes de e-Learning et peuvent être adaptés dans plusieurs domaines relatifs aux Interfaces Homme-Machine. Ainsi, ces travaux ont des retombées scientifiques, technologiques et économiques importantes.

1.5 Organisation de la thèse

La présente thèse est structurée en sept chapitres résumés comme suit :

Le chapitre suivant fournit un état de l'art sur les STI, les modèles émotionnels et les actions pédagogiques du tuteur. Ce chapitre se divise en trois parties. Dans la première partie nous définissons un STI et présentons ses composantes. La deuxième partie passe en revue différents modèles computationnels des émotions et expose des techniques utilisées pour la reconnaissance automatique des émotions. La troisième partie s'intéresse aux

approches adoptées pour choisir l'action du tuteur. Elle décrit aussi les différentes techniques utilisées pour induire des émotions chez les individus.

Le troisième chapitre commence par décrire l'architecture modulaire d'un STI permettant d'assurer les bonnes conditions émotionnelles d'apprentissage. Nous présentons ensuite les approches que nous avons adoptées pour l'atteinte des objectifs recherchés. Nous terminons en justifiant le choix des outils utilisés pour prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant.

Le quatrième chapitre est consacré à la prédiction de la réaction émotionnelle de l'apprenant. Nous présentons dans ce chapitre les deux expériences développées, pour prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant après avoir connu sa note et après la rétroaction du tuteur, ainsi que les résultats obtenus à l'analyse des données.

Le cinquième chapitre décrit l'expérience réalisée pour étudier les effets des actions du tuteur sur l'état émotionnel de l'apprenant. Nous montrons également dans ce chapitre les résultats de l'étude.

Le sixième chapitre présente une discussion des résultats et de leur interprétation. Nous terminons en présentant les limites du présent travail et en relevant quelques perspectives de recherche.

Chapitre 2. État de l'Art

2.1 Introduction

Ce chapitre fournit un état de l'art sur les Systèmes Tutoriels intelligents (STI), les modèles émotionnels et les actions pédagogiques du tuteur. Cet état de l'art se divise alors en trois parties principales.

Dans la première partie nous présentons les STI en commençant par exposer l'historique et par les définir. Nous décrivons ensuite les approches d'instruction qui sont généralement adoptées par les STI existants. Par la suite, nous présentons l'architecture globale d'un STI et nous décrivons chacune de ses composantes. Nous terminons en mettant l'accent sur la modélisation dans les STI, soit plus précisément en décrivant les approches utilisées pour définir le contenu du modèle de l'apprenant et en exposant les formalismes utilisés pour leur modélisation dans les STI.

La deuxième partie passe en revue les différents modèles émotionnels. Nous débutons en expliquant les idées de certaines théories des émotions. Puis nous présentons quelques modèles de l'évaluation cognitive. Ensuite nous introduisons les modèles computationnels des émotions. La théorie de l'évaluation cognitive, développée par Ortony, Clore et Collins (1988), a servi de base conceptuelle à la majorité de ces modèles. Finalement, nous recensons les différentes techniques utilisées en informatique pour la reconnaissance des émotions.

Dans la troisième partie, nous présentons les différentes approches adoptées pour choisir l'action du tuteur. Une approche fondée sur la théorie de décision reste la plus utilisée dans les STI existants. Nous exposons aussi dans cette partie les différentes techniques utilisées pour induire des émotions.

2.2 Systèmes Tutoriaux Intelligents

2.2.1 Historique et définition des STI

L'utilisation de l'ordinateur pour l'apprentissage a donné naissance, dans les années 60, à l'Enseignement Assisté par Ordinateur (EAO). Cependant, ces systèmes d'EAO étaient limités dans la mesure où ils présentaient à l'apprenant une succession de contenus figés et des questions pour tester si le contenu présenté était bien assimilé. Les faiblesses de ces systèmes se manifestent alors, d'une part, par l'absence de diagnostic suite aux réponses de l'apprenant et d'autre part, par le manque d'interactivité avec ce dernier. Cela représentait un obstacle pour comprendre les intentions de l'apprenant et identifier les difficultés qu'il rencontrait.

Une nouvelle génération d'enseignement est apparue dans les années 80, à savoir, l'*Enseignement Intelligemment Assisté par Ordinateur* (EIAO), appelé aussi *Système Tuteur Intelligent* (STI). Ces systèmes se caractérisent généralement par leur capacité à fournir un enseignement individualisé selon le degré de connaissance de l'apprenant et à accomplir des tâches non prévues d'avance, en utilisant des techniques d'IA afin de ressembler à un tuteur humain. L'objectif principal d'un STI est d'améliorer les performances de l'apprenant. Il est conçu pour formuler des jugements au sujet de ce que l'apprenant sait et à quel point ce dernier progresse dans son apprentissage. Ainsi, l'instruction peut être adaptée automatiquement selon les besoins de l'apprenant et sans intervention d'un instructeur humain.

2.2.2 Approches d'instruction adoptées dans les STI

Généralement les STI sont conçus de façon à suivre une des deux approches d'enseignement suivantes : une approche ludique ou une approche académique. Comparativement au nombre de STI suivant une approche académique, peu de STI ont suivi l'approche ludique d'enseignement. Cette dernière approche vise à instruire

l'apprenant d'une manière divertissante. Certains chercheurs utilisent aussi le nom de jeux éducatifs pour désigner les STI adoptant cette approche. Par exemple, *Prime Climb* est un jeu éducatif conçu par le groupe EGEMS (jeux électroniques pour l'éducation en mathématiques et sciences) de l'Université de la Colombie-Britannique pour aider les élèves à apprendre la factorisation des nombres (Conati, 2002). Dans ce jeu, des équipes de deux joueurs doivent remonter la montagne divisée en sections numérotées (voir figure 1). Chaque joueur ne peut se déplacer que sur les sections dont les chiffres ne partagent pas de facteurs communs avec le chiffre de la section occupée par l'autre membre de l'équipe. Quand un joueur se déplace sur une section qui ne satisfait pas cette contrainte, le joueur tombe, et l'équipe perd des points.

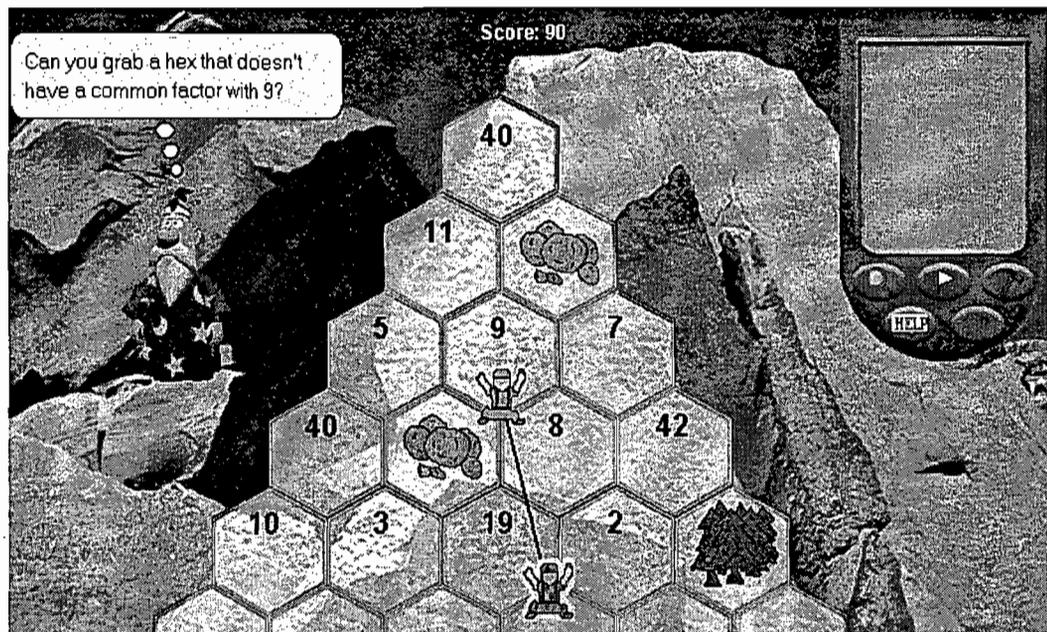


Figure 1. L'interface du jeu éducatif *prime climb*

Bien que ce premier groupe de STI ait l'avantage d'attirer l'attention de l'apprenant, cette approche ne peut pas être appliquée dans tous les domaines d'enseignement. De plus, les informations obtenues de l'apprenant, en utilisant cette approche, peuvent dans certaines cas ne pas refléter l'état cognitif réel de l'apprenant puisqu'il est possible d'apprendre à jouer à un jeu éducatif efficacement sans nécessairement raisonner sur le domaine des

connaissances (Conati, 2002). Pour ces raisons, d'autres STI suivent une approche d'enseignement moins ludique et plus académique où l'apprentissage est réalisé au cours de plusieurs sessions successives. Une session d'apprentissage est une utilisation d'un STI qui peut être composée de cours, exemples, exercices, conseils, etc.

Quelle que soit l'approche d'enseignement utilisée, les STI possèdent en général une architecture commune qui sera présentée dans la section suivante.

2.2.3 Architecture d'un STI

Même à ce jour il n'existe pas de consensus véritable sur l'architecture d'un STI, les concepteurs se sont basés en général, sur le fait qu'un STI doit avoir des connaissances sur le domaine à enseigner, sur la méthode pédagogique à utiliser, sur l'apprenant lui-même et sur le mode de communication utilisé pour l'enseignement. Ainsi, un STI est composé de quatre modules (Murray, 1999) : un expert du domaine contenant des informations sur le domaine à enseigner, un tuteur incluant le processus d'enseignement et les méthodes pédagogiques à utiliser, un modèle de l'apprenant décrivant son profil et une interface qui représente le mode de communication (voir figure 2). Nous détaillons chacun de ces modules dans ce qui suit.

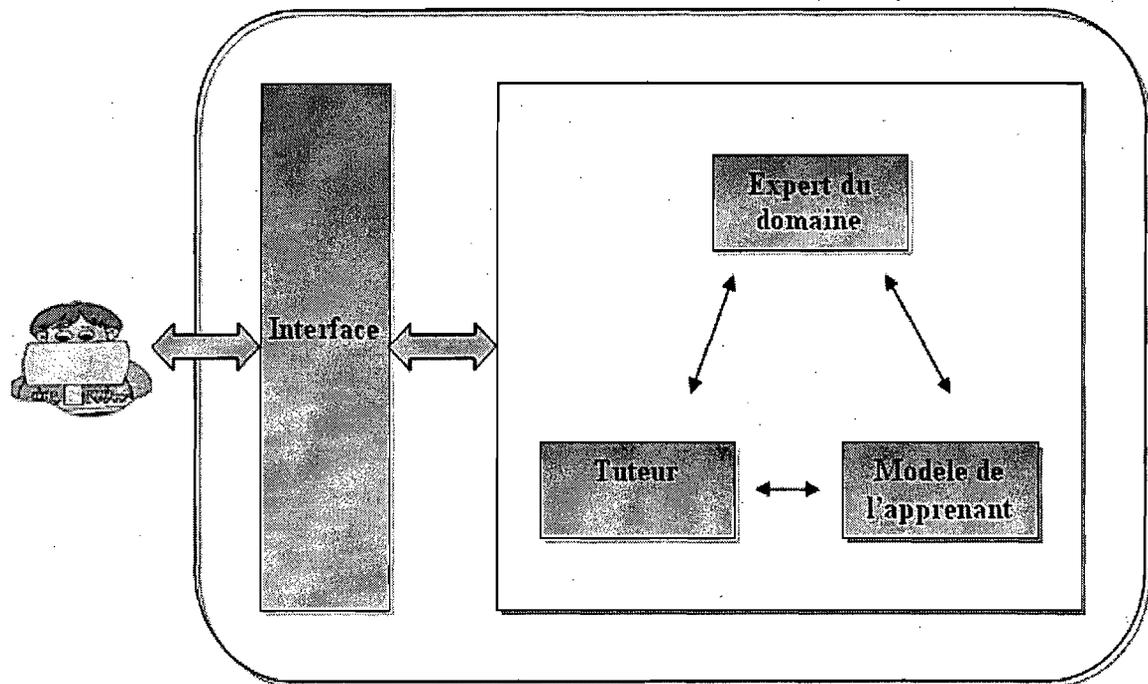


Figure 2. Architecture d'un STI

(a) Tuteur

Ce module, appelé aussi modèle pédagogique, contient des méthodes permettant de remédier aux erreurs, des techniques de sélection d'exemples et d'analogies et des stratégies pour répondre aux comportements erronés de l'apprenant. Il devrait aussi inclure des connaissances sur la manière et le moment d'intervenir. Ce module interagit avec l'apprenant en lui présentant les problèmes qu'il doit résoudre, en le guidant vers la solution, en lui montrant des exemples, en l'encourageant ou au contraire en le critiquant, en lui fournissant une aide sur demande, etc. Selon Murray (1991), les modules pédagogiques peuvent être classés comme opportunistes ou planificateurs, selon leur capacité à planifier des actions pédagogiques. Un tuteur opportuniste est un module qui détermine l'action pédagogique la plus appropriée immédiatement après le comportement

de l'apprenant, tandis qu'un tuteur planificateur est un module capable de créer des plans dynamiques d'interactions successives (Murray, 1991).

Le rôle du tuteur est de fournir un enseignement à l'apprenant en utilisant différentes stratégies pédagogiques. Il existe deux types de stratégies pédagogiques : celles dépendantes du domaine et celles plutôt indépendantes de celui-ci. En voici quelques exemples.

- **La stratégie du *tutorat classique* :**

Pour cette stratégie, l'interaction se fait, dans ce cas, entre un tuteur intelligent simulé et un apprenant humain afin de lui fournir un enseignement adaptatif.

- **La stratégie du *co-apprenant* :**

Elle consiste à remplacer le tuteur par un apprenant simulé qui a un niveau légèrement plus haut que l'apprenant humain (Chan, 1995).

- **La stratégie du *compagnon* :**

Dans ce cas l'interaction se fait entre trois acteurs : un tuteur simulé, un co-apprenant simulé et un apprenant humain (Chan, 1995).

- **La stratégie du *perturbateur* :**

Concernant cette stratégie, l'interaction se fait entre un co-apprenant et un apprenant humain sous la supervision du tuteur. Dans ce cas, le co-apprenant simulé vise à perturber l'apprenant humain, à mettre en cause ses connaissances et à l'amener à commettre des erreurs (Aïmeur and Frasson, 1996).

(b) Modèle de l'apprenant

Le modèle de l'apprenant représente le profil de l'apprenant, il peut contenir des informations de nature diverses comme ses connaissances sur la matière, son état émotionnel ou motivationnel, son style d'apprentissage, etc. (Self, 1990). La majorité des modèles existants se concentrent seulement sur le modèle cognitif (les connaissances de

l'apprenant sur le domaine). Cependant, reconnaître les connaissances de l'apprenant d'une manière précise reste un grand défi pour les STI vu qu'on ne peut pas voir ce qui se déroule à l'intérieur du cerveau. Les moyens qui sont généralement utilisés dans les STI pour estimer les connaissances de l'apprenant sont encore limités. Ils se contentent à déterminer les connaissances de l'apprenant soit à partir de ses interactions avec le système soit à partir des tests d'évaluation. Or, ces connaissances s'enrichissent à chaque étape de l'apprentissage. Le modèle de l'apprenant doit alors être dynamique pour refléter un apprenant humain.

Il existe différents modèles qui permettent de modéliser l'apprenant, les plus connus sont : le *modèle de recouvrement* et le *modèle des erreurs*. Dans le *modèle de recouvrement*, on suppose que les connaissances de l'apprenant font partie des connaissances de l'expert du domaine. Dans ce cas, le modèle est construit en comparant les connaissances de l'apprenant avec celles du tuteur. L'inconvénient de ce modèle est qu'il ne permet pas de déterminer la cause de l'erreur. Pour remédier à ce problème, le *modèle des erreurs "buggy model"* a été proposé par Brown et Burton (1978), il permet de montrer les connaissances de l'apprenant et de détecter les erreurs et les raisons pour lesquelles l'apprenant a commis ces erreurs (Brown and Burton, 1978).

(c) Expert du domaine

L'expert du domaine est appelé aussi le modèle du domaine ou curriculum, il représente la base de connaissances contenant le cours à enseigner. L'expert du domaine ne se limite pas à offrir à l'apprenant un contenu statique, il doit aussi répondre à toutes les questions posées à l'apprenant et résoudre des problèmes non prévus d'avance. Au début, l'expert du domaine a été représenté sous forme de réseaux sémantiques. Les nœuds du réseau représentent les connaissances alors que les arêtes représentent les relations qui existent entre ces connaissances. Une connaissance peut exprimer un fait, un concept, etc. Alors qu'une relation entre deux connaissances permet de définir une généralisation, ou une spécialisation, ou une composition, etc. Cette représentation est adaptée aux connaissances

déclaratives, mais elle est moins adaptée aux connaissances procédurales. C'est pour cela qu'une nouvelle représentation sous forme de règles a été introduite dans le système GUIDON. Ce dernier a été construit à partir d'un système expert appelé MYCIN dans le domaine médical (Clancey, 1983).

(d) Interface

L'interface est une composante fondamentale dans la conception d'un STI, vu qu'elle constitue le principal moyen de communication de l'information à l'apprenant. Elle doit normalement attirer l'attention de l'apprenant sur certains aspects de la matière et assurer un minimum d'interactivité. En effet, cette interactivité était basée essentiellement sur les dialogues entre apprenant et tuteur, ce qui nécessiterait l'utilisation de méthodes de traitement de la langue naturelle. Or, vu les difficultés inhérentes au traitement de la langue naturelle, la forme de l'interactivité a changé en manipulant directement des objets de l'interface par l'intermédiaire de la souris. L'interface ne se limite plus à présenter les connaissances de la matière à enseigner. Elle est devenue aussi un moyen qui permet à l'apprenant de représenter ses connaissances afin de résoudre un problème comme, par exemple dessiner une figure géométrique.

Comme nous l'avons déjà mentionné dans le chapitre précédent, l'objectif principal de cette thèse, dans un premier temps, est de proposer une méthode permettant à un STI de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant à un moment donné de l'apprentissage et dans un deuxième temps, est de choisir les bonnes actions du tuteur en fonction du modèle de l'apprenant y compris son état émotionnel. Ainsi, nous nous intéressons dans la section suivante à la modélisation de l'apprenant.

2.2.4 Modélisation dans les STI

La modélisation est définie dans le Grand Dictionnaire Terminologique (GDT) de l'office québécois de la langue française comme : "l'analyse et la représentation simplifiées d'un phénomène ou d'un système en vue d'étudier son déroulement ou son fonctionnement

par simulation". Un modèle est ainsi la représentation d'un phénomène ou d'un système et de son fonctionnement. Un modèle est une théorie qui devrait servir c.-à-d. orientée vers l'action. En fait, l'être humain modélise inconsciemment tout ce qui l'entoure dans sa vie de tous les jours qu'ils s'agissent d'objets, d'événements ou d'agents (personnes) et ceci dans le but de prendre une décision ou d'anticiper un comportement. Par analogie à l'être humain, la modélisation est alors exploitée dans plusieurs domaines, entre autres la psychologie, l'économie, l'informatique, etc. Par exemple dans les domaines de l'informatique, les analystes modélisent les besoins des utilisateurs afin de développer un logiciel pertinent et utile à ces derniers. Alors ils essayent de définir les concepts permettant de décrire les besoins et les relations fonctionnelles entre ces concepts en créant des diagrammes (diagrammes de classe, diagrammes de séquences, etc.). De même, dans l'apprentissage à distance, modéliser l'apprenant signifie définir les concepts qui le décrivent (*p. ex.*: ses connaissances, son état émotionnel, son état motivationnel, etc.) et les relations qui existent entre ces concepts.

La modélisation de l'apprenant est un processus qui consiste à générer et à maintenir un modèle ou un profil dynamique de l'apprenant et à utiliser ces données pour le diagnostic, le feedback, etc. Sans le modèle de l'apprenant, un STI réagirait exactement de la même manière avec tous les apprenants. Or ces derniers sont différents, ils n'ont pas les mêmes connaissances préalables, ni les mêmes intérêts ni les mêmes aptitudes d'apprentissage, etc. Comme, nous l'avons déjà mentionné précédemment, le modèle de l'apprenant est une composante importante des STI permettant d'offrir à l'apprenant une intervention individualisée centrée sur ses besoins et ceci dans le but de réaliser un apprentissage optimal. Ainsi, un STI devrait nécessairement être capable de connaître très bien l'apprenant pour qu'il soit en mesure d'entreprendre des actions pédagogiques personnalisées. Pour cela, il est nécessaire de déterminer ce qu'il faut modéliser pour l'apprenant, et quel formalisme de représentation à choisir pour la modélisation.

(a) Composantes du modèle de l'apprenant

Afin de déterminer le contenu du modèle de l'apprenant, les chercheurs se sont concentrés sur deux approches :

- Approche fonctionnelle :

Certains chercheurs, comme Self (1987) et VanLehn (1987), ont adopté une approche dite fonctionnelle pour déterminer les composantes du modèle de l'apprenant. Cette approche consiste à choisir l'information à incorporer dans le modèle de l'apprenant selon les fonctions qu'il devrait accomplir au sein d'un STI. VanLehn, par exemple, énumère quatre fonctions du modèle de l'apprenant. Ce dernier devrait servir pour : (1) améliorer les connaissances de l'apprenant, (2) intervenir quand l'apprenant fait des erreurs, (3) générer dynamiquement des problèmes et (4) individualiser les explications selon le niveau de connaissance de l'apprenant (VanLehn, 1987). Self cite six fonctions que le modèle de l'apprenant devrait accomplir (Self, 1987) :

○ Une fonction *corrective*

Le modèle de l'apprenant devrait servir à corriger les erreurs de ce dernier; soit directement en présentant la réponse juste à l'apprenant ou indirectement en lui donnant une partie de la réponse correcte, soit par la génération de contre exemples ou de rappels, etc.

○ Une fonction *élaboratrice*

Le modèle de l'apprenant devrait servir pour améliorer les connaissances de l'apprenant et pour choisir la prochaine connaissance à apprendre. Ainsi, il devrait identifier quand il faut introduire de nouvelles connaissances ou raffiner des connaissances existantes.

- Une fonction *stratégique*

Le modèle de l'apprenant devrait servir pour choisir la stratégie pédagogique à utiliser par le tuteur. Ainsi, il devrait fournir des informations générales sur l'apprenant comme le taux de réussite avec la stratégie pédagogique courante par exemple.

- Une fonction *diagnostique*

Le modèle de l'apprenant devrait décrire les ambiguïtés qu'il présente. Par exemple quand l'apprenant a des doutes sur certaines connaissances ou quand le modèle possède deux informations contradictoires sur l'apprenant, le modèle de l'apprenant devrait soulever ces ambiguïtés.

- Une fonction *prédictive*

Le modèle de l'apprenant devrait servir à prédire certains comportements de l'apprenant dans des situations particulières. Par exemple, le modèle de l'apprenant devrait prédire la performance de l'apprenant ou les effets de certaines actions pédagogiques sur son apprentissage pour choisir l'action la plus efficace, etc.

- Une fonction *évaluative*

Le modèle de l'apprenant devrait servir à évaluer l'apprenant et les stratégies pédagogiques du tuteur en comparant les résultats de chaque stratégie.

- **Approche extensionnelle :**

Cette approche vise à étendre le modèle de l'apprenant en ajoutant d'autres informations qui sont généralement indépendantes du domaine. Par exemple, selon Self quatre ensembles d'informations devraient composer le modèle de l'apprenant (Self, 1987) : \mathcal{P} , \mathcal{C} , \mathcal{T} et \mathcal{H} ; \mathcal{P} est l'ensemble des connaissances procédurales de l'apprenant sur le domaine, \mathcal{C} est l'ensemble des connaissances conceptuelles sur le domaine, \mathcal{T} est l'ensemble des attributs psycho-cognitifs (état émotionnel, style d'apprentissage, etc.) et \mathcal{H} représente l'historique des comportements de l'apprenant. D'autres chercheurs ajoutent que

le modèle de l'apprenant devrait contenir des informations décrivant les buts et les plans de l'apprenant (Kass, 1987) et en plus les stratégies métacognitives de ce dernier (Nicaud and Vivet, 1988). Pour conclure, le modèle de l'apprenant devrait contenir des informations de nature diverse dont celles sur les traits psychologiques. Ces derniers sont souvent négligés au profit des informations cognitives. Pour cette raison, la présente thèse focalisera sur les informations relatives aux traits psychologiques et plus précisément sur l'état émotionnel de l'apprenant.

(b) Formalismes de modélisation de l'apprenant

Plusieurs approches ou formalismes de représentation ont été utilisés dans les STI existants essayant de modéliser l'apprenant, la majorité de ces formalismes a été utilisé essentiellement pour modéliser les connaissances de l'apprenant, nous citons quelques uns dans ce qui suit :

- Modélisation fondée sur les réseaux sémantiques :

Cette représentation est fondée sur le principe que les informations de l'individu sont organisées dans le cerveau en termes de concepts inter-reliés. Ainsi, les connaissances de l'apprenant sont représentées dans une structure de graphe, où les nœuds représentent les concepts et les arêtes désignent les relations sémantiques entre ces concepts (voir exemple dans la figure 3). SCHOLAR (Carbonell, 1970) et TRILL (Cerri and Elsom-Cook, 1990) sont des exemples de STI qui utilisent le réseau sémantique pour représenter des connaissances. TRILL avait une stratégie socratique de questionnement fondée sur l'utilisation de la représentation des tâches et sous tâches nécessaires pour bien répondre à des questions sur LISP.

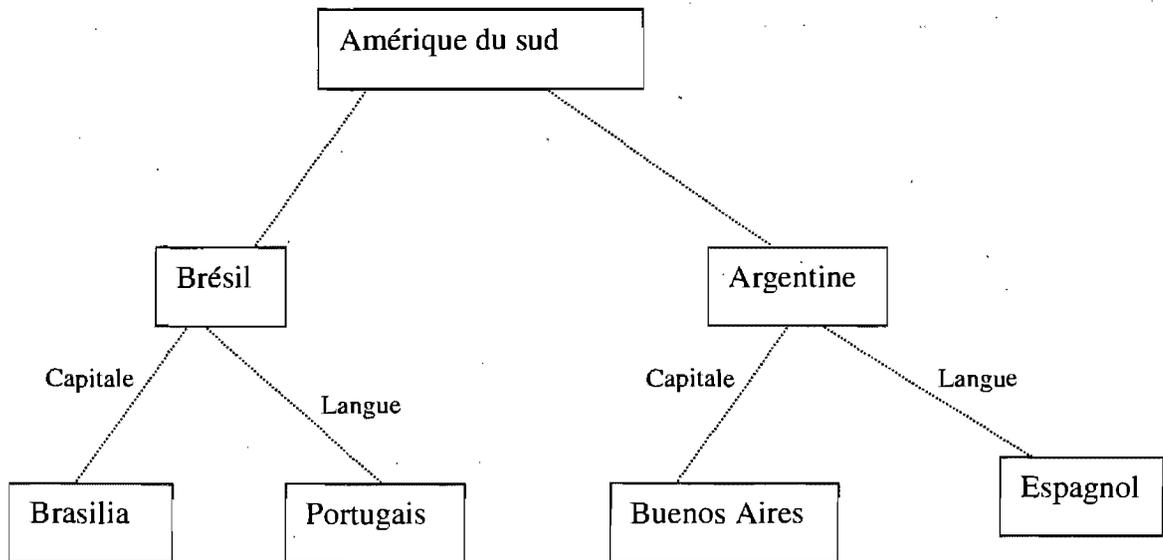


Figure 3. Réseau sémantique pour un sous-ensemble de connaissances du système SCHOLAR

Quoique les réseaux sémantiques aient une représentation graphique proche du langage naturel, leur inconvénient majeur est qu'ils sont moins adaptés aux connaissances procédurales. C'est pour ça que d'autres systèmes utilisent les règles de production pour représenter les connaissances procédurales.

- **Modélisation fondée sur les règles :**

Ce formalisme permet de représenter les connaissances par un ensemble de règles de production. Une règle de production s'écrit sous la forme :

Si <condition > alors <action>

Ainsi, une règle de production est composée de deux parties. La partie de gauche spécifie une condition et la partie de droite spécifie l'action à entreprendre quand la condition est satisfaite. Les règles de production sont plus adaptées aux connaissances procédurales (une connaissance ou procédure qui décrit comment faire quelque chose) plutôt qu'à celles déclaratives (une connaissance ou déclaration qui décrit quelque chose). Généralement, les systèmes experts utilisent les règles de production pour représenter les

connaissances puisqu'elles ont une structure simple et sont faciles à interpréter. C'est pour cela que la majorité des STI existants utilisent les règles de production comme approche de modélisation fondée sur les règles. GUIDON (Clancey, 1983) est un exemple de STI qui utilise des règles de production pour représenter des connaissances de type procédural. Il a été développé à partir du système expert MYCIN. Chaque règle de production, dans GUIDON, est associée à un poids ou un coefficient de certitude (voir exemple dans la figure 4).

La pertinence des règles de production pour modéliser l'apprenant dans les STI a été également démontrée par un très grand nombre d'applications utilisant l'architecture ACT-R (Anderson, 1993).

SI

l'infection qui nécessite des soins est une méningite

ET des organismes n'ont pas été vus dans les cultures

ET le patient n'a pas de blessure à la tête

ET l'âge du patient est entre 15 et 55 ans

ALORS

les organismes susceptibles de causer l'infection sont des pneumoniae-diplococcus (.75) et méningite-neisserria (.74)

Figure 4. Règles de production pour un sous-ensemble de connaissances du système GUIDON

- **Modélisation fondée sur l'apprentissage automatique :**

Ces dernières années, les approches de modélisation symbolique appliquée dans les problèmes traditionnels de l'IA, ont été remplacées par les modèles implicites construits à

partir d'un ensemble de données en utilisant des techniques d'apprentissage automatique. Dans la littérature, il existe plusieurs travaux de recherche qui ont utilisé ces techniques pour modéliser l'apprenant. Par exemple, Langley et Ohlsson (1984) ont eu recours à l'apprentissage automatique pour construire un modèle de l'apprenant, en temps différé, fondé sur un ensemble de règles de production. Contrairement aux règles de production citées antérieurement (prédéfinies à l'avance), ces règles sont apprises à partir des données réelles (Langley and Ohlsson, 1984).

Un des problèmes majeurs lors de la création du modèle de l'apprenant provient du fait que certaines réponses de l'apprenant peuvent ne pas être reliées directement à ses connaissances actuelles, mais plutôt à son état émotionnel ou motivationnel comme l'ennui, la fatigue, etc. Dans de telles situations d'incertitude, les modèles à base de règles ne sont pas très fiables. Dans ce cas, les modèles probabilistes sont plus efficaces car ils permettent de prendre en considération ces connaissances incertaines. Pour cela, plusieurs chercheurs dans le domaine des STI ont utilisé un réseau bayésien pour modéliser l'apprenant. Un réseau bayésien est représenté sous forme d'un graphe orienté acyclique où chaque nœud représente une variable aléatoire et les arêtes représentent les dépendances entre ces variables. Les paramètres d'un réseau bayésien sont les probabilités conditionnelles de chaque nœud, compte tenu de ses parents. Par exemple, Conati, Gertner et VanLehn ont développé un réseau bayésien pour déterminer le niveau de l'apprenant dans la physique newtonienne à partir de ses actions (voir figure 5). Ce système, appelé ANDES (Conati et al., 2002) vise à enseigner la mécanique newtonienne à des étudiants de niveau universitaire dans un cours de sciences physiques.

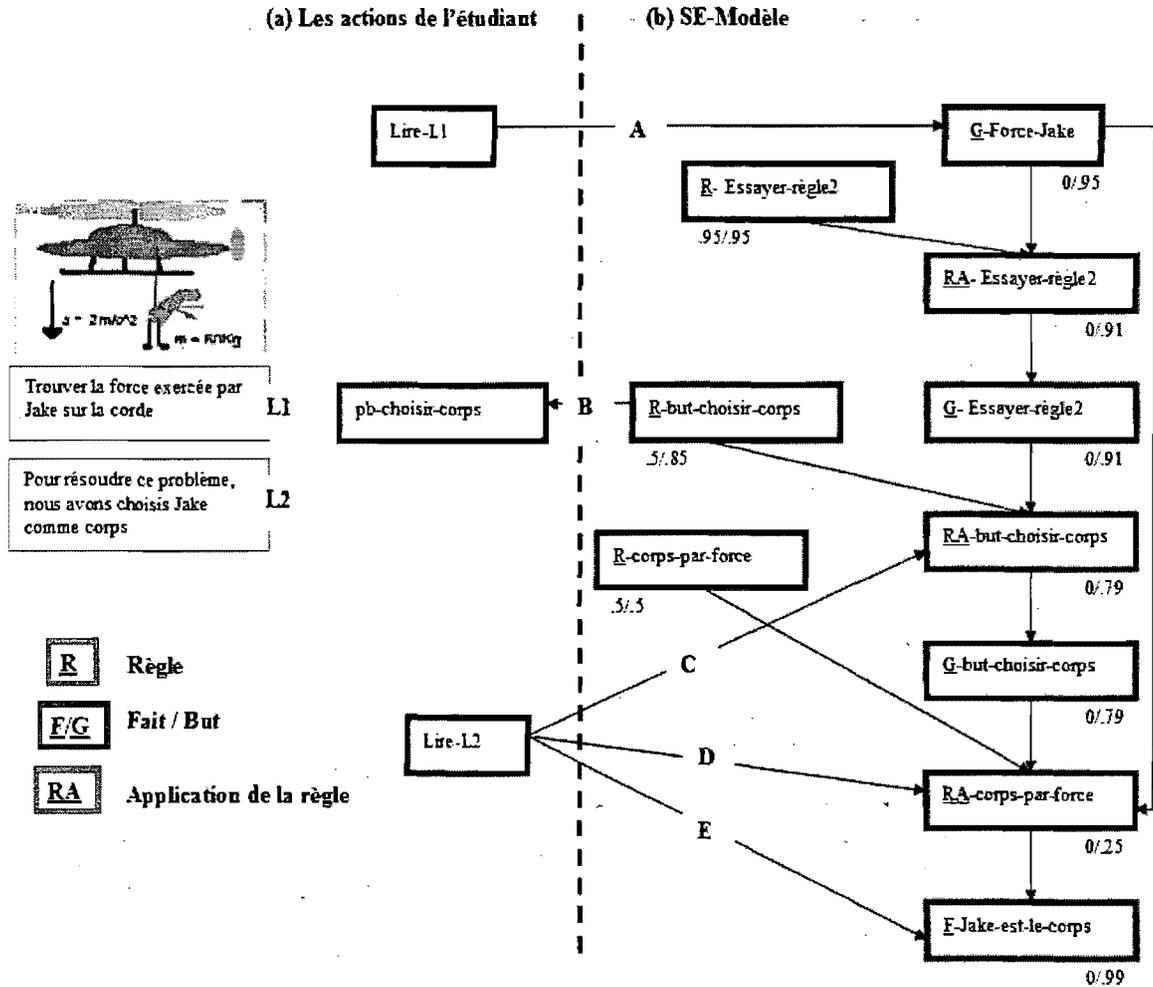


Figure 5. La partie (b) de la figure montre un segment du modèle de l'apprenant représenté sous forme de réseau bayésien dans le système ANDES. Les deux nombres sous chaque nœud du réseau indiquent les probabilités du nœud avant et après les actions de l'apprenant, représentées dans la partie (a) de la figure.

La figure ci-dessus montre un exemple du modèle de l'apprenant dans ANDES. Le nœud de l'application de la règle RA-corps-par-force, dans la partie (b) de la figure ci-dessus, représente l'explication que Jake est choisi comme corps (ou masse). Ceci est déterminé par l'application d'une règle de la physique qui dit que si nous voulons trouver la force d'un objet, cet objet doit être sélectionné comme une masse à laquelle il faut

appliquer la 2ème loi de Newton. Le nœud RA-but-choisir-corps représente l'explication que le choix de Jake comme masse remplit le premier élément de l'application de la 2ème loi de Newton, c'est-à-dire, sélectionner la masse sur laquelle il faut appliquer la loi.

Pour conclure, plusieurs techniques ont été proposées pour modéliser l'apprenant et préciser ses connaissances. Parmi ces techniques, nous avons cité les réseaux sémantiques, les règles de production et les techniques d'apprentissage automatique. Dans la dernière décennie le modèle de l'apprenant a été enrichi par un modèle psychologique représentant des informations sur l'état émotionnel et motivationnel de l'apprenant notamment dans les travaux de Self (1990). Dans le cadre de cette thèse, nous nous intéressons au modèle émotionnel de l'apprenant. Alors quelles sont les techniques utilisées dans la littérature pour modéliser l'état émotionnel de l'apprenant ?

Nous explorons, dans la section suivante, différents modèles émotionnels existants.

2.3 Modèles émotionnels

2.3.1 Théories des émotions

Bien qu'il n'y ait pas de consensus sur la définition du terme "émotion", les chercheurs en neuroscience et en psychologie sont d'accord sur le fait que les états émotionnels sont considérés comme des processus complexes, qui peuvent changer avec le temps et être affectés par plusieurs facteurs. Certaines théories de la psychologie tentent de trouver l'origine des émotions en étudiant la relation qui existe entre la cognition et l'émotion. Par exemple, dans la *théorie de l'évaluation cognitive*, la cognition est considérée comme un élément essentiel dans la génération d'émotion. Selon cette théorie, l'émotion surgit comme une conséquence à une évaluation cognitive des événements ou des objets en fonction des objectifs et des préoccupations de l'individu (voir figure 6).

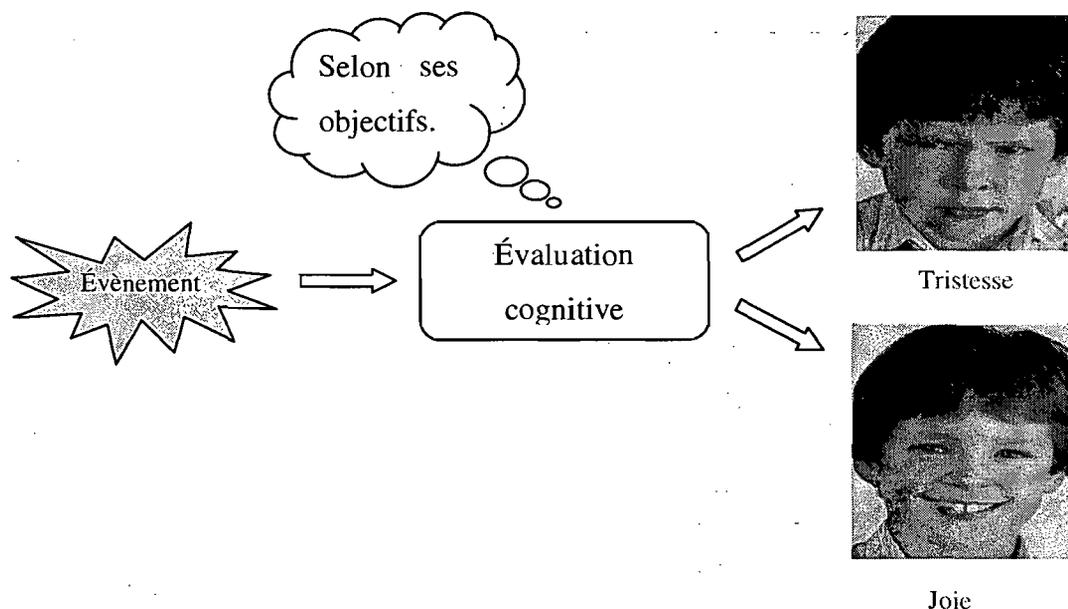


Figure 6. Génération d'émotions selon la *théorie de l'évaluation cognitive*

Par exemple, prenons le cas d'un étudiant qui vient de recevoir un courrier électronique indiquant qu'il avait réussi un cours. Une émotion aura lieu après cet événement, selon son évaluation cognitive. Si l'événement est important pour les buts de l'étudiant (p. ex.: avoir son diplôme), il va, peut être, exprimer de la joie.

Bien que la majorité des théories émotionnelles soient d'accord pour dire que l'évaluation cognitive est nécessaire pour la génération des émotions, néanmoins, il existe des théories divergentes. Certaines théories, comme la théorie de James-Lange, affirment que l'émotion pourrait être produite après quelques changements physiologiques. Cette théorie a été critiquée par plusieurs chercheurs récents qui pensent totalement le contraire et qui considèrent la cognition comme une condition indispensable pour le vécu d'une expérience émotionnelle (Critchley et al., 2005). Ainsi, dans nos travaux de recherche, nous allons nous concentrer sur la *théorie de l'évaluation cognitive*. Cette théorie est très répandue, spécialement chez des chercheurs en informatique, et a donné lieu à de nombreux *modèles de l'évaluation cognitive*. Nous citons les plus utilisés dans le domaine de l'informatique dans la section suivante.

2.3.2 Quelques exemples de modèles de l'évaluation cognitive

Les modèles de l'évaluation cognitive sont fondés sur le principe que *les émotions surgissent comme conséquence à une évaluation cognitive de l'environnement*. Par exemple, prenons le cas d'une personne qui a gagné un voyage gratuit en Tunisie pour l'été. Elle commence alors à évaluer l'événement. Cette évaluation va peut-être amener la personne à ressentir de la joie ou au contraire de la tristesse si la personne ne peut pas partir en voyage cet été. Ces modèles se caractérisent alors par un certain nombre de critères que l'être humain considère durant son évaluation cognitive de l'environnement.

D'après Edwards (1998), la plupart des auteurs des modèles de l'évaluation cognitive sont d'accord sur certains critères d'évaluation tels que : l'apparition d'un nouvel événement, le type de l'événement (imaginaire ou réel), les responsables de l'événement (soi-même ou d'autres personnes), la signification de l'événement par rapport aux buts de l'individu (important ou pas), les répercussions de l'événement sur les buts et les standards moraux de l'individu (positives ou négatives). Néanmoins, ces modèles diffèrent généralement selon le nombre de critères d'évaluation à prendre en considération, leur nature et leur relation avec les émotions (Edwards, 1998).

Par exemple, Roseman *et al.* (1990) ont créé un modèle dans lequel ils ont identifié cinq critères d'évaluation d'événements qui, selon leurs valeurs, caractérisent treize émotions distinctes. Le premier critère détermine si une situation est positive ou négative par rapport aux buts de l'individu. Le deuxième critère détermine si la situation est en accord ou pas avec l'état de motivation. Le troisième critère est lié à la certitude ou l'incertitude de l'événement. Le quatrième critère définit si une personne se perçoit, dans une situation donnée, comme forte ou faible. Le cinquième critère représente l'origine de l'événement, s'il est lié aux circonstances, ou plutôt lié à l'individu lui-même ou aux autres (Roseman *et al.*, 1990).

Lazarus (1991) a créé un modèle d'évaluation dans lequel il a unifié l'évaluation (*appraisal*) et l'adaptation (*coping*). En effet, il a distingué entre deux types d'évaluation :

(1) primaire, celle qui évalue la pertinence d'un évènement et sa congruence ou non aux buts; (2) secondaire celle qui évalue ce qui peut ou doit être fait pour répondre à cet évènement (Lazarus, 1991).

Un autre modèle, appelé le modèle *OCC* (*Ortony, Clore et Collins*), a été créé en 1988 par Ortony, Clore et Collins (1988). Dans ce modèle, les émotions sont considérées comme des réactions de valence (positive ou négative)⁵ aux perceptions de l'environnement (voir figure 7). Ce dernier se compose d'agents, d'évènements et d'objets. Ainsi, les émotions surgissent comme conséquence : (1) à la désirabilité ou non d'un événement (contentement/mécontentement); (2) à l'approbation ou à la désapprobation des actions des agents (approbation/ désapprobation); ou (3) à l'amour ou au rejet de quelques aspects d'un objet (amour/rejet). Les auteurs du modèle définissent trois critères d'évaluation : (1) les buts qui représentent le critère employé pour évaluer des événements; (2) les standards moraux qui représentent le critère employé pour évaluer les actions des agents; et (3) les préférences qui représentent le critère employé pour évaluer des aspects d'objet. Tous ces critères sont utilisés pour indiquer vingt-deux types d'émotions (Ortony et al., 1988). Le modèle OCC a servi, le plus souvent dans les travaux informatiques, comme base pour des modèles émotionnels informatisés. Il a été la source d'inspiration de nombreux travaux dans le domaine de l'informatique vu sa simplicité. Citons à cet effet les travaux de (Bates, 1994, El Nasr et al., 2000, Faivre et al., 2002, Chaffar et al., 2006, Chaffar and Frasson 2006).

⁵ Les émotions de valence positive sont généralement considérées comme agréables et appréciées (*p. ex.*: joie, fierté, etc.). Cependant, Les émotions de valence négative sont généralement considérées comme désagréables et évitées (*p. ex.*: tristesse, colère, etc.).

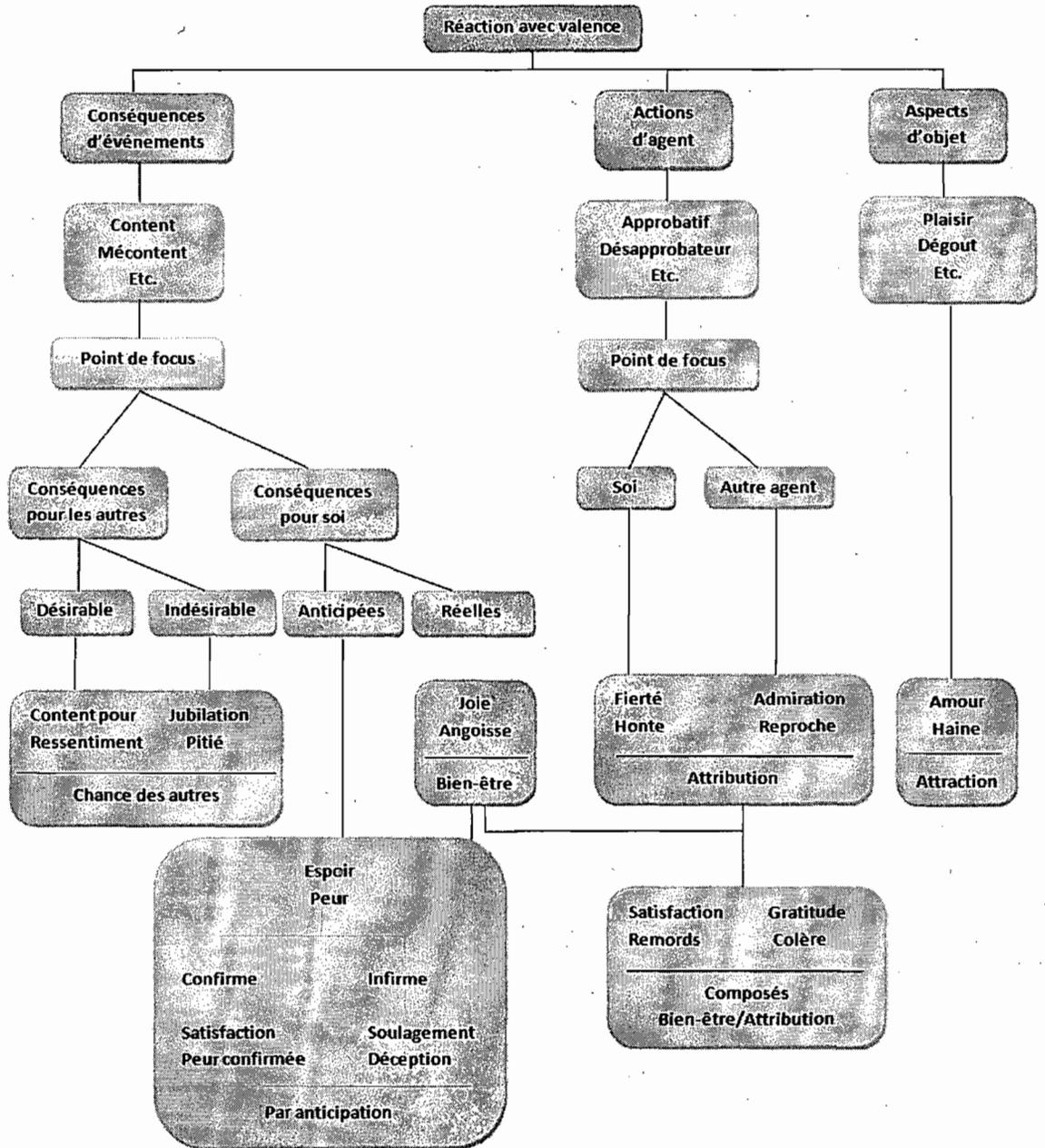


Figure 7. Le modèle OCC (Ortony et al., 1988)

Après avoir présenté quelques modèles de l'évaluation cognitive, nous examinerons dans la prochaine section certains travaux où ces modèles ont été utilisés ou adaptés, selon les applications, dans le domaine de l'informatique.

2.3.3 Quelques exemples de modèles computationnels des émotions

Nous avons déjà indiqué que l'émotion et la cognition sont largement inter-reliées. En effet, l'émotion est très importante pour les processus cognitifs, la prise de décision et les comportements sociaux. Pour ces raisons et dans le but de créer une machine intelligente qui exprime des émotions (Minsky, 1986), plusieurs modèles computationnels des émotions ont été réalisés. La majorité de ces modèles est fondée sur la théorie de l'évaluation cognitive. Ils peuvent être divisés en deux catégories : ceux destinés aux agents virtuels et ceux destinés à l'utilisateur. Bien qu'ils ne soient pas exclusifs, les modèles computationnels tendent à se concentrer exclusivement sur l'une de ces deux perspectives.

(a) Modèles computationnels des émotions destinés aux agents virtuels

Damasio a montré que l'être humain n'est pas capable de prendre même de simples décisions sans émotions (Damasio, 1994). Suite à cette étude, des chercheurs se sont intéressés aux modèles computationnels des émotions dans le domaine de l'IA et particulièrement dans la communauté de recherche sur les agents afin de créer des agents intelligents qui seront capables de prendre des bonnes décisions. Ainsi, une grande partie des recherches avaient pour objectif d'inclure les modèles computationnels des émotions dans les agents virtuels.

- Le modèle computationnel *FLAME*

El-Nasr et ses collègues (2000) ont proposé un modèle computationnel des émotions qui peut être intégré dans les agents intelligents (El Nasr et al., 2000). Ce modèle s'appelle *FLAME* (*Fuzzy Logic Adaptive Model of Emotions*), il est fondé sur différents modèles de l'évaluation cognitive existants, principalement le modèle *OCC* (*Ortony, Clore et Collins*) et le modèle de Roseman (Roseman et al., 1990). *FLAME* utilise la méthode de la logique floue pour représenter des émotions selon la *désirabilité* d'un événement perçu et de sa *probabilité* d'être réalisé, en se basant sur des équations définies par Price et ses collègues (Price et al., 1985) :

$$\text{Espoir} = (1.7 \times \text{espérance}^{0.5}) + \text{désirabilité.}$$

La *désirabilité* est calculée en fonction de l'importance du but relié à l'évènement et de l'impact de l'évènement sur le but en utilisant des règles floues sous la forme suivante :

Si (Impact (but, évènement) est A) et (Importance (but) est B)

Alors Désirabilité (évènement) est C

L'inconvénient majeur de tels modèles, même s'ils fournissent un cadre très général pour caractériser la désirabilité des actions et des événements, réside dans le fait qu'ils ne peuvent représenter qu'un nombre relativement restreint d'états émotionnels tout en assumant des buts fixes (Gratch and Marsella, 2004). Pour remédier à cet inconvénient, Gratch et Marsella (2004) ont proposé un modèle computationnel plus générique présenté dans la section suivante.

- Le modèle computationnel *EMA*

Ce modèle s'appelle *EMA (EMotion and Adaptation)*, il est fondé sur la théorie de Lazarus mentionnée précédemment. *EMA* permet, d'une part, de représenter la relation causale entre les événements (passés, présents et futurs) et les états du monde courant, et d'autre part, de représenter le caractère subjectif de l'évaluation et de l'adaptation (voir figure 8).

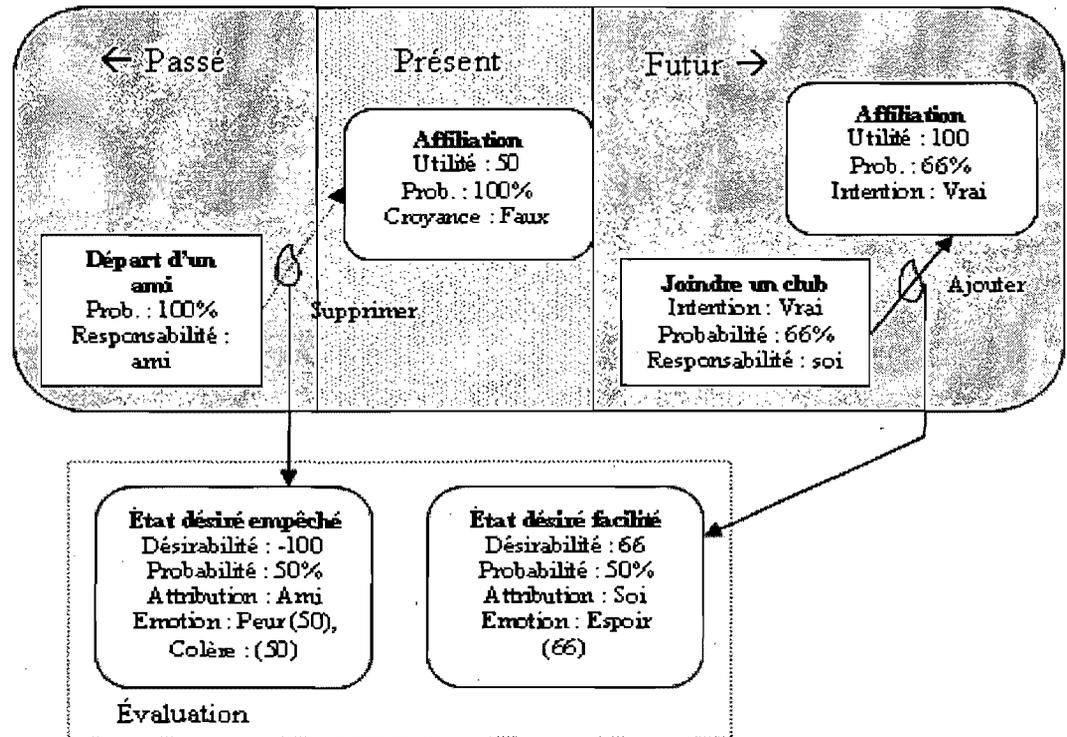


Figure 8. Exemple d'une interprétation causale, traduite de (Gratch and Marsella, 2004)

Comme indiqué dans la figure 8, l'interprétation causale est divisée en trois parties : le passé, le présent et le futur. Les rectangles représentent les actions, les formes ovales représentent des états du monde, et les flèches entre les deux, expriment les relations causales entre les actions et les états. Les états sont annotés par des informations concernant leur utilité pour l'agent, leur valeur de croyance courante, les intentions de l'agent par rapport à l'état et la probabilité (indiquant une mesure de croyance pour les états actuels et une mesure de l'espérance de la réalisation du but pour les états futurs). Les actions sont annotées par des informations concernant : l'agent responsable de l'action, la probabilité que l'action se produise et les intentions de l'agent envers l'action. La même figure illustre un scénario émotionnel où un agent a un but simple qui est d'entretenir une relation d'amitié et qui ne peut se réaliser à cause du départ récent d'un ami. Ce but pourrait être à nouveau réalisé si l'agent s'inscrit à un club par exemple. L'émotion est déclenchée suite à l'évaluation (qui est représentée par un rectangle pointillé sur la figure) de chaque situation

permettant de faciliter ou d'empêcher un état du monde, à l'aide de différents critères : la désirabilité de l'évènement et sa probabilité, l'agent responsable de l'évènement et le degré d'adaptation de l'agent à la situation. Les deux auteurs ont alors défini un ensemble de règles de base telles que :

Si (Désirabilité (événement) >0) et (Probabilité (événement) <1.0)

Alors Espoir = Désirabilité (événement)* Probabilité (événement)

EMA est la première tentative de modélisation d'adaptation émotionnelle (la réinterprétation de l'évènement, l'acceptation, etc.) par des agents. Ce modèle est essentiellement axé sur les buts. Il ne prend pas toutefois en considération les standards moraux ou les préférences comme dans le modèle *OCC*.

Les modèles *FLAME* et *EMA* sont destinés principalement à représenter des émotions destinées aux agents virtuels. Or, ces modèles sont trop génériques pour modéliser les réactions émotionnelles de l'apprenant. Pour cela, nous présentons dans la section suivante les modèles computationnels d'émotions destinés spécifiquement à représenter les émotions de l'utilisateur.

(b) Modèles computationnels des émotions des utilisateurs

Bien que l'intérêt pour la modélisation des émotions de l'utilisateur soit plutôt récent, un nombre important de chercheurs ont tenté de trouver un moyen pour communiquer aux agents l'état émotionnel de l'utilisateur afin de produire une réaction adéquate (Healy and Picard, 2000, Ball and Breese, 1999). Ces travaux se sont concentrés soit sur une émotion spécifique (comme le stress), soit sur l'intensité (est-ce que l'évènement a pu déclencher une émotion forte ou faible ?) et la valence (est-ce que l'évènement a des impacts positifs ou négatifs sur l'utilisateur ?) des émotions. Par ailleurs, ces modèles n'ont jamais été comparés à des utilisateurs réels (Conati and MacLaren, 2004). Pour ces raisons, Conati et MacLaren (2004) ont développé un modèle probabiliste prenant en considération des émotions spécifiques. Ce modèle se fonde sur des réseaux de

décision dynamiques qui intègrent des informations sur les causes des réactions émotionnelles des étudiants et leurs effets sur l'expression corporelle. De plus, il découle du modèle *OCC* et a été conçu pour évaluer les émotions des étudiants durant leur interaction avec un jeu éducatif (voir figure 9).

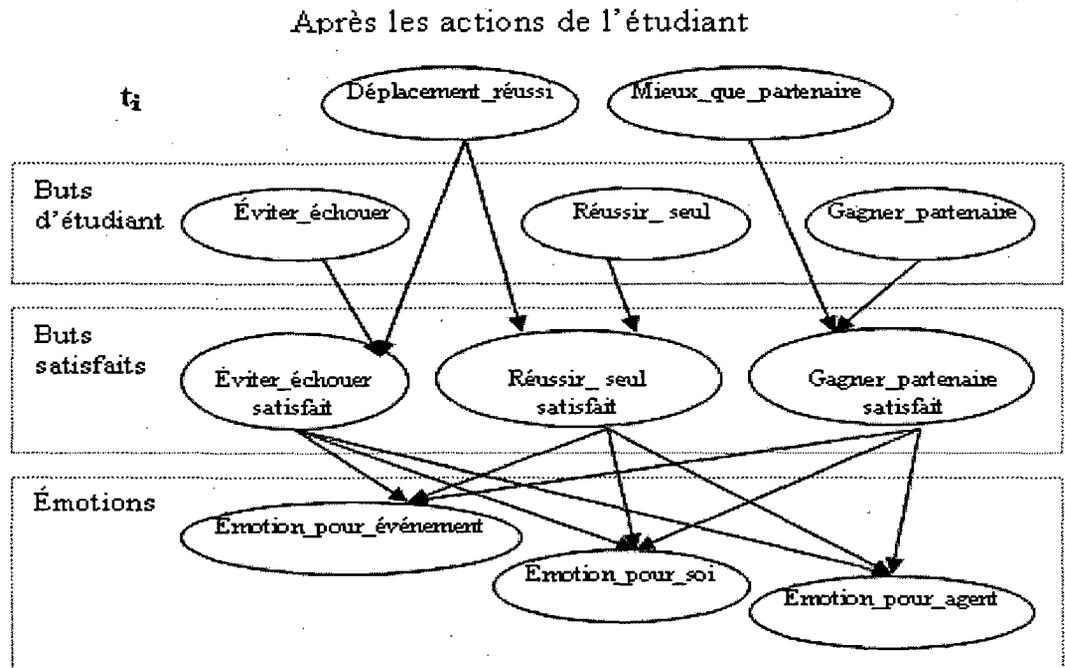


Figure 9. Sous-réseau d'évaluation des buts, traduit de (Conati and MacLaren, 2004)

Comme indiqué sur la figure ci-dessus, le modèle représente des émotions vis-à-vis d'un événement (joie, tristesse), ou vis-à-vis de soi-même (fierté, honte) ou d'un agent (admiration, reproche). Ce modèle représente alors seulement 6 des 22 émotions définies dans le modèle *OCC*. De plus, ce modèle ne prend en compte que trois facteurs ou causes reliés à la génération des émotions (les buts, la situation et la personnalité). La personnalité, en particulier, est un facteur essentiel du modèle émotionnel de l'utilisateur. Elle a été utilisée dans plusieurs applications informatiques (*p. ex.* : les systèmes de recommandation) puisqu'elle a un effet important sur la décision (Nunes et al., 2008).

Dans un contexte d'apprentissage à distance, il existe plusieurs autres facteurs à considérer (tels la personnalité de l'apprenant, son sexe, son émotion courante, sa motivation, etc.) puisque chaque individu réagit émotionnellement de façon différente suite à un évènement émotionnel (Hess, 2001). Pour cela, dans un contexte d'apprentissage à distance, nous proposons de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant en fonction de l'évènement émotionnel et du modèle de l'apprenant.

Pour développer des modèles computationnels des émotions destinées aux utilisateurs, les chercheurs informaticiens utilisent différentes techniques de reconnaissance des émotions. Dans la section suivante, nous explorons différentes techniques existantes dans le domaine de l'informatique utilisées pour identifier les émotions d'un individu.

2.3.4 Techniques pour la reconnaissance d'émotions

Pour la reconnaissance automatique d'émotions, il existe quatre méthodes qui sont les plus utilisées :

(a) La technique d'auto-rapport (*self-report*) :

Cette technique consiste à interroger des sujets sur leurs états émotionnels. Elle peut inclure des *listes d'adjectifs* ou des *questionnaires* fondés sur l'échelle de Likert (Likert, 1932). Une *liste d'adjectifs* comprend une série d'adjectifs, tels que joyeux et triste, décrivant l'émotion actuelle de l'individu. Le problème avec cette technique consiste à choisir des mots décrivant la situation actuelle, tandis que, les *questionnaires* fondés sur l'échelle de Likert se composent d'un ensemble de questions liées à des états émotionnels. Par exemple, pour mesurer l'anxiété, les participants sont priés d'indiquer leurs sentiments sur une échelle de 4-point de Likert définie par (1) Certainement n'est pas sentie, jusqu'à, (4) Certainement sentie.

(b) Les expressions faciales :

Plusieurs chercheurs en psychologie et en informatique ont utilisé les expressions faciales pour détecter l'émotion de l'individu. Paul Ekman est parmi les premiers chercheurs qui ont exploré ce domaine. Il a créé avec son collègue Friesen le système FACS (*Facial Action Coding System*) qui permet de mesurer les mouvements des muscles faciaux (Ekman and Friesen, 1978). Ce travail a constitué une base pour les travaux suivants dans le domaine. En particulier, dans le domaine de l'informatique, les chercheurs ont utilisé différentes approches pour la détection automatique des expressions faciales. Ce mécanisme consiste en l'extraction et la classification des caractéristiques faciales. L'extraction peut être appliquée sur le visage en entier (considéré comme un ensemble), ou sur les parties les plus expressives du visage, qui changent selon les expressions faciales. Selon Parke et Waters, la génération de l'émotion se fait à travers des muscles spécifiques. Pour la joie par exemple les sourcils sont détendus, la bouche est large avec les coins tirés vers le haut (vers les oreilles). Pour la tristesse, les parties intérieures des sourcils sont empilées vers le haut au-dessus de la paupière supérieure et la bouche est détendue. Pour la colère les sourcils sont rassemblés en bas, la bouche est fermée avec la lèvre supérieure légèrement comprimée. En ce qui concerne le dégoût, la partie intérieure des sourcils est légèrement abaissée et la bouche est fermée avec la lèvre supérieure élevée. Pour la peur, les sourcils sont élevés, rassemblés et pliés vers le haut, la bouche peut être légèrement ouverte et relâchée. Enfin pour la surprise, les sourcils sont élevés en haut, les paupières supérieures sont ouvertes et la bouche est ouverte et relâchée (Parke and Waters, 1996).

(c) Les expressions prosodiques du discours :

Les travaux de détection des émotions à partir de la voix sont moins importants en nombre que les travaux réalisés dans le domaine des expressions faciales. Récemment, les chercheurs se sont concentrés sur les indices prosodique et acoustique du mot. Il s'agit alors de déterminer des informations relatives à la prononciation d'un message, comme : l'intonation, la durée, l'articulation, etc. La plupart s'accordent toutefois sur le fait que

l'émotion, en faisant varier le tonus musculaire entre autres, influence le fonctionnement des systèmes respiratoire, phonatoire et articuloire qui, en réaction, modifient certaines dimensions acoustiques de la voix. Petrushin, par exemple, a développé un système de reconnaissance d'émotions par la voix en temps réel, en utilisant les réseaux de neurones, pour des applications de centres d'appels. Son système permet de classer deux émotions (agité et calme) avec un taux de précision de 77% (Petrushin, 1999).

(d) Les changements physiologiques :

Cette technique consiste à utiliser des enregistrements des signaux physiologiques, par exemple, la fréquence cardiaque, la conductance de la peau, la tension musculaire, etc. Picard et al (2000) ont cherché à identifier huit émotions (neutre, irrité, détestant, peine, amour platonique, amour romantique, joie et révérence) à partir d'un ensemble de signaux physiologiques sentis. Ils ont employé cinq signaux physiologiques pour identifier des émotions : électromyogramme de la mâchoire (codant la tension musculaire de la mâchoire), de la pression, de volume de sang, de la conductivité de peau, de la respiration et de la fréquence cardiaque (Healy and Picard, 2000).

Cette technique a l'avantage de détecter les changements physiologiques dus à des réactions émotionnelles de façon plus naturelle (moins contrôlés par les utilisateurs) que les autres techniques citées précédemment. Le problème avec cette technique est qu'il est très difficile d'établir des liens entre des changements physiologiques et des émotions spécifiques. En effet, des chercheurs ont montré que certaines émotions différentes ont les mêmes changements physiologiques (Izard, 1977). Par contre, cette technique est très efficace quand on veut détecter le degré d'excitation ou la valence (positive ou négative) d'une émotion étant donné que ces deux derniers ont des fortes corrélations avec les signaux physiologiques (Lang et al., 1993). Une émotion de valence positive est une émotion agréable et appréciée (*p. ex.*: joie, fierté, etc.). Cependant, une émotion de valence négative est une émotion désagréable et évitée (*p. ex.*: tristesse, colère, etc.).

En dépit des diverses approches proposées pour mesurer l'émotion d'un individu, cette tâche reste toujours complexe dans un cas réel puisque les êtres humains peuvent ressentir la même chose et l'exprimer de différentes manières. Pour cela, l'utilisation d'un seul médium pour la reconnaissance automatique des émotions ne donne pas de bons résultats en général. Certains chercheurs ont proposé de combiner différents média afin d'améliorer la reconnaissance automatique des émotions. Par exemple, Bianchi et Lisetti (2002) ont développé un modèle (voir figure 10) permettant de déterminer l'émotion de l'utilisateur par l'intermédiaire de trois sous-ensembles multimodal : visuel, kinesthésique et auditif (Bianchi and Lisetti, 2002).

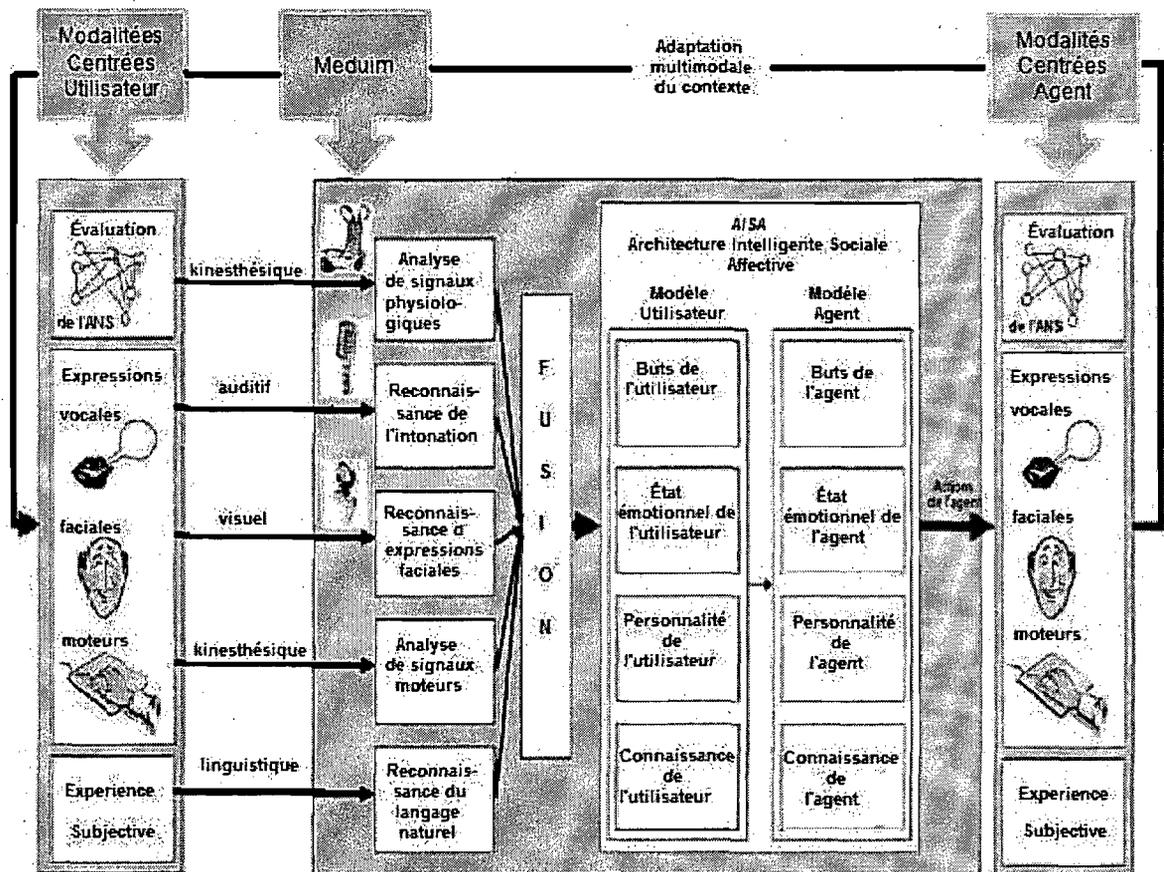


Figure 10. Modèle multimodal pour la reconnaissance automatique des émotions

La figure ci-dessus montre un modèle permettant d'observer l'état émotionnel de l'utilisateur par le biais de multiples modalités (visuels, kinesthésiques, auditives). L'objectif principal visé par ce modèle est de permettre à une interface usager machine d'adapter son interaction avec l'utilisateur en exploitant de multiples modalités. Cependant, utiliser un tel modèle multimodal dans un STI pose encore des problèmes en particulier à cause de la lourdeur des équipements employés pour capter différents signaux émotionnels. En effet, l'utilisation de capteurs physiologiques par exemple peut générer de l'inconfort pour les apprenants, de même l'utilisation d'une caméra qui surveille l'apprenant tout le temps peut le stresser. De plus, on observe des problèmes liés à la difficulté d'utilisation de ces équipements et à leur coût.

Nous proposons de contourner ces problèmes en laissant de côté la détection et l'interprétation des signaux, pour plutôt fonder la prédiction des émotions sur les réactions passées d'un groupe d'apprenants. Notre approche est fondée sur l'utilisation des techniques d'apprentissage machine pour prédire l'émotion de l'apprenant selon certaines données à caractère personnel (personnalité, état émotionnel courant, sexe et motivation) et l'événement qui a eu lieu puisque l'émotion se produit suite à une évaluation individuelle de l'évènement (Ortony et al., 1988, Roseman et al., 1990, Lazarus, 1991). En effet, différents chercheurs ont montré que la réaction émotionnelle à un stimulus diffère d'une personne à l'autre selon : la personnalité (Larsen and Ketelaar, 1991, Costa and McCrae, 1992, Watson and Clark, 1992), l'état émotionnel courant (Hess, 2001), le sexe (Bradley et al., 2001, Fujita et al., 1991, Lucas and Gohm, 2000) et la motivation (Garcia-Prieto et al., 2005).

2.4 Actions pédagogiques du tuteur

Selon l'architecture standard d'un STI, présentée plus haut, l'apprenant et le tuteur interagissent ensemble. L'apprenant interagit avec le tuteur généralement pour deux raisons: soit pour lui fournir des réponses ou pour lui demander de l'aide. En outre, le tuteur interagit avec l'apprenant pour d'autres raisons, par exemple pour lui fournir de l'aide, ou

pour l'encourager, ou pour lui poser des questions, ou pour lui fournir les bonnes réponses, etc. La tâche principale du tuteur est alors de décider quelle action entreprendre à chaque instant de la session d'apprentissage visant ainsi à s'adapter à l'état courant de l'apprenant.

Ainsi, les chercheurs ont utilisé différentes stratégies permettant au tuteur de choisir les bonnes actions à entreprendre à un instant donné.

2.4.1 Stratégies fondées sur le filtrage collaboratif

Différentes approches ont été adoptées pour choisir l'action du tuteur, par exemple le filtrage collaboratif permet de choisir l'action préférable par d'autres utilisateurs dans des situations similaires. Les méthodes de filtrage collaboratif sont très répandues dans les systèmes de recommandation. L'objectif de ces systèmes est de recommander de nouveaux produits à un utilisateur en se basant sur les préférences d'utilisateurs *similaires*. Des utilisateurs sont dits *similaires* s'ils ont des profils qui se ressemblent.

Dans le domaine du e-learning, Chen et ses collègues (2005) par exemple, ont introduit un système qui recommande du matériel éducatif selon le niveau de connaissance de l'apprenant (Chen et al., 2005). Cependant, il existe peu de travaux qui ont utilisé le filtrage collaboratif pour choisir les actions du tuteur puisque ça dépend essentiellement des préférences des apprenants similaires. Or les préférences des apprenants ne sont pas toujours les bonnes actions à entreprendre pour un apprentissage efficace. Par exemple, les apprenants ennuyés préfèrent une action qui leur permette de jouer, alors que cette action n'est pas favorable à l'apprentissage. Une bonne action serait celle qui a pu motiver des apprenants de profil similaire et qui leur a permis d'avoir des bons résultats.

Le tuteur est toutefois incertain, d'une part, de l'état de l'apprenant et, d'autre part, des effets de ses actions sur ce dernier. Afin de prendre en compte l'incertitude dans les STI, plusieurs chercheurs se sont servis des réseaux bayésiens pour choisir les actions du tuteur. Ainsi, on observe le recours à trois approches différentes : des stratégies alternatives, des stratégies diagnostiques, et des stratégies fondées sur la théorie de décision.

2.4.2 Stratégies alternatives

Les stratégies alternatives utilisent généralement les probabilités à postériori comme entrées à certaines règles de décision heuristique. Par exemple, ANDES, un tuteur intelligent qui enseigne aux étudiants comment résoudre des problèmes de physique, choisit les conseils à fournir à l'apprenant selon le parcours que ce dernier a suivi pour résoudre le problème courant (Conati et al., 2002). Toutefois ANDES n'est pas certain du parcours suivi, il utilise alors une heuristique en assumant que le parcours le plus probable est le parcours suivi par l'apprenant pour trouver la solution. Or ce genre de stratégie peut poser un problème d'optimalité local: l'action choisie peut être satisfaisante mais non pas optimale (Mayo and Mitrovic, 2001).

2.4.3 Stratégies diagnostiques

Quant aux stratégies diagnostiques, ils visent à sélectionner des actions dont les résultats sont susceptibles de maximiser les précisions à postériori de certains nœuds du réseau. Par exemple, Millán et ses collègues (2000) ont adopté cette stratégie pour sélectionner les questions d'une façon à maximiser la certitude du système que l'apprenant maîtrise bien les concepts du domaine (Millán et al., 2000). Cependant cette stratégie est très peu appliquée en dehors des tests de diagnostic puisqu'elle permet de choisir les actions en fonction des réponses de l'apprenant (Mayo and Mitrovic, 2001).

2.4.4 Stratégies fondées sur la théorie de décision

Plusieurs chercheurs dans le domaine des STI ont utilisé des stratégies fondées sur la théorie de décision pour permettre au tuteur de choisir ses actions de manière rationnelle. Par exemple, *CAPIT* est un STI pour l'enseignement des règles de grammaire de la langue anglaise, il utilise une approche fondée sur la théorie de décision pour choisir un problème ou un message d'erreur à présenter à l'apprenant (Mayo and Mitrovic, 2001). Le choix de

l'action du tuteur dans le système CAPIT dépend essentiellement de l'état cognitif de l'apprenant et ne tient pas compte de son état émotionnel.

Dès lors, Murray et ses collègues (2004) ont proposé une approche fondée sur la théorie de décision pour choisir les actions du tuteur tout en aidant l'apprenant à trouver une solution dans une tâche de résolution de problème par exemple. Cette approche, appelée *DT Tutor* utilise un réseau dynamique de décision permettant (a) de décider ou d'appliquer une action du tuteur, (b) d'observer l'action de l'apprenant, et (c) de mettre à jour le modèle de l'apprenant en considérant les deux actions (Murray et al., 2004). Pour sélectionner l'action du tuteur, Murray et ses collègues (2004) prennent en considération à la fois l'état cognitif et l'état émotionnel de l'apprenant, bien que l'état émotionnel, tel qu'il est défini par les auteurs, modélise seulement le sentiment d'indépendance de l'apprenant.

Pour cela, Conati et Maclaren (2004) ont mis l'accent sur l'état émotionnel de l'apprenant dans leur système *Prime Climb*. Ce dernier est un STI conçu pour aider les élèves à apprendre la factorisation des nombres et son objectif est de choisir les actions du tuteur de manière rationnelle. Les concepteurs de *Prime Climb* ont adopté une approche, semblable à *DT Tutor*, fondée sur un réseau dynamique de décision pour choisir l'action du tuteur tout en considérant le niveau de connaissance et l'état affectif de l'apprenant (Conati, 2002). Malgré que Conati et ses collègues aient présenté un modèle émotionnel détaillé, les actions du tuteur restent encore très limitées (seulement trois actions reliés au jeu éducatif) et non validées. De plus, les auteurs n'ont pas spécifié comment le tuteur va réagir quand l'apprenant est dans un état émotionnel négatif. Pour cette raison, Nous nous intéressons dans cette thèse aux actions pédagogiques visant à induire une émotion positive chez l'apprenant et à promouvoir l'apprentissage par la suite.

Des chercheurs ont développé une variété de techniques expérimentales pour induire un état émotionnel, visant à trouver un rapport entre les émotions et les tâches cognitives. La procédure de Velten est une technique d'induction d'émotions qui consiste à assigner aux participants un ensemble gradué d'instructions autoréférentielles à lire, par

exemple : « Je me sens très bien aujourd'hui » (Velten, 1968). Une variété d'autres techniques existent comprenant l'imagination guidée (Ahsen, 1989) qui consiste à demander à des participants de s'imaginer dans une série de situations décrites, par exemple: « tu es réuni avec un ami dans un restaurant et la conversation devient très drôle et tu ne peux plus arrêter de rire ». Quelques autres techniques sont basées sur l'exposition des participants à des films, de la musique ou des odeurs. Gross et Levenson (1995) ont constaté que 16 séquences de films pouvaient induire vraiment une des émotions suivantes (amusement, colère, contentement, dégoût, crainte, neutralité, tristesse, et surprise) des 78 films montrés à 494 sujets (Gross and Levenson, 1995).

D'autres chercheurs ont développé des techniques hybrides qui combinent deux procédures ou plus; Mayer et al. (1995) ont utilisé la procédure d'imagination guidée combinée avec la procédure de musique pour induire quatre types d'émotions : joie, colère, crainte, tristesse. Ils ont utilisé l'imagination guidée pour occuper l'attention dans le premier plan et la musique pour souligner le fond (Mayer et al., 1995). Cependant, peu de travaux en informatique ont essayé d'induire des émotions.

Par exemple, au laboratoire de médias du MIT, Picard et al. (2001) utilisaient des images pour induire un ensemble d'émotions qui incluent le bonheur, la tristesse, la colère, la crainte, le dégoût, la surprise, la neutralité, l'amour platonique et l'amour romantique (Picard et al., 2001). En plus, au laboratoire de « affective social computing », Nasoz et ses collègues ont utilisé les résultats trouvés par Gross et Levenson (1995) pour induire la tristesse, la colère, la surprise, la crainte, la frustration, et l'amusement (Nasoz et al., 2003). Quoique ces techniques aient montré leur efficacité dans les environnements informatisés, elles ne peuvent pas être utilisées dans les STI puisqu'elles permettent d'interrompre la session d'apprentissage. Ainsi, nous avons utilisé, dans la présente thèse, des techniques plus reliées au contexte d'apprentissage basées essentiellement sur les actions d'un tuteur virtuel.

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté, dans la section 2.2, un état de l'art sur les STI existants. Après une définition et un bref historique des STI, nous avons énuméré les approches d'enseignement utilisées dans ces systèmes. Ensuite, nous avons décrit l'architecture d'un STI ainsi que ses composantes. Nous avons terminé en mettant l'accent sur la modélisation de l'apprenant, en expliquant les différentes approches utilisées pour choisir le contenu de l'apprenant et en montrant les formalismes utilisés pour la modélisation de l'apprenant.

Dans la troisième section de ce chapitre (section 2.3), nous avons fourni un état de l'art des modèles de l'évaluation cognitive. Le modèle *OCC* a été décrit plus en détail, puisqu'il est le plus utilisé en informatique et sert essentiellement pour cette recherche. Ensuite, nous avons décrit les modèles computationnels des émotions. Il existe deux catégories de modèles computationnels : ceux destinés à représenter les émotions des agents virtuels et ceux destinés à représenter les émotions des utilisateurs. Nous nous situons dans cette deuxième catégorie puisque nous désirons prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant. Ainsi, dans la même section, nous avons passé en revue quelques techniques utilisées pour la reconnaissance d'émotions. Chacune de ces techniques possède des avantages et des inconvénients. Par exemple, les capteurs physiologiques ont l'avantage d'être moins consciemment contrôlables par les êtres humains. Cependant, l'utilisation de capteurs physiologiques pour la reconnaissance d'émotions peut poser des problèmes en particulier à cause de : (1) la lourdeur des équipements employés pour capter différents signaux émotionnels, (2) l'inconfort pour les apprenants et (3) la difficulté et des coûts d'utilisation de ces équipements. Ainsi, notre approche pour la prédiction de la réaction émotionnelle est fondée sur les causes déclencheuses de l'émotion. En effet, une réaction émotionnelle se produit suite à une évaluation individuelle de l'évènement (Ortony et al., 1988, Roseman et al., 1990, Lazarus, 1991). Cette évaluation diffère d'une personne à l'autre selon : la personnalité (Larsen and

Ketelaar, 1991, Costa and McCrae, 1992, Watson and Clark, 1992), l'état émotionnel courant (Hess, 2001), le sexe (Bradley et al., 2001, Fujita et al., 1991, Lucas and Gohm, 2000) et la motivation (Garcia-Prieto et al., 2005).

La section 2.4 de ce chapitre porte sur les approches utilisées pour choisir les actions du tuteur dans les STI adaptatifs. La théorie de décision est la plus utilisée dans les STI existants puisqu'elle permet de prendre en considération plusieurs objectifs en même temps et permet également de prendre en compte l'incertitude.

Dans le chapitre suivant, nous présentons l'architecture et les approches utilisées pour atteindre les deux objectifs de recherche à savoir : prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant et étudier l'effet de certaines actions pédagogiques sur l'état émotionnel de l'apprenant.

Chapitre 3. Architecture et Approches

3.1 Introduction

Nous rappelons que dans la présente thèse, nous cherchons à atteindre deux objectifs : (1) proposer une méthode permettant à un STI de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant à un moment donné de l'apprentissage et (2) étudier l'effet de certaines actions pédagogiques d'un tuteur virtuel sur l'état émotionnel de l'apprenant.

Ce chapitre met l'accent sur l'approche générale que nous avons empruntée pour mener à bien notre recherche, il s'agit d'une approche empirique. Partant d'un ensemble existant d'attributs (événement, personnalité, sexe, émotion courante, motivation), nous essayons d'élaborer, par améliorations successives et en utilisant des techniques d'apprentissage automatique supervisé, un modèle performant visant à prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant. Par ailleurs, nous envisageons de recourir à des tests basés sur l'analyse de la variance afin d'étudier l'effet de quelques actions pédagogiques sur la valence émotionnelle de l'apprenant.

Ce chapitre est organisé comme suit : dans la section 3.2, nous discutons des conditions émotionnelles qui devraient être prises en compte par les STI afin d'assurer les bonnes conditions d'apprentissage. La section 3.3 décrit l'architecture d'un STI assurant les bonnes conditions émotionnelles d'apprentissage. Dans la section 3.4, nous décrivons les approches que nous avons empruntées pour atteindre les objectifs recherchés. Dans la section 3.5, nous justifions le choix des outils utilisés dans ce travail de recherche. La section 3.6 conclut le chapitre.

3. 2 Les conditions émotionnelles d'apprentissage

L'apprenant, durant une activité d'apprentissage, a toujours besoin d'un environnement favorable pour le bon déroulement de cette activité. Pour cette raison, il est nécessaire de se concentrer sur les conditions d'apprentissage. Différents chercheurs ont essayé d'identifier les conditions d'apprentissage (Gagne, 1965) mais ont omis de tenir compte du facteur émotionnel de l'apprenant. Ce facteur semble être très important. Nous

cherchons alors, dans ce qui suit, à extraire à partir des conditions d'apprentissage présentées par Gagné (1965), les conditions émotionnelles d'apprentissage les plus favorables pour chaque phase du processus d'apprentissage en se basant sur des recherches théoriques. Nos réflexions sur ce sujet ont été publiées dans (Chaffar and Frasson, 2005a, Chaffar and Frasson, 2005c, Chaffar and Frasson, 2005b).

3.2.1 Le processus d'apprentissage et de mémorisation

Gagné (1965) a identifié plusieurs habilités ou performances acquises par les êtres humains depuis leur naissance. La première porte sur la compétence intellectuelle qui correspond à la capacité d'interagir avec l'environnement en utilisant des symboles. Par exemple, pour constituer une phrase, nous devons faire une correspondance entre le verbe et le sujet, si le verbe est sous la forme singulière, alors le sujet doit être également sous une forme singulière et ainsi de suite.

La deuxième habilité est relative à l'information verbale. Elle consiste à exprimer ou à énoncer quelques informations en utilisant différentes formes telles que le discours, l'écriture ou le dessin, etc.

La troisième habilité porte sur les stratégies cognitives. Elle correspond aux techniques de la pensée, aux méthodologies d'analyse ou aux approches de résolution de problèmes.

La quatrième porte sur l'habileté motrice. Elle est relative à l'exécution des mouvements dans un certain nombre d'actions motrices ordonnées (*p. ex.*: les réflexes pendant une conduite sur la route).

La dernière habilité est relative aux attitudes. Ces dernières sont représentées par les états mentaux qui sont de nature à influencer les choix individuels, par exemple, préférer étudier les mathématiques plutôt que les sciences économiques pendant la période de l'étude (Gagne, 1965).

Pour améliorer ces habilités, nous devons comprendre le processus d'apprentissage et déterminer les conditions émotionnelles qu'un STI devrait fournir à chaque phase du processus. Le processus d'apprentissage tel qu'il est décrit par Gagné (1965) est illustré par la figure 11 suivante :

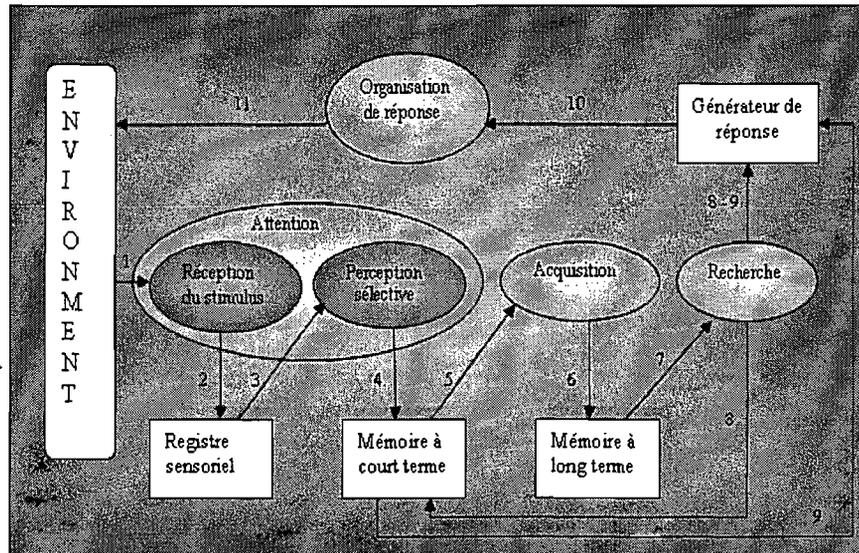


Figure 11. Le processus d'apprentissage

Une fois que l'interaction de l'apprenant avec l'environnement est effective, le processus d'apprentissage et de mémorisation se déroule selon les étapes suivantes :

- (1) l'attention constitue la phase initiale de l'apprentissage; dans cette première étape, l'apprenant détecte les stimuli pertinents,
- (2) la stimulation est enregistrée dans le registre sensoriel,
- (3) puis, la perception sélective est activée pour stocker les caractéristiques pertinentes du stimulus dans la mémoire à court terme,
- (4) ensuite, l'information est stockée dans la mémoire à court terme en tant qu'information auditive, ou images visuelles sujettes à la répétition,

- (5) dans la phase d'acquisition, l'information est codée dans une forme sémantique,
- (6) une fois que la transformation de l'information sous forme sémantique est réalisée, celle-ci est stockée dans la mémoire à long terme,
- (7) la phase de recherche consiste à trouver l'information dans la mémoire à long terme,
- (8) l'information recherchée peut être retournée à la mémoire à court terme ou être passée directement au générateur de réponse,
- (9) le générateur de réponse reçoit l'information de la mémoire à court terme ou de la phase de recherche,
- (10) après la réception de l'information, le générateur de réponse essaye de produire une organisation souhaitable de la réponse,
- (11) en dernier lieu, la réponse est retournée à l'environnement.

Après avoir décrit le processus d'apprentissage et de mémorisation, nous présentons dans ce qui suit, les conditions émotionnelles d'apprentissage qui devraient exister à chaque phase.

3.2.2 Les conditions émotionnelles dans le processus d'attention

L'état émotionnel de l'apprenant affecte ses performances dans l'accomplissement des tâches exigeant l'attention. Les émotions négatives ont deux types d'effets : un effet affaiblissant faisant suite à la performance réduite (Hartlage et al., 1993, Eysenck, 1992) et un effet biaisé relié à la préférence de traiter les stimuli ayant un impact négatif (Matthews and Wells, 1999). Par ailleurs, les émotions telles que la joie ou la tristesse entravent le processus d'attention (Mogg, 1999). L'apprenant qui est submergé par ces émotions a des difficultés à tourner son attention vers la nouvelle activité d'apprentissage. Il se trouve en train de traiter des caractéristiques impertinentes ou une information qui n'est pas liée à la

tâche d'apprentissage. Ainsi, pour attirer l'attention de l'apprenant, il serait judicieux de changer son émotion courante en curiosité. Il s'agit de changer, soudainement, dans la stimulation vers le haut ou vers le bas, par exemple, éclairer un mot dans un texte, changer la couleur d'un concept dans l'interface ou faire un bruit soudainement pour éveiller la curiosité chez l'apprenant (Gagne, 1965).

3.2.3 Les conditions émotionnelles dans le processus d'acquisition de connaissance

Les émotions affectent non seulement l'attention, mais aussi le processus d'acquisition de connaissances. Certaines études ont montré que les êtres humains ont une tendance à coder plus d'informations si la tonalité de la matière⁷ correspond à leurs états émotionnels (Mayer and Salovey, 1988). Par exemple, si l'émotion courante de l'apprenant est la joie, il coderait plus d'informations si la matière était émotionnellement positive contrairement à une matière émotionnellement négative. Ainsi, pour faciliter le processus d'acquisition de connaissances, nous devrions assurer quelques conditions émotionnelles telles que :

- La conception d'un contenu de la matière selon l'état émotionnel de l'apprenant, en ajoutant par exemple quelques émoticônes dans la matière.
- L'induction de l'émotion correspondante à la tonalité affective de la matière en concevant plusieurs interfaces pouvant affecter l'émotion courante de l'apprenant.

⁷ La tonalité d'un texte est une manière particulière de raconter un événement en utilisant différents procédés d'écriture pouvant provoquer chez l'apprenant diverses émotions.

3.2.4 Les conditions émotionnelles dans le processus de recherche d'information

Comme il a été déjà mentionné, les émotions affectent le processus d'attention, le processus d'acquisition de connaissance et également le processus de recherche d'information. Il a été démontré dans diverses circonstances que les êtres humains ont une tendance à rechercher l'information dans leur mémoire selon leurs états émotionnels courants (Blaney, 1986). Ainsi, le fait de se rappeler d'une information plaisante ou désagréable dépend de l'état émotionnel de l'apprenant. S'il est heureux, il se rappellera plus facilement d'un événement avec une tonalité positive. Une condition émotionnelle s'impose alors pour le processus de recherche d'informations, soit celle d'induire une émotion selon la tonalité de la matière. Si le contenu de la matière est neutre (*p. ex.*: enseigner les mathématiques), il vaudrait mieux, induire l'état neutre, à l'aide des techniques d'induction (*p. ex.*: regarder une vidéo non-émotionnelle), afin d'améliorer le processus de recherche d'information.

3.2.5 Les conditions émotionnelles dans le processus d'organisation de réponses

Dans le processus d'organisation de réponses, les émotions jouent un rôle important. En effet, les émotions positives sont fondamentales dans l'organisation cognitive, et rendent la prise de décision et la résolution des problèmes plus originales et plus flexibles (Isen, 1999). Il s'agit donc de tenir compte des conditions émotionnelles existantes lors de l'activation de cette phase. Dans ce cas, induire une émotion positive comme la joie par exemple améliorera l'organisation des réponses.

Dans le tableau 1, nous récapitulons les conditions émotionnelles d'apprentissage qui pourraient affecter les processus internes. Ainsi nous présentons selon le processus, les conditions émotionnelles qui devraient exister.

Tableau 1. Les conditions émotionnelles selon le processus cognitif

Processus cognitif	Conditions émotionnelles
Attention	Éviter les émotions négatives, Éviter des émotions comme la joie ou la tristesse qui sont non reliées à l'activité d'apprentissage en cours, Induire l'émotion de curiosité en accentuant soudainement un élément dans l'interface par exemple.
Acquisition	Concevoir le contenu de la matière selon l'émotion courante de l'étudiant ou induire l'émotion relative à la tonalité affective de la matière.
Recherche	Induire l'émotion propre à la tonalité affective de la matière.
Organisation de réponses	Induire une émotion positive comme la joie.

Les conditions émotionnelles d'apprentissage sont des éléments fondamentaux qui doivent être considérés durant la session d'apprentissage afin d'améliorer les performances de l'apprenant. Pour cela, il est nécessaire de proposer une architecture détaillée d'un STI permettant d'assurer les bonnes conditions émotionnelles pour l'apprentissage. Comme nous l'avons déjà mentionné dans le chapitre introductif, les émotions ont des influences sur plusieurs processus comportementaux et cognitifs tels que l'attention, la mémorisation à long terme, la prise de décision, etc. (Isen 1999; Damasio 1994). Malgré l'importance de l'état émotionnel de l'apprenant pour un STI, il existe peu de travaux intégrant un module émotionnel dans l'architecture d'un STI. D'une part un module émotionnel peut être intégré dans le modèle de l'apprenant afin de permettre au tuteur d'adapter son intervention selon l'état émotionnel de celui-ci et de l'aider à surmonter cet état pour un meilleur apprentissage. D'autre part, il peut être intégré dans le tuteur afin de lui permettre de choisir

des actions pédagogiques permettant d'améliorer l'état émotionnel de l'apprenant et d'exprimer des émotions (Nkambou 2006).

3.3 Vers une architecture d'un STI intégrant des modules émotionnels

Nous avons introduit dans le deuxième chapitre une architecture classique d'un STI définie par Murray (1999); nous reprenons cette architecture d'une manière globale et nous cherchons à expliciter au niveau de chaque composante, comment nous pouvons intégrer des modules émotionnels pour le bon déroulement de l'apprentissage.

Rappelons qu'un STI s'appuie sur une architecture quadripartite principalement composée d'un expert du domaine, d'un modèle de l'apprenant, d'un tuteur et d'une interface. L'expert du domaine prend en charge la tâche de déterminer les connaissances pertinentes du domaine à enseigner, le tuteur spécifie le processus d'enseignement et les méthodes pédagogiques à utiliser. Le modèle de l'apprenant représente des connaissances concernant celui-ci et l'interface constitue le principal moyen de communication de l'information à ce dernier. Chacune de ces composantes peut intégrer un module qui se charge d'un aspect émotionnel afin d'assurer les bonnes conditions en termes d'apprentissage (voir figure 12).

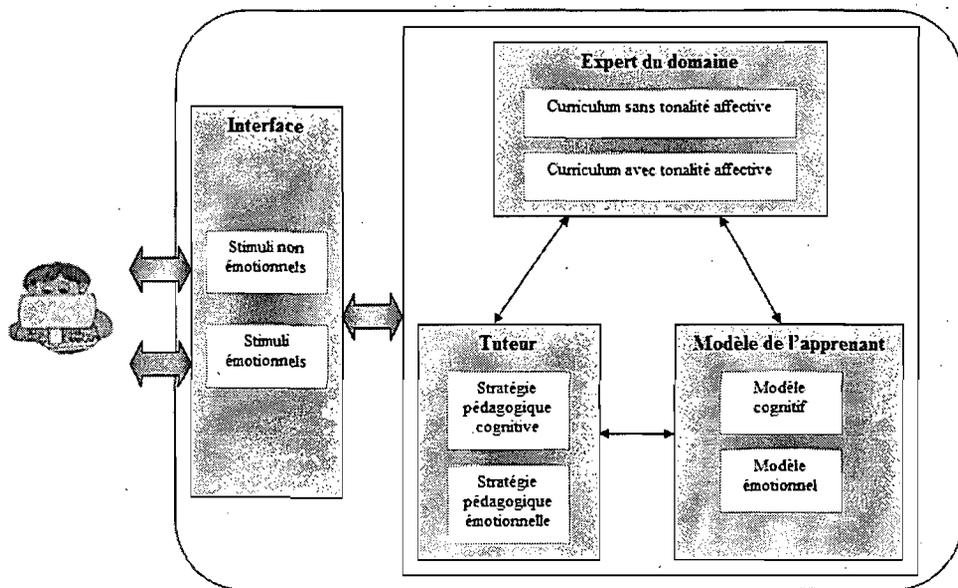


Figure 12. Architecture d'un STI intégrant des modules émotionnels afin d'assurer des bonnes conditions pour l'apprentissage

Dans la figure ci-dessus, nous présentons d'une manière globale l'architecture classique d'un STI et nous montrons comment on peut enrichir cette architecture par l'intégration de modules qui se chargent de différents aspects émotionnels dans chacune de ses composantes. Une telle architecture permet, à un STI, d'assurer les bonnes conditions émotionnelles d'apprentissage. Nous montrons, dans ce qui suit, dans quelle mesure un module émotionnel est essentiel pour chaque composante d'un STI et à quel niveau il affecte les conditions émotionnelles d'apprentissage.

3.3.1 Modèle de l'apprenant et conditions émotionnelles

Le modèle de l'apprenant décrit des informations sur l'apprenant que se soit d'ordre cognitive ou émotionnelle (Favre et al., 2002, Buche et al., 2004). L'information cognitive représente le niveau de l'apprenant et ses connaissances sur la matière. Elle est généralement décrite par un modèle dit cognitif. Quant à l'information émotionnelle, elle

nous informe sur l'état émotionnel ou motivationnel de l'apprenant. Elle est spécifiée par le modèle émotionnel de l'apprenant.

Le modèle émotionnel se charge d'identifier l'état émotionnel de l'apprenant afin de choisir la bonne stratégie pédagogique à utiliser par le tuteur. Sans le modèle émotionnel de l'apprenant, un STI ne peut ni adapter l'enseignement selon l'état émotionnel de l'apprenant ni favoriser de bonnes conditions émotionnelles pour l'apprentissage.

3.3.2 Tuteur et conditions émotionnelles

Le tuteur se préoccupe des stratégies pédagogiques qui seront employées pour sélectionner des exemples ou des méthodes afin de répondre aux comportements erronés de l'apprenant. Le tuteur inclut aussi des connaissances sur la manière et le moment de son intervention. Le modèle du tuteur devrait comprendre deux modules respectivement nommés stratégie pédagogique cognitive et stratégie pédagogique émotionnelle. Le premier est chargé de choisir une stratégie pédagogique selon l'état cognitif de l'apprenant. Il s'agit de sélectionner des exemples pour remédier aux erreurs de l'apprenant ou des portions d'information à afficher pour enrichir ses connaissances. Le second module s'intéresse à choisir une stratégie permettant au tuteur de réguler l'état émotionnel de l'apprenant, à l'aide d'actions pédagogiques émotionnelles (*p. ex.*: encourager l'apprenant et ainsi de suite).

3.3.3 Expert du domaine et conditions émotionnelles

L'expert du domaine représente la base des connaissances contenant le cours à enseigner. L'expert du domaine ne se limite pas à offrir à l'apprenant un contenu statique, il doit aussi répondre à ses questions et résoudre des problèmes non prévus d'avance. Pour assurer les bonnes conditions émotionnelles d'apprentissage, l'expert du domaine devrait inclure un contenu émotionnellement chargé. Kensinger et Schacter (2005) ont montré que des images et des mots évoquant des émotions sont mémorisés plus longtemps et avec plus de précision (Kensinger and Schacter, 2005).

Par ailleurs, les travaux de Ferre (2003) ont montré qu'un stimulus émotionnellement chargé positivement peut affecter et augmenter la rétention de l'apprenant, même si ce dernier n'était pas concentré sur les stimuli au cours de la rétention (Ferre, 2003). De plus, une étude faite dans le laboratoire HERON a montré que des participants se rappellent mieux du vocabulaire d'une langue étrangère si ce vocabulaire est émotionnellement chargé (Chalfoun et al., 2007). Pour apprendre le mot *Macaco*, par exemple, dans la langue portugaise qui veut dire le mot singe en français, les auteurs ont utilisé deux types d'images (voir figure 13) respectivement une image neutre (a) et une autre émotionnellement chargée (b). Les résultats de l'étude ont montré que les participants utilisant le dernier type d'images se rappelaient mieux du mot *Macaco*.

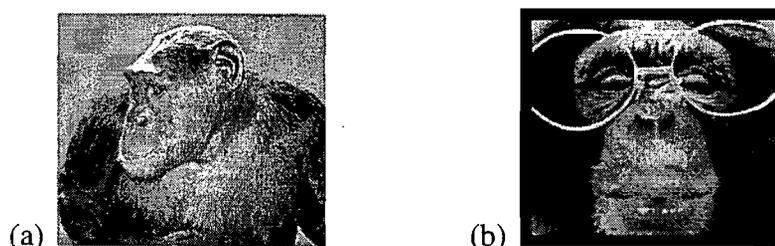


Figure 13. Image neutre versus image émotionnellement chargée pour un cours de langue étrangère (Chalfoun et al., 2007)

La partie (a) de la figure ci-dessus montre l'image d'un singe distrait, tandis que la partie (b) représente une image de singe qui suscite de l'amusement.

3.3.4 Interface et conditions émotionnelles

L'interface doit normalement attirer l'attention de l'apprenant sur certains aspects de la matière (p. ex.: un concept, un exemple, une définition, etc.) et assurer un minimum d'interactivité. Elle devrait normalement contenir deux types de stimuli : des stimuli non émotionnels (p. ex.: des boutons, des menus, etc.) et des stimuli émotionnels (p. ex.: un personnage numérique exprimant des émotions). D'ailleurs des chercheurs dans le domaine d'IHM ont tenté de créer des personnages numériques afin d'améliorer l'interactivité des

systèmes et augmenter la confiance de l'utilisateur (Bates, 1994). En effet, des études récentes montrent que les être humains traitent les ordinateurs comme s'ils étaient des humains (Reeves B., 1996). De plus, l'utilisation des avatars exprimant des émotions dans des interfaces permet de favoriser des relations sociales plus réalistes avec l'utilisateur. Picard (1997) a notamment souligné que l'utilisateur ressent de nombreuses émotions durant son interaction avec l'ordinateur. Par exemple, il peut ressentir des émotions positives quand il termine une tâche avec succès. Cependant, il peut ressentir des émotions négatives si une application informatique s'arrête de fonctionner (Picard 1997). Ainsi, l'utilisation d'un tuteur, sous forme d'un personnage numérique exprimant des émotions, améliore à la fois l'interactivité et la confiance de l'apprenant envers le système.

Dans ce travail de recherche, nous nous sommes intéressés seulement aux deux premiers modules émotionnels d'un STI à savoir : le modèle émotionnel de l'apprenant et la stratégie pédagogique émotionnelle utilisée par le tuteur. Nous décrivons, dans la section suivante, les approches que nous avons adoptées pour développer ces deux modules.

3.4 Les approches adoptées

3.4.1 Prédiction de la réaction émotionnelle de l'apprenant

D'après la théorie de l'évaluation cognitive définie dans le chapitre précédent, les émotions résultent de certaines interprétations mentales d'événements ou de situations. Pour la prédiction d'émotions, nous avons choisi de nous inspirer du modèle *OCC* (*Ortony et al., 1988*). Ce modèle a servi de base pour la majorité des modèles computationnels des émotions grâce à son efficacité à simplifier la représentation des états émotionnels. En plus, il offre un ensemble clair et distinct des critères d'évaluation (buts, standards moraux et préférences). Ce modèle est fiable pour représenter les émotions des agents virtuels. Mais quand on veut prédire l'émotion de l'utilisateur, il devient trop général. En effet, chaque individu réagit de façon émotionnellement différente à la suite de l'arrivée d'un événement émotionnel (Hess, 2001, Conati and McLaren, 2005). Cette réaction, selon Hess dépend non

seulement de l'évènement, mais en plus de plusieurs autres facteurs (sexe, émotion courante, etc.). Bref, l'émotion d'un individu change au cours du temps à la suite d'un évènement émotionnel et selon des traits individuels. Pour suivre ces changements d'une manière automatique, des chercheurs en informatique ont utilisé des capteurs (caméra, microphones, capteurs physiologiques) permettant de détecter les émotions des utilisateurs de façon dynamique. En particulier, l'utilisation de ces capteurs pose des problèmes à cause de l'inconfort ressenti par les utilisateurs, de la difficulté et des coûts d'utilisation de ces équipements. Nous proposons de contourner ces problèmes en fondant la prédiction des émotions sur les causes de celles-ci.

Afin de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant, nous définissons un ensemble d'évènements émotionnels pouvant surgir dans une activité d'apprentissage. Un évènement émotionnel est un évènement qui peut déclencher une émotion. En effet, différents évènements émotionnels peuvent surgir à l'apprenant au moment de son interaction avec un STI. Ces évènements peuvent être internes ou externes. Un évènement émotionnel interne correspond à une idée lancée par l'apprenant suite à un processus de réflexion; par exemple une idée de manque de confiance en soi-même dans une matière donnée : «Je ne suis pas bon en mathématique ». Ceci peut produire une émotion négative d'ennui, de dégoût ou d'anxiété selon la personne. Un évènement émotionnel externe correspond à un évènement survenu par l'intermédiaire d'une autre personne, d'un système, etc. Durant son interaction avec un STI, l'apprenant peut être sujet à de nombreux évènements émotionnels qui ne sont pas toujours reliés à l'activité d'apprentissage. Nous nous intéressons dans le cadre de cette thèse seulement à ceux liés à l'activité d'apprentissage et qui se produisent dans le contexte d'un STI. Plusieurs évènements émotionnels peuvent surgir durant une session d'apprentissage à distance entre autres : l'obtention de la note dans un test d'évaluation en ligne, la rétroaction du tuteur, la difficulté de la matière, la présentation de la matière, les tests d'évaluation, etc. Les tests d'évaluation ont été toujours considérés dans le domaine de l'éducation classique comme des expériences émotionnelles à effet négatif sur l'apprenant. Ce dernier peut éprouver

différentes émotions négatives dominées par l'anxiété, la peur, etc. Une fois la note obtenue, l'apprenant peut sentir des émotions négatives ou positives selon sa note, sa personnalité, etc. En outre, une présentation de la matière non adaptée au style de l'apprenant peut affecter l'état émotionnel de ce dernier. Par exemple, présenter l'histoire du Canada en format textuel à un étudiant de type "auditif" peut lui générer de l'ennui. De même, un cours très difficile pour l'apprenant peut lui générer de l'anxiété. Cependant, si le cours est très facile, il peut provoquer de l'ennui. Il est donc important d'agir suite à un événement émotionnel pour remédier à une émotion négative en adaptant l'instruction à l'apprenant ou en le rassurant après avoir obtenu sa note (p. ex.: la matière, la présentation de la matière, la rétroaction du tuteur, etc.).

Dans le cadre de cette thèse, nous avons utilisé deux types d'événements pour la prédiction de la réaction émotionnelle, à savoir : l'obtention de la note dans un test d'évaluation et la rétroaction du tuteur (voir tableau 2). Nous avons choisi ces deux événements parce qu'ils affectent considérablement l'état émotionnel d'un étudiant et sa réussite (Perry et al., 1993).

Tableau 2. Émotions associées aux événements émotionnels

Événements émotionnels	Émotions associées
E1. Obtention de la note dans un test d'évaluation	Déception, tristesse, satisfaction, soulagement, joie
E2. Rétroaction du tuteur	Admiration, neutre, joie, honte, tristesse, reproche, gratification

Dans le tableau ci-dessus, nous avons associé à chaque événement émotionnel un ensemble initial d'émotions (inspirées du modèle *OCC*) qui peuvent surgir après l'arrivée de l'événement. Par exemple, l'apprenant peut être déçu, triste, satisfait, soulagé ou joyeux après avoir eu sa note dans un test d'évaluation.

Comme nous l'avons déjà mentionné, la réaction émotionnelle dépend non seulement de l'évènement émotionnel, mais aussi de plusieurs facteurs individuels (Hess, 2001). De ce fait, notre approche de prédiction émotionnelle est fondée sur l'évènement émotionnel et le modèle de l'apprenant (voir figure 14).

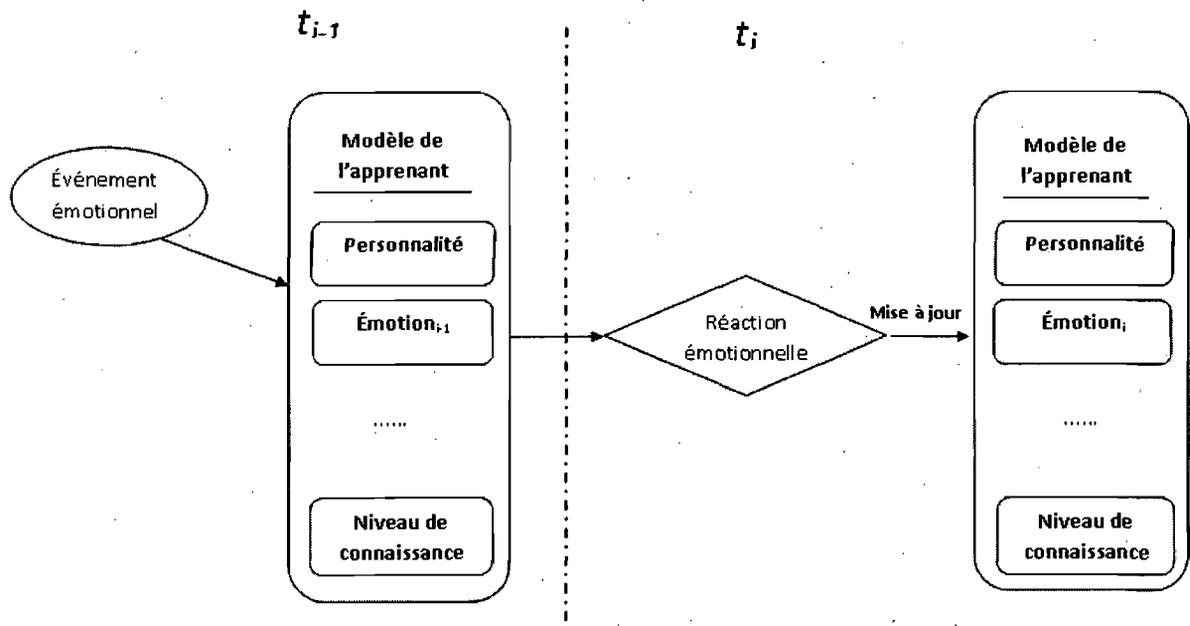


Figure 14. Réaction émotionnelle dépendante du modèle de l'apprenant et de l'évènement émotionnel

D'après la figure ci-dessus, l'évènement émotionnel affecte le modèle de l'apprenant à l'instant t_{i-1} ce qui produit une réaction émotionnelle. Celle-ci sera prise en compte pour la mise à jour du modèle de l'apprenant à l'instant t_i . Nous cherchons dans le cadre de cette thèse à déterminer la réaction émotionnelle à l'instant t_i d'un apprenant donné en fonction de l'évènement émotionnel qui a déclenché cette réaction et de ses attributs personnels.

Les attributs sont composés de caractéristiques individuelles de l'apprenant (personnalité, sexe, émotion courante, motivation, etc.) et de l'évènement émotionnel. Le choix des attributs pour la prédiction de la réaction émotionnelle est réalisé d'une façon

incrémentale et en se basant sur des recherches théoriques. En effet, différents chercheurs ont montré que la réaction émotionnelle à un stimulus diffère d'une personnalité à l'autre. Les personnes extraverties sont plus sensibles aux stimuli qui génèrent des émotions positives, alors que les névrotiques sont plus sensibles aux stimuli qui génèrent des émotions négatives (Larsen and Ketelaar, 1991, Costa and McCrae, 1992, Watson and Clark, 1992). En plus, l'évaluation d'un évènement dépend de l'état émotionnel courant de l'individu qui influence fortement sa perception de l'environnement (Hess, 2001), par exemple les personnes avec des états émotionnels négatifs ont tendance à percevoir mieux les stimuli ayant un impact négatif (Matthews and Wells, 1999). Par ailleurs, il est largement reconnu que les hommes et les femmes diffèrent dans leurs réponses émotionnelles. Cependant, quelques études empiriques fondées sur les *self-report* ont confirmé cette croyance (Bradley et al., 2001, Fujita et al., 1991, Lucas and Gohm, 2000) et certaines autres l'ont infirmé (Robinson et al., 1998, Vrana and Rollock, 2002). Ainsi McCrae (2008) a montré que les hommes et les femmes diffèrent plutôt dans leurs régulations des émotions (McCrae et al., 2008). D'autant plus, les émotions sont considérées comme des phénomènes individuels où la personnalité, la motivation, la culture et les expériences vont influencer les évaluations des évènements et déterminer ainsi le type d'émotions que la personne éprouvera (Garcia-Prieto et al., 2005).

Soit f une fonction définie sur un ensemble d'attributs A . Supposons que pour tout vecteur d'attributs a_i , il existe une réaction émotionnelle r_i dans R , telle que :

$$f(a_i) = r_i.$$

Notre problème consiste à trouver une fonction h qui soit la plus proche de f permettant de prédire pour chaque vecteur d'attributs a_i , la réaction émotionnelle r_i . Afin de résoudre ce problème, nous proposons d'utiliser l'apprentissage automatique supervisé (voir section 3.5.1) puisqu'il nous permet de modéliser la relation existante entre les attributs et la réaction émotionnelle. Cependant, plusieurs critères sont à considérer pour l'interprétation des résultats, par exemple : la distribution des données de la classe à

prédire, la taille de l'échantillon, le taux de bon classement, le nombre d'attributs utilisés, etc.

Il existe deux tâches principales dans l'apprentissage supervisé selon la variable de sortie : si celle-ci est discrète, on parlera de classement, par contre si elle est continue, on parlera de régression. Dans notre cas, l'émotion est une variable discrète puisqu'elle prend des valeurs qualitatives (joie, satisfaction, etc.) tel que stipulé dans le modèle OCC. Nous sommes donc confrontés à une procédure de classement.

Généralement l'apprentissage supervisé se fait sur un ensemble de données appelé ensemble d'entraînement qui peut être décrit sous la forme :

$$D_n = \{(x_1, f(x_1)), (x_2, f(x_2)), \dots, (x_n, f(x_n))\};$$

où x_i est l'entrée représentée par un vecteur (dit vecteur d'observation) contenant les valeurs des attributs pour le $i^{\text{ème}}$ objet et $f(x_i)$ est la sortie de la fonction appliquée sur x_i . Le classement consiste alors à trouver une fonction h qui soit la plus proche de f . Dans notre cas, $f(x_i)$ représente la réaction émotionnelle r_i à prédire et x_i correspond au vecteur d'attributs a_i .

Après avoir défini le cadre de notre analyse à savoir, la prédiction de la réaction émotionnelle de l'apprenant en fonction d'un ensemble d'attributs individuels, il s'agit maintenant de choisir un algorithme de classement. En effet, en apprentissage supervisé, il existe plusieurs paradigmes de modélisation selon les types de données. Par exemple, les modèles de régression linéaire ne permettent pas de manipuler des données qualitatives. Le type de données nous impose de restreindre l'ensemble des classifieurs à considérer puisque nous travaillons seulement avec des données à caractère qualitatif. De plus notre objectif est de construire un modèle global durant l'entraînement et ensuite de l'utiliser pour la prédiction en temps réel. Nous ne retenons pas les algorithmes d'apprentissage à base d'instances ou *paresseux* (Mitchell, 1997) puisqu'ils sont généralement plus lent durant la phase de prédiction et nécessite beaucoup plus de données d'entraînement. Le

choix d'un modèle est important pour la bonne prédiction. Or pour choisir un modèle, plusieurs questions doivent être étudiées :

- (1) est-ce que le modèle est robuste et représente bien les données ?
- (2) est-ce que le biais inductif⁸ est respecté par nos données ?
- (3) est-ce que le modèle est précis ?

Pour répondre à ces interrogations, nous avons opté pour une approche empirique. Pour chaque évènement émotionnel e_i , une expérimentation a été développée pour collecter des données sous forme de : attributs/émotion. Ceux-ci ont servi à entraîner des algorithmes d'apprentissage automatique supervisé dans le but de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant. Nous décrivons plus en détails ces algorithmes dans la section Choix et outils utilisés.

3.4.2 Les actions pédagogiques émotionnelles

La deuxième partie de la présente thèse consiste à développer des actions pédagogiques qui seront utilisées par le tuteur pour gérer l'émotion courante de l'apprenant. Ces actions, que nous appelons *actions pédagogiques émotionnelles*, permettront au tuteur de réaliser deux objectifs : induire des émotions positives chez l'apprenant et améliorer les performances de ce dernier. Nous cherchons alors à enrichir le tuteur par une capacité lui permettant d'entreprendre des actions à un instant donné afin de réguler une émotion négative possible et de réaliser au mieux ses objectifs. Dans le domaine de l'éducation classique, l'instructeur humain essaye toujours de maintenir une relation de soutien avec l'apprenant dans le but de favoriser le développement d'émotions positives et de le motiver pour apprendre. Ainsi, les actions du tuteur dans un STI doivent être choisies soigneusement afin de réguler les émotions d'un apprenant.

⁸ Chaque paradigme de modélisation a des contraintes à respecter pour que le modèle fonctionne bien. L'ensemble de ces contraintes est appelé le biais inductif.

Récemment, le sujet de régulation d'émotions a attiré l'attention des chercheurs dans plusieurs domaines à savoir la neuroscience, la psychologie, l'éducation, l'informatique et plus précisément le e-learning et l'IHM. Or, la régulation d'émotions se définit selon Gross (1998) comme la capacité à réduire l'intensité élevée d'une émotion (négative ou positive) et ainsi de la changer (Gross, 1998). Dans la littérature, les chercheurs utilisent le terme *coping* ou adaptation qui diffère de la régulation d'émotions en se concentrant uniquement sur la réduction des expériences émotionnelles négatives (Blair et al., 2004). Les chercheurs distinguent en général entre deux stratégies de *coping*. La première est la stratégie *centrée problème*. Elle consiste à agir sur le problème (ou l'évènement) se trouvant à l'origine de la réaction émotionnelle. La deuxième est la stratégie *centrée émotion*. Elle consiste à réguler l'émotion engendrée à la suite d'un évènement. Ainsi deux types d'actions sont définies : les *actions centrées problème* et les *actions centrées émotion*. Dans ce travail de recherche, nous utilisons ces deux types d'actions pour induire des émotions positives chez l'apprenant. L'utilisation d'un type d'actions ou d'un autre dépend essentiellement de la possibilité de changer l'évènement déclencheur d'une éventuelle émotion négative. Par exemple, dans le tableau suivant nous présentons quelques évènements ou situations pouvant produire des réactions émotionnelles négatives dans le contexte des STI. Pour chaque évènement, nous déterminons, en fonction de l'aptitude du tuteur à changer cet évènement, le ou les types d'actions à utiliser pour modifier la réaction émotionnelle de l'apprenant (voir tableau 3).

Tableau 3. Les types d'actions émotionnelles relatifs aux évènements

<i>Évènements émotionnels</i>	<i>Type d'action associé à l'évènement</i>
E1. Incompréhension de la matière	<p><i>Actions centrées problème</i> (p. ex.: Expliquer ou fournir des exemples pour que l'apprenant puisse comprendre la matière).</p> <p><i>Actions centrées émotion</i> (p. ex.: Encourager les apprenant à faire plus d'effort à comprendre tout seul la matière)</p>
E2. Rétroaction du tuteur	<i>Actions centrées problème</i> (p. ex.: changer la stratégie de rétroaction, intervenir moins fréquemment)
E3. Test d'évaluation	<i>Actions centrées émotion</i> (p. ex.: encourager l'étudiant à faire le test en le rassurant)
E4. Obtention de la note	<i>Actions centrées émotion</i> (p. ex.: encourager l'étudiant ou lui donner des recommandations pour améliorer sa note)

Comme le montre le tableau ci-dessus, les *actions centrées problème* peuvent être utilisées dans le cas où le tuteur est en mesure de changer l'évènement à l'origine de la réaction émotionnelle. Les *actions centrées émotion* sont plus difficiles à définir parce qu'elles doivent agir sur l'émotion elle-même. Une manière de le faire est d'utiliser des expressions positives; par exemple, le tuteur tente de fournir un appui positif si l'apprenant échoue dans un test d'évaluation.

Dans cette recherche, nous nous sommes focalisés sur deux évènements que l'apprenant peut éprouver lors de son interaction avec un STI, à savoir l'incompréhension de la matière et l'obtention de la note. Ces deux évènements peuvent affecter considérablement l'état émotionnel d'un étudiant et ses performances (Perry et al., 1993). À la suite de ces deux évènements, l'objectif du tuteur est d'absorber d'éventuelles émotions

négatives et de favoriser le développement d'émotions positives en utilisant les deux types d'actions (*action centrée problème* et *action centrée émotion*).

Il s'agit alors de développer différentes actions du tuteur selon l'évènement en cours, ensuite d'étudier l'effet de ses actions sur les réactions émotionnelles des apprenants. L'expérience ainsi élaborée vise à collecter des réponses physiologiques des apprenants, durant une session d'apprentissage incluant les deux évènements déjà choisis pour l'étude. Les réponses physiologiques issues spécialement de l'EMG (*Electromyography*) permettent de déterminer si les actions pédagogiques émotionnelles, utilisées par le tuteur virtuel, ont des effets positifs sur l'apprenant. En effet, l'EMG est la mesure physiologique la plus étudiée et la plus validée, elle permet de refléter la réaction émotionnelle même en absence des expressions faciales (Hazlett and Benedek, 2007).

L'expérience utilisée pour étudier l'effet de certaines actions pédagogiques émotionnelles du tuteur, sera décrite plus en détail dans le chapitre 5.

Dans la section suivante nous justifions les choix des techniques et des outils utilisés pour la prédiction de la réaction émotionnelle de l'apprenant.

3.5 Choix et outils utilisés

3.5.1 Apprentissage automatique supervisé

L'apprentissage automatique est une technique d'intelligence artificielle permettant à une machine d'apprendre à partir d'exemples déjà disponibles (Mitchell, 1997). Il existe trois modes d'apprentissage automatique : l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé et l'apprentissage par renforcement. L'apprentissage supervisé consiste à apprendre une fonction à partir des données d'entraînement qui sont sous la forme d'*entrées/sorties* alors que l'apprentissage non supervisé consiste à apprendre une fonction à partir des données d'*entrées*, la *sortie* n'est pas spécifiée. L'apprentissage par

renforcement s'intéresse à trouver, par un processus *d'essais et d'erreurs*, l'action optimale à effectuer pour une situation perçue par un agent.

Pour prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant, il est nécessaire de disposer d'au moins un outil d'apprentissage automatique permettant d'apprendre à partir des données empiriques. À date, plusieurs plateformes d'apprentissage automatique et de fouilles de données existent. La majorité de ces plateformes sont de type commercial et coûtent très cher dont notamment la plateforme SPSS. Ces logiciels ne sont pas nécessairement meilleurs que les logiciels libres d'apprentissage automatique, ils fournissent parfois, moins de classifieurs que ces derniers. Il existe actuellement quelques logiciels libres comme Yale, Tangara et Weka qui couvrent plusieurs algorithmes d'apprentissage automatique. Nous avons choisi le logiciel Weka (voir annexe A) d'une part parce que sa librairie est riche de méthodes d'apprentissage automatique, il offre une excellente interface graphique et possède des versions stables et bien documentées. De plus, il est largement utilisé et apprécié (Popa et al., 2007).

Souvent, nous devons essayer plusieurs modèles avant de trouver le modèle adéquat pour la meilleure représentation de nos données. Nous étudierons, dans ce qui suit, les arbres de décision, les classifieurs bayésiens, les réseaux de neurones et les méthodes d'apprentissage d'ensemble.

(a) Les arbres de décision

Les arbres de décision sont des modèles prédictifs qui permettent de prédire la classe de sortie étant donnée un ensemble d'attributs d'entrée. Un arbre de décision est représenté sous la forme d'un arbre orienté dont les nœuds internes spécifient des tests sur un ou plusieurs attributs, les arêtes contiennent les valeurs des attributs (résultats du test) et les feuilles indiquent les valeurs des attributs de sortie (les classes) en reflétant ainsi la décision. Par exemple, un groupe de joueurs veut jouer un match de football. Pour cela, ils doivent choisir le moment et les conditions favorables leurs permettant de passer un bon match. L'équipe peut décider de jouer ou non en fonction des conditions météorologiques :

s'il pleut, elle ne va pas jouer le match; si le ciel est couvert elle va jouer le match, etc. Pour prendre une telle décision, l'équipe peut avoir recours à un arbre de décision tel qu'il est illustré ci-dessous (voir figure 15).

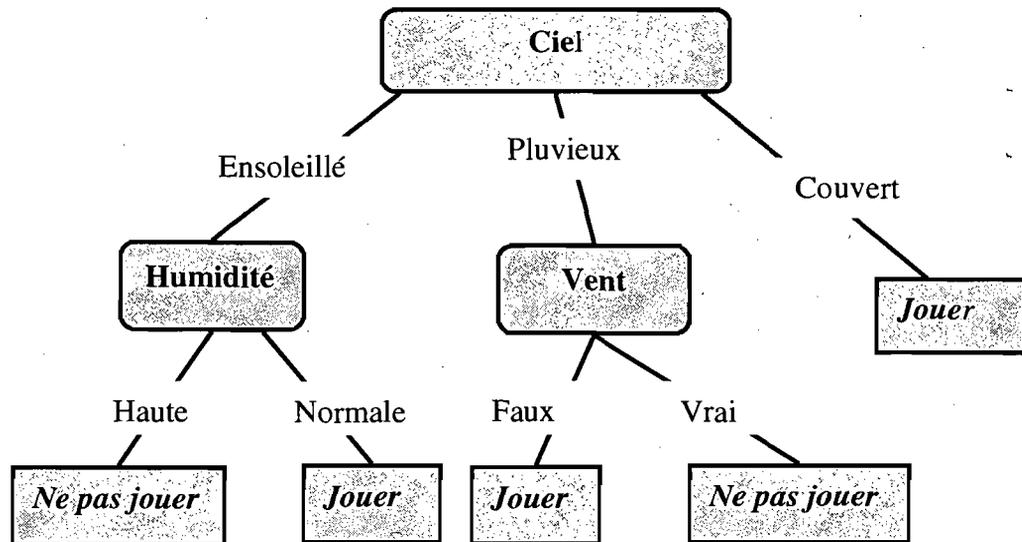


Figure 15. Exemple d'arbre de décision

En apprentissage automatique, il existe différents algorithmes permettant de construire un arbre de décision. Leur principe est commun, il s'agit de diviser récursivement et le plus efficacement possible les données d'entraînement, selon un critère d'hétérogénéité (*p. ex.: entropie, gini*), en des sous-ensembles ne contenant que des données appartenant tous à une même classe. Cependant, ces algorithmes diffèrent par le choix d'une fonction de test sur les attributs d'entrée (*p. ex.: le critère d'hétérogénéité et le critère d'arrêt*). L'algorithme *ID3* (Quinlan, 1979) permet de créer des arbres de décision dite de *discrimination* puisque les attributs sont uniquement qualitatifs. Le critère d'hétérogénéité utilisé pour cet algorithme est l'*entropie*. *ID3* utilise l'*entropie* pour évaluer le gain d'information de tous les attributs et choisit le plus discriminant. L'entropie d'une distribution de classes dans un échantillon *S* est la quantité moyenne d'informations en bits nécessaires pour identifier une classe. Elle est définie par la formule suivante :

$$\text{Entropie}(S) = - \sum_k P(w_k) \times \log_2(P(w_k));$$

où $P(w_k)$ est la probabilité à priori de la classe w_k .

Un autre algorithme a été développé par Quinlan (1993) appelé *C4.5*. Cet algorithme est une amélioration d'*ID3*, il sert à gérer des attributs quantitatifs et les valeurs manquantes des attributs. Il permet alors de construire des arbres de décision, dites de *régression* (Quinlan, 1993). De plus, Breiman et al. (1984) ont développé l'algorithme *CART* permettant de créer des arbres de *discrimination* et de *régression* puisqu'il permet de gérer les deux types d'attributs (quantitatifs et qualitatifs). Le critère d'hétérogénéité pour cet algorithme est l'indice de Gini (Breiman et al., 1984). Ce dernier permet de mesurer l'impureté d'un nœud (c.-à-d. l'hétérogénéité d'un nœud). Plus l'indice de Gini est bas, plus le nœud est pur. L'indice de Gini est défini comme suit :

$$\text{Gini}(S) = 1 - \sum_k P^2(w_k);$$

où S est un ensemble d'exemples divisés en classes, $P(w_k)$ est la probabilité à priori de la classe w_k .

L'avantage des arbres de décision est qu'ils sont compréhensibles et facilement interprétables. En plus, ils permettent une traduction immédiate en termes de règles de décision. Cependant, dans certains domaines d'application, la précision d'un classement est la seule chose qui importe. Dans telles situations, nous ne sommes pas nécessairement intéressés à savoir comment et pourquoi le modèle fonctionne. Dans d'autres situations, l'aptitude à expliquer les raisons de sa décision, est primordial. En particulier, lors de l'aide au diagnostic médical, le médecin doit pouvoir interpréter les raisons du diagnostic pour donner ses recommandations au patient.

(b) Les classifieurs bayésiens

Les classifieurs bayésiens sont des méthodes d'apprentissage automatique probabilistes fondées sur la formule de Bayes :

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)};$$

où $P(A)$ est la probabilité à priori de A, $P(B)$ est la probabilité à priori de B, $P(A|B)$ est la probabilité conditionnelle de A sachant B et $P(B|A)$ est la probabilité conditionnelle de B sachant A.

L'objectif des classifieurs bayésiens est d'apprendre la distribution de probabilité sous-jacente des données d'entraînement et ensuite d'utiliser les probabilités pour déterminer à quelle classe les nouvelles entités ont-elles plus de chances d'appartenir. Les classifieurs bayésiens peuvent être divisés en deux types : les réseaux bayésiens et les classifieurs naïfs de Bayes. Les réseaux bayésiens sont des modèles probabilistes graphiques qui permettent de décrire des relations probabilisées pour un ensemble de variables. Un réseau bayésien est représenté sous forme d'un graphe orienté acyclique dont les nœuds sont constitués des attributs décrivant les exemples et des arêtes spécifiant les dépendances entre ces attributs. La structure du réseau peut être déterminée de deux manières : soit d'avance à l'aide d'un expert, soit apprise à partir des données. Généralement, les réseaux bayésiens sont trop complexes pour les petites séries de données, ils peuvent tomber facilement dans le sur-apprentissage⁹. Quant aux classifieurs naïfs de Bayes, ils permettent d'éviter ce problème. La structure du réseau est composée seulement de deux couches. Concernant le même exemple illustré par l'arbre de décision de la section précédente, l'attribut *jouer* dépend de l'attribut *ciel* et *humidité*. Ces derniers peuvent être représentés par un réseau bayésien (voir figure 16).

⁹ On parle de sur-apprentissage (*overfitting*) s'il y a dans le modèle une corrélation entre une ou plusieurs variables d'entrée et la variable de sortie (la classe), qui n'existe que dans l'échantillon d'apprentissage, et non pas dans toute la population.

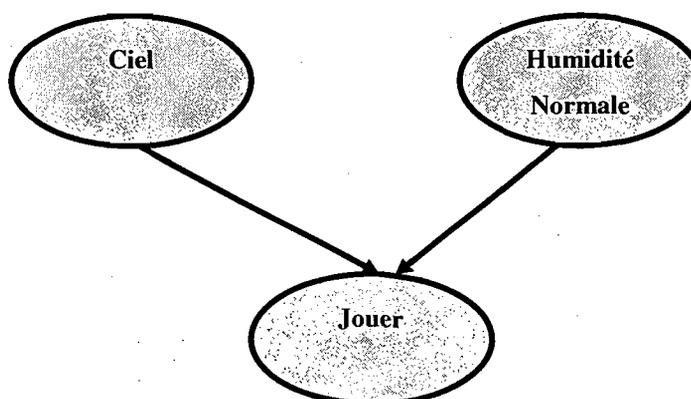


Figure 16. Exemple de réseau bayésien

Les classifieurs naïfs de Bayes sont les plus utilisés à cause de leur simplicité (Rish et al., 2001). Ils rendent l'apprentissage beaucoup plus simple en supposant que les attributs sont indépendants étant donné une classe. Bien que la condition d'indépendance est souvent violée, le classifieur naïf de Bayes continue à bien fonctionner dans la pratique. L'une des raisons est que la condition n'est pas nécessaire, mais elle est seulement suffisante pour l'optimalité du classifieur (Domingos and Pazzani, 1997).

Les classifieurs de Bayes sont devenus de plus en plus populaires ces dernières années puisqu'ils sont faciles à implémenter et permettent en plus de modéliser l'incertitude. Cependant, ils exigent une connaissance préalable des probabilités à priori et à postériori.

(c) Les méthodes d'ensemble

Les méthodes d'apprentissage d'ensemble sont des méthodes d'agrégation de plusieurs classifieurs visant à améliorer les performances de prédiction d'un modèle. Le principe général de telles méthodes est de construire une combinaison linéaire de certains classifieurs, au lieu d'utiliser un seul. Or, pour assurer l'efficacité d'un ensemble de classifieurs, plusieurs chercheurs ont pensé combiner des classifieurs complémentaires.

Ainsi, diverses méthodes ont été proposées pour construire des ensembles composés de classifieurs complémentaires telles que le *bagging* et le *boosting*.

Le *bagging* est une méthode d'apprentissage d'ensemble, elle a été proposée par Breiman pour créer des ensembles de classifieurs (Breiman, 1996). Chaque classifieur est entraîné sur un échantillon aléatoire des données d'entraînement. L'avantage du *bagging* est qu'il permet d'améliorer la qualité d'un classifieur instable évoquant de grands changements par une simple modification dans les données d'entraînement.

Le boosting constitue la réponse à la question posée par (Kearns and Valiant, 1988):

Peut-on à partir d'un ensemble de classifieurs "faibles", créer un seul classifieur "puissant" ?

Pour répondre à cette question, des chercheurs ont tenté de développer des algorithmes implémentant le *boosting*. Un des plus utilisés est l'algorithme *AdaBoost* (Freund and Schapire, 1996), il vise à construire des classifieurs "puissants" en combinant des instances "faibles" d'un classifieur donné. Un classifieur "faible" est défini comme étant un classifieur qui est légèrement corrélé avec le vrai classement (taux d'erreur $\epsilon < 0.5$). En revanche, un classifieur "puissant" est un classifieur qui est arbitrairement bien corrélé avec le vrai classement.

Les méthodes d'ensemble ont l'avantage d'être très efficaces en pratique et sont connues pour la bonne performance de généralisation. Cependant, ces méthodes ont des capacités réduites pour éviter le sur-apprentissage lorsqu'on les applique à des données fortement bruitées. De plus, ces classifieurs fonctionnent comme des boîtes noires. Donc l'amélioration de la qualité de classement se fait au détriment de la simplicité à interpréter le modèle.

(d) Les réseaux de neurones

Les réseaux de neurones sont des techniques d'apprentissage automatique ayant des bonnes capacités de généralisation et de classification à partir d'un ensemble de données

d'entraînement. Un réseau de neurone est un réseau fortement connecté, généralement composé de deux couches ou plus. Chaque couche comprend plusieurs neurones dont les sorties sont déterminées à l'aide des informations qu'ils reçoivent des neurones des couches précédentes et des poids synaptiques associés à chaque synapse¹⁰. Il existe plusieurs types de réseaux de neurones. Les perceptrons linéaires sont les premiers réseaux de neurones développés par Rosenblatt (1958). L'une des caractéristiques de ce type de réseau neuronal est qu'il ne contient aucun cycle (Rosenblatt, 1958). Cependant, ces réseaux présentent des limites démontrés théoriquement par Minsky et Papert (1969). Leur problème majeur est qu'ils ne permettent pas de traiter les phénomènes non-linéaires (Minsky and Papert, 1969). Pour faire face à ce problème, Rumelhart a introduit le perceptron multicouche en 1986 (Rumelhart et al., 1986). Dans les perceptrons multicouches, chaque neurone d'une couche est totalement connecté aux neurones de la couche suivante. La figure 17 ci-dessous représente un perceptron multicouche :

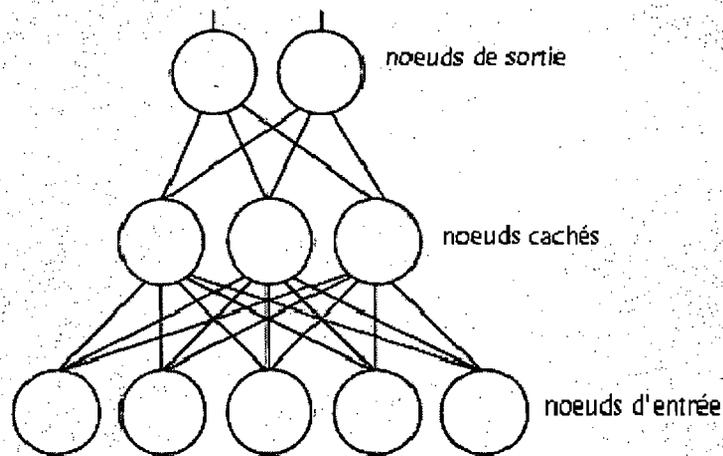


Figure 17. Exemple d'un perceptron multicouche

Un perceptron multicouche est composé alors des nœuds d'entrée recevant les données sources pour l'entraînement, une couche de sortie permettant de fournir le résultat de

¹⁰ Une synapse dans un réseau de neurone est une connexion entre deux neurones affectée par un poids.

l'entraînement et une ou plusieurs couches cachées servant à accomplir un besoin intrinsèque pour le réseau de neurones.

Plusieurs autres types de réseaux de neurones sont apparus selon les applications où ils vont être utilisés, dont notamment les réseaux récurrents tels que : les réseaux de Kohonen (Kohonen, 1988), les réseaux de Hopfield (Hopfield, 1982), etc.

De manière générale, les réseaux de neurones sont très performants. Leur problème majeur est qu'ils fonctionnent comme des boîtes noires et donc il n'est pas possible d'expliquer exactement comment on a abouti à un classement donné, ni de fournir des règles exploitables. Ceci est le problème des méthodes d'ensemble, or notre but est de diagnostiquer les causes d'une émotion donnée. On doit donc comprendre le mécanisme de classement et choisir un algorithme performant parmi les algorithmes d'arbres de décisions et de classifieurs bayésiens. Le choix d'un modèle particulier pour accomplir une tâche de prédiction dépend de plusieurs facteurs principalement le taux d'erreur. Un modèle est dit *précis* si le taux d'erreur réel est petit. Ce dernier est défini par la probabilité de commettre une erreur de classement d'un individu dans la population. Généralement la précision d'un modèle est exprimée par la probabilité $1 - p$, où p est la probabilité d'erreur de classement. Or, l'erreur réelle n'est pas observable puisque nous ne pouvons pas représenter toute la population. Nous devons alors essayer de l'estimer à l'aide d'un échantillon. Les chercheurs utilisent généralement différentes méthodes pour évaluer la qualité d'un modèle, nous décrivons en détail chacune de ces méthodes dans la section suivante.

Nous avons utilisé dans cette thèse le logiciel Weka pour entraîner plusieurs classifieurs afin de déterminer le plus performant permettant de prédire la réaction émotionnelle d'un apprenant à l'aide de certains attributs personnels et non personnels. Afin d'utiliser un classifieur, il est préalable d'évaluer sa qualité. Or, il ne s'agit pas seulement de produire des modèles, mais plutôt de produire des modèles efficaces qui ont des capacités de généralisation ou de classification supérieures à l'aléatoire.

3.5.2 Méthodes de validation de modèles

Les méthodes de validation de modèles permettent d'évaluer la qualité d'un classifieur appris, c'est-à-dire évaluer combien de fois ce classifieur va se tromper si on lui présente de nouveaux exemples. Pour une meilleure validation de modèles, l'ensemble de données est souvent réparti en deux partitions : une pour l'entraînement et une autre pour le test.

Le logiciel Weka dispose de différentes méthodes de validation de modèles :

- **L'utilisation de l'ensemble d'entraînement (*Use training set*)**

Cette méthode permet d'utiliser les mêmes données d'entraînement pour tester le classifieur. Elle ne reflète pas la vraie qualité du classifieur, elle donne des résultats extrêmement optimistes. Cette méthode peut être utilisée lorsqu'il y a très peu de données disponibles.

- **L'utilisation d'un ensemble de test externe (*Supplied test set*)**

La méthode de validation par l'utilisation d'un ensemble de test externe consiste à utiliser un jeu de données externe, différent de celui utilisé pour entraîner le classifieur, pour le test.

- **La validation croisée (*Cross-validation*)**

La validation croisée est une technique couramment utilisée puisqu'elle est très efficace même si le nombre de données disponibles est limité. Cette technique commence par diviser l'ensemble d'entraînement en k partitions de même taille. Pour chaque partition, un classifieur est entraîné sur les autres partitions et ensuite testé sur cette partition. Ce traitement est répété k fois de telle sorte que toutes les partitions soient utilisées pour tester le classifieur. À la fin du traitement, on considère la moyenne des k résultats obtenus comme le résultat final de la validation. La méthode de validation *leave-one-out* est un cas particulier de la validation croisée, où k est égal au nombre de données dans l'échantillon. Elle consiste à utiliser une seule donnée de l'échantillon initial pour tester le modèle et les

autres données servent pour l'entraînement. Ce processus est répété de telle manière que chaque donnée dans l'échantillon est utilisée une fois pour le test. Quoique cette méthode ait le problème du coût excessif de calcul, elle est appréciée, en général, à cause de son estimation non biaisée de l'erreur de généralisation.

- **La séparation de l'ensemble d'entraînement (*percentage split*)**

Cette méthode consiste à diviser l'ensemble de données aléatoirement en deux sous-ensembles : un pour l'entraînement et l'autre pour le test. Avec cette méthode on peut choisir le pourcentage des données qu'on veut affecter pour chaque sous-ensemble, par exemple : 70% des données servent pour l'entraînement du classifieurs et 30 % pour le test.

- **Évaluation de classifieurs par classe**

Le logiciel Weka dispose de cinq mesures de précision par classe : le taux de *TP rate*, le taux de *FP rate*, la *précision*, le *rappel* et le *F-Measure*. Dans cette thèse nous utilisons les mesures de *précision*, de *rappel* (appelé aussi sensibilité) et du *F-Measure* pour évaluer des classifieurs selon la classe à prédire. La *précision* mesure la proportion d'exemples vraiment positifs (respectivement négatifs) parmi ceux qui sont classés comme positifs (respectivement négatifs). Le *rappel* permet de mesurer la proportion d'exemples vraiment positifs (respectivement négatifs) parmi tous les exemples positifs (respectivement négatifs). Le *F-Measure* est une mesure globale de la performance d'un classifieur déterminée en fonction de la *précision* et du *rappel* :

$$F = \frac{2 \times \text{rappel} \times \text{précision}}{\text{rappel} + \text{précision}}$$

F est la moyenne harmonique de la *précision* et du *rappel*.

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons cherché à identifier les conditions émotionnelles qui permettent de favoriser l'apprentissage. De notre point de vue, pour assurer ces conditions,

les différentes composantes de l'architecture classique d'un STI doivent inclure des modules émotionnels. Par exemple, le modèle de l'apprenant doit être composé d'un module qui se charge d'identifier l'état émotionnel de l'apprenant. De plus, le tuteur doit pouvoir choisir une action pédagogique permettant d'améliorer l'état émotionnel de l'apprenant. Dans cette thèse, nous avons concentré notre attention particulièrement sur ces deux composantes de l'architecture classique d'un STI, à savoir, le modèle de l'apprenant et le tuteur, puisque nous envisageons, dans un premier temps, de proposer une méthode efficace permettant à un STI de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant à un moment donné de l'apprentissage, et dans un second temps, d'étudier l'effet de certaines actions pédagogiques d'un tuteur virtuel sur son état émotionnel.

Nous avons décrit dans ce chapitre les approches de recherche que nous avons adoptées pour l'atteinte des objectifs recherchés. Ces approches sont fondées essentiellement sur des études empiriques. Enfin, nous avons terminé ce chapitre par la justification des choix entrepris et décrire les outils utilisés. Les détails de chaque expérimentation seront donnés dans les prochains chapitres.

Le chapitre suivant décrit deux expérimentations, à travers lesquelles nous visons à prédire les réactions émotionnelles après deux situations d'activité d'apprentissage à distance (l'obtention de la note dans un test d'évaluation et la rétroaction du tuteur).

Chapitre 4. Prédiction de la Réaction Émotionnelle de l'Apprenant pour un STI

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous cherchons à prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant à la suite d'un évènement émotionnel. Dans le cadre de cette thèse, nous nous limitons seulement à deux évènements émotionnels, à savoir : l'obtention de la note dans un test d'évaluation et la rétroaction du tuteur. Pour atteindre cet objectif, nous avons développé deux expérimentations. La première visait à collecter des données qui ont servi à prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant après avoir connu sa note. La seconde avait pour but de collecter des données qui ont servi à prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant après rétroaction du tuteur.

Ce chapitre est organisé comme suit : dans la première section, nous présentons les différentes étapes permettant de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant à la suite de l'obtention de la note. Dans la deuxième section, nous exposons de la même manière les différentes étapes à suivre pour la prédiction de la réaction émotionnelle de l'apprenant à la suite de la rétroaction du tuteur. Nous commençons alors dans les deux sections par exposer l'étude expérimentale en décrivant l'échantillon obtenu ainsi que le matériel utilisé et en détaillant la procédure expérimentale. Ensuite, nous fournissons l'analyse descriptive visant à identifier les variables les plus prometteuses pour nos données. Enfin nous présentons une analyse prédictive des données visant à déterminer si l'un des classifieurs est statistiquement meilleur que les autres.

4.2 Prédiction de la réaction émotionnelle à la suite de l'obtention de la note

4.2.1 Étude expérimentale et méthodologie

À travers cette expérimentation, nous cherchons à prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant suite à l'obtention d'une note dans un test d'évaluation en ligne portant sur

des attributs personnels (*p. ex.*: sexe, personnalité, etc.) et non-personnels (*p. ex.*: note obtenue, note attendue). Les données collectées serviront à tester plusieurs classifieurs afin de choisir finalement le classifieur le plus performant. Les classifieurs ainsi retenus permettront de produire un bon modèle de prédiction de la réaction émotionnelle de l'apprenant. Ce travail a été présenté dans (Chaffar et al., 2006, Chaffar and Frasson 2007, Chalfoun et al., 2006).

(a) Description de l'échantillon

L'échantillon sur lequel porte notre expérience se décompose en 95 hommes et 92 femmes, soit un total de 187 personnes de différents âges et nationalités. Ces personnes ont participé bénévolement à cette expérience. Nous avons envoyé des invitations incluant l'URL du site web de l'expérience aux différents forums et groupes de discussion en respectant les règlements et les conditions d'admissibilité. Afin d'assurer la validité des données, plusieurs mesures ont été prises :

1. Nous avons ciblé des groupes d'individus ayant de l'intérêt pour la présente expérience ce qui permet de réduire le biais systématique. Nous avons ainsi envoyé des invitations à des groupes d'enseignement à distance, des groupes de sport, des groupes d'astronomie, etc.
2. Nous avons expliqué aux participants les objectifs de recherche visés par cette expérience ainsi que les différentes étapes de l'expérience.
3. Nous avons rassuré les participants de la confidentialité des réponses fournies dans l'expérience.
4. Nous avons demandé aux participants de lire attentivement chaque instruction et de fournir soigneusement les réponses parce que celles-ci comptent beaucoup pour notre recherche.

5. Le test de personnalité utilisé dans cette étude expérimentale comporte des questions équivalentes pour vérifier si le participant est de bonne foi, c'est-à-dire s'il fournit la même réponse aux deux questions (voir annexe D).

(b) Matériel et logiciel expérimentaux

Le participant a besoin seulement d'un ordinateur et d'une connexion Internet pour accéder au site web de l'expérience.

Concernant la prédiction, nous avons opté pour le logiciel Weka dont les fonctionnalités ont été présentées dans le chapitre précédent.

(c) Procédure expérimentale

L'expérimentation est divisée en quatre étapes principales illustrées à la figure 18.

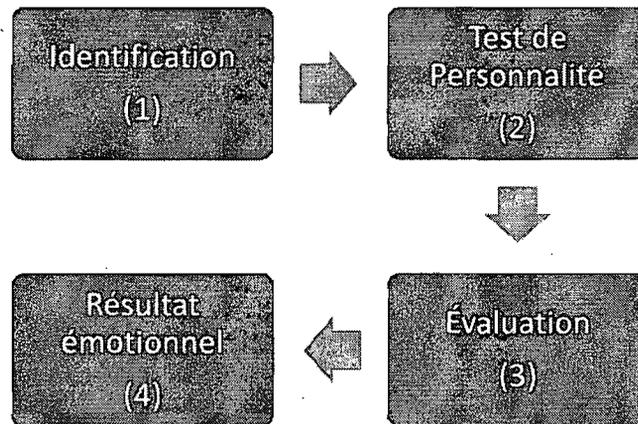


Figure 18. Le processus expérimental pour la première expérience

Les différentes étapes du processus expérimental sont décrites ci-après :

(1) Identification

Dans cette étape le participant est invité à s'identifier en fournissant des informations personnelles à savoir : son âge, son sexe, son pays et son nom.

(2) Test de personnalité

L'objectif de la deuxième étape, qui vient juste après l'identification, est de trouver la personnalité de l'apprenant en utilisant le "Abbreviated form of the Revised Eysenck Personality Questionnaire", désigné par *EPQR-A* (Francis et al., 1992). *EPQR-A* est un test de personnalité composé de 24 questions permettant d'identifier la personnalité d'un sujet parmi un ensemble de traits de personnalité ("Psychoticism", "Extraversion", "Neuroticism", et "Lie Scale"). Les personnes extraverties sont actives et sont connues par leur comportement bavard. Elles sont caractérisées par les émotions positives (Larsen and Ketelaar, 1991). Cependant, les névrotiques sont caractérisées par les niveaux élevés des émotions négatives (Larsen and Ketelaar, 1991). Des personnes avec des niveaux de névrosisme élevés sont facilement affectées par l'atmosphère environnante, s'inquiètent facilement, s'énervent très vite et se découragent facilement. Les psychotiques sont caractérisées par la non-conformité, l'hostilité, la colère et l'impulsivité. Les personnes avec des niveaux élevés de "Lie Scale" sont des personnes agréables qui respectent généralement les lois dans la société.

Chaque question du *EPQR-A* est reliée à une personnalité spécifique. Par exemple, la première question est reliée à la personnalité "Neuroticism" (N). Si l'apprenant répond par oui à cette question, son score de N est incrémenté de 1. La deuxième question du *EPQR-A* est reliée à la personnalité "Extraversion" (E). Si l'apprenant répond par oui à cette question, cette fois-ci c'est son score de E qui est incrémenté de 1, nous appliquons le même principe pour le reste des questions. À la fin, les quatre scores (P, E, N, L) sont comparés et le plus grand score représente la personnalité de l'apprenant. La valeur la plus élevée des quatre traits mesurés est considérée comme le trait prédominant de la personnalité de l'apprenant.

(3) Évaluation

La troisième partie de l'expérimentation consiste en un questionnaire à choix multiples comportant 10 questions dans six catégories de sujets différents, tels que

l'intelligence émotionnelle, le sport, l'astronomie, etc. Tout d'abord, l'apprenant est invité à choisir la catégorie désirée pour le questionnaire. Ces tests quasi ludiques ont montré leur efficacité à améliorer la motivation et l'engagement des participants (Barab et al., 2005, Virvou and Kationis, 2008). Les questions sont présentées une par une. Une réponse doit être donnée à chaque question avant de passer à la prochaine. Chaque réponse correcte vaut 1 point et chaque réponse incorrecte vaut 0. À la fin du questionnaire, l'apprenant est invité à entrer la note qu'il espère avoir sur une échelle de zéro à dix. La présente partie de l'expérimentation place l'apprenant dans un état de croyance. Les croyances de l'apprenant peuvent être mesurées par la probabilité qu'il pense avoir réussi dans le test d'évaluation.

(4) Résultat émotionnel

Dans la quatrième étape de l'expérimentation, nous présentons à l'apprenant la note obtenue suite au test d'évaluation ainsi que la note qu'il espérait avoir (voir figure 19).

Le but de cette partie est d'obtenir la réaction émotionnelle de l'apprenant suite aux résultats obtenus.

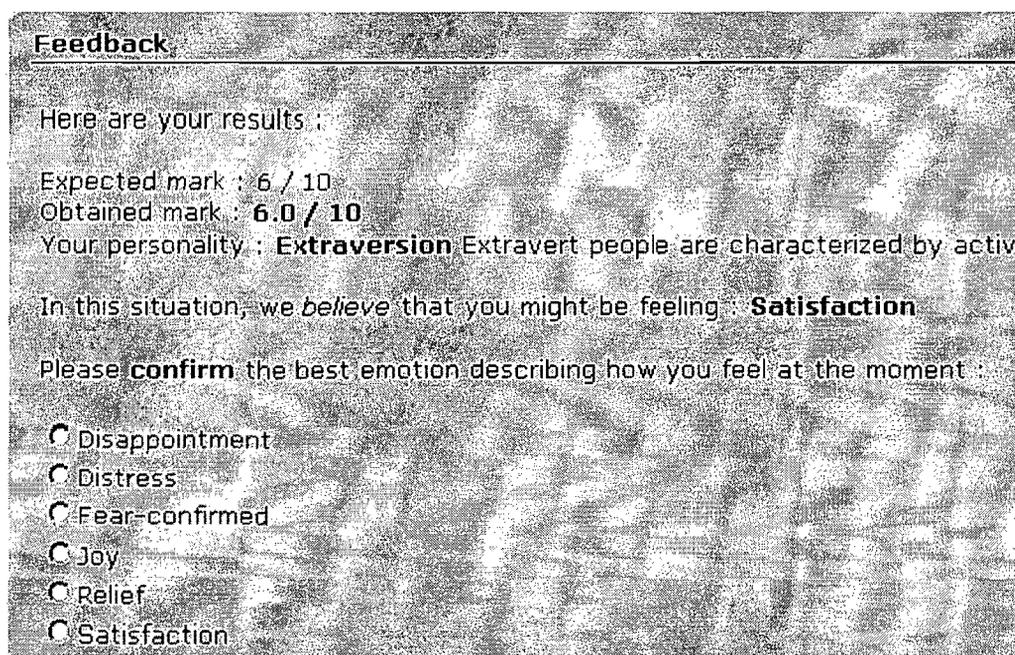


Figure 19. Interface représentant l'étape 4 de l'expérience

Le modèle *OCC* (*Ortony, Clore et Collins*) est utilisé dans cette expérience pour mettre à la disposition des apprenants un ensemble approprié et spécifique d'émotions dont ils sont capables d'éprouver au cours de cette étape. Nous avons retenu le fait que l'apprenant peut ressentir de la déception, de la tristesse, de la joie, du soulagement, de la satisfaction ou de la crainte. La note de passage est de 5 sur 10. Une note obtenue supérieure ou égale à 5 est considérée comme un succès tandis qu'une note inférieure à 5 est considérée comme un échec. La réaction émotionnelle prédite dépend non seulement de la réussite ou de l'échec au test d'évaluation, mais aussi de la croyance au succès ou à l'échec de la part de l'apprenant comme il est indiqué par le modèle *OCC* (*Ortony et al., 1988*).

4.2.2 Analyse des résultats

Notre but principal, à travers l'expérimentation décrite ci-dessus, était d'utiliser des données réelles pour prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant suite aux résultats obtenus dans un test d'évaluation en ligne, en utilisant une technique d'apprentissage automatique.

Nous présentons dans ce qui suit une analyse descriptive des résultats obtenus ainsi qu'une analyse prédictive des données.

(b) Analyse descriptive

Une fois les données incomplètes et biaisés éliminés, nous avons retenu 130 observations (instances). Les observations ainsi obtenues serviront à alimenter les algorithmes d'apprentissage automatique. Les effectifs de ces observations, groupés par la personnalité, sont présentés dans le tableau 4 ci-dessous.

Tableau 4. Effectif d'observations par personnalité

Personnalité	F	M	Total
“Extraversion”	28	31	59
“Lie Scale”	23	13	36
“Neuroticism”	13	10	24
“Psychoticism”	0	12	12
Total	64	66	130

Chaque instance de données est composée des valeurs des quatre attributs d'entrée (sexe, personnalité, un booléen indiquant si la note obtenue est supérieure ou égale à la moyenne, un booléen indiquant si la note obtenue est supérieure ou égale à la note espérée) et d'un attribut de sortie (*predictEmotion*) représentant l'émotion ressentie. Les deux premiers attributs sont directement liés à l'apprenant. Les deux derniers sont liés à sa performance lorsqu'il a passé le test d'évaluation (la troisième partie de l'expérience). Les données relatives aux deux attributs booléens sont indiquées dans les tableaux 5 et 6 et sont regroupées par personnalité.

Tableau 5. Personnalité et note de passage

Personnalité des apprenants	L'apprenant a réussi l'évaluation	
	<i>Oui</i>	<i>Non</i>
<i>“Extraversion”</i>	44	15
<i>“Lie Scale”</i>	26	10
<i>“Neuroticism”</i>	16	7
<i>“Psychoticism”</i>	7	5
<i>Total</i>	93	37

Comme il est indiqué dans le tableau ci-dessus, nous avons obtenu un total de 93 participants qui ont réussi dans le test d'évaluation en ligne, tandis que ceux qui n'ont pas réussi sont au nombre de 37. Ceci s'explique par le fait que chaque participant a eu l'occasion de choisir le domaine dans lequel il veut être évalué. Notre objectif était de retenir seulement des participants intéressés et motivés pour passer le test afin d'obtenir des données plus crédibles. Le tableau ci-dessous montre la répartition des participants ayant des notes meilleures à celles attendues.

Tableau 6. Personnalité et note souhaitée

Personnalité des apprenants	L'apprenant a obtenu une note meilleure à celle attendue	
	<i>Oui</i>	<i>Non</i>
<i>"Extraversion"</i>	22	37
<i>"Lie Scale"</i>	10	26
<i>"Neuroticism"</i>	11	12
<i>"Psychoticism"</i>	5	7
<i>Total</i>	48	82

Nous présentons dans ce qui suit un histogramme montrant les caractéristiques principales de la distribution des données selon l'attribut de sortie. L'émotion satisfaction est le caractère le plus fréquent (correspond au mode). L'attribut de sortie représente la réaction émotionnelle de l'apprenant que l'on veut prédire suite à l'obtention de la note (voir figure 20).

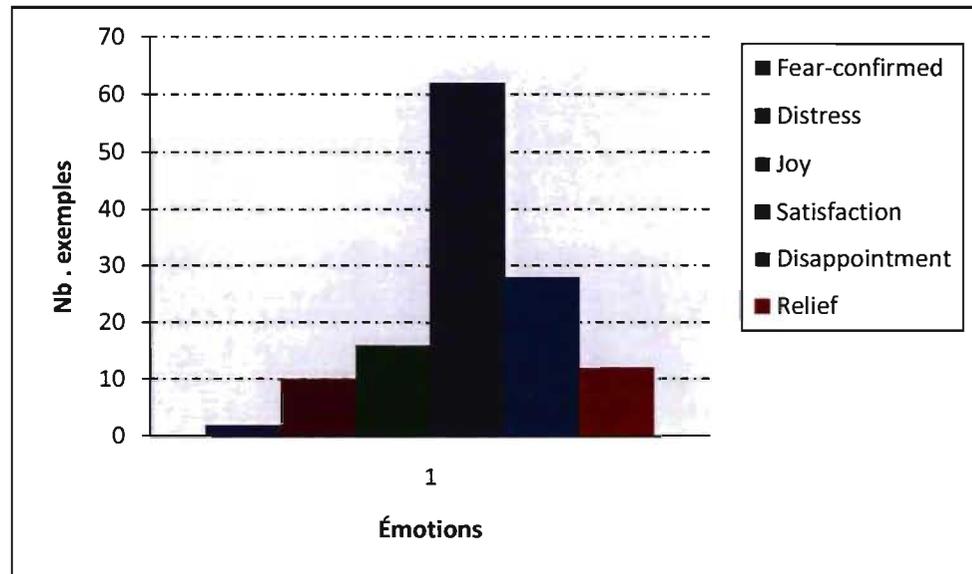


Figure 20. Nombre d'observations par émotion

Nous rappelons que tous les attributs cités ci-haut sont choisis sur des bases théoriques. Nous désirons dans la section suivante raffiner ces choix pour sélectionner les attributs les plus pertinents de notre analyse, à savoir, la prédiction de la réaction émotionnelle de l'apprenant suite à l'obtention de la note dans un test d'évaluation en ligne. Une analyse descriptive des données s'avère alors primordiale.

L'analyse statistique descriptive porte sur trois catégories :

(1) L'analyse uni-variée : l'intérêt est porté ici à l'étude de la distribution des données par rapport à une variable bien précise.

(2) L'analyse bi-variée : permet d'étudier les dépendances pouvant exister entre deux variables.

(3) L'analyse multi-variée : permet d'étudier les dépendances entre plusieurs variables.

Dans ce travail de recherche, l'accent est mis sur l'analyse bi-variée car nous cherchons à identifier les variables pertinentes pour la prédiction de la réaction

émotionnelle et d'analyser les liens de dépendance susceptibles d'exister entre les variables de chaque couple.

Il existe différentes méthodes permettant d'identifier les liens de dépendance entre les variables. Nous pouvons retenir entre autres le gain d'information qui peut-être défini de la sorte :

$$I(X, Y) = \sum_{y \in Y} \sum_{x \in X} P(x, y) \log \frac{P(x, y)}{P(x)P(y)};$$

Si $I(X, Y)$ est égal à 0 les variables X et Y sont alors indépendantes. Cependant, si $I(X, Y)$ est égal à 1 ces variables sont dépendantes.

Le logiciel Weka dispose de toute une gamme de fonctionnalités pour sélectionner des attributs en se basant sur des calculs de dépendances entre les variables (gain d'information, Chi-2, etc.). Nous avons appliqué ces différentes méthodes de sélection d'attributs sur chaque couple (attribut, classe). Cela nous a permis de trouver une série d'attributs, que différentes méthodes de sélection jugent utile pour la construction d'un modèle. Par exemple, nous présentons dans le tableau 7 ci-dessous, les dépendances entre les attributs, mesurées à l'aide de la métrique du gain d'information.

Tableau 7. Relation de dépendance par gain d'information entre les attributs

Attributs	<i>Sexe</i>	<i>Personnalité</i>	<i>Sup_moyenne</i>	<i>Sup_noteEspérée</i>
<i>Personnalité</i>	0,110			
<i>Sup_moyenne</i>	0	0.030		
<i>Sup_noteEspérée</i>	0	0.022	0.025	
<i>Émotion_finale</i>	0.037	0.147	0.236	0.409

Le tableau ci-dessus présente les dépendances bi-variées calculées à l'aide du gain d'information. *Sup_moyenne* et *Sup_noteEspérée* sont des variables booléennes permettant d'indiquer, respectivement, si la note obtenue est supérieure ou égale à la moyenne et si la note obtenue est supérieure ou égale à la note espérée. Nous remarquons dans le tableau 7, ci-dessus, que la valeur du gain d'information entre la classe *Émotion_finale* et l'attribut *Sexe* est très faible et tend vers 0. Cependant, les autres attributs (*Personnalité*, *Sup_moyenne*, *Sup_noteEspérée*) ont des relations de dépendances significatives avec la classe *Émotion_finale* par la mesure de gain d'information ($I > 0.100$). La majorité des autres méthodes montrent une dépendance faible entre l'attribut *Sexe* et la classe *Émotion* en conformité avec les résultats obtenus (suite à l'utilisation de la méthode de sélection d'attribut par gain d'information). Ce résultat confirme les recherches entamées par (Robinson et al., 1998, Vrana and Rollock, 2002) qui affirme que les hommes et les femmes ne diffèrent pas dans leurs réponses émotionnelles à un évènement. Ainsi, l'attribut *Sexe* n'est pas pertinent pour la prédiction de la réaction émotionnelle, nous avons alors décidé de l'éliminer dans l'analyse prédictive des données. Celle-ci vise à trouver un modèle prédictif efficace permettant de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant en se basant sur les attributs sélectionnés (*Personnalité*, *Sup_moyenne*, *Sup_noteEspérée*) dans l'analyse descriptive. L'analyse bi-variée nous a permis de sélectionner les attributs les plus informatifs. Il s'agit donc d'établir une analyse prédictive pour nos données afin de trouver un modèle efficace pour la prédiction de la réaction émotionnelle de l'apprenant à la suite de l'obtention de la note.

(c) Analyse prédictive

Notre objectif est de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant à la suite de l'obtention de la note. Pour cela, nous avons utilisé au début un premier échantillon d'apprentissage pour entraîner et tester différents algorithmes de classement, où la classe à prédire prend des valeurs d'émotions spécifiques {soulagement, joie, satisfaction, déception, tristesse, peur-confirmée}. L'entraînement et le test de ces différents algorithmes

de classement ont été réalisés à l'aide du logiciel Weka. Ce logiciel dispose d'un ensemble d'algorithmes préalablement implémentés (arbre de décision, classifieurs bayésiens, etc.) qui permettent de générer des modèles de classification à partir d'un ensemble de données sous forme d'entrée/sortie. Ces données ont été formatées dans le format *ARFF* exigé par le logiciel Weka (voir figure 41 de l'annexe B).

Nous avons étudié deux paradigmes de modélisation : les arbres de décision et les classifieurs bayésiens. Nous avons alors, comparé quatre algorithmes de classement : *ID3* et *J48* (une version de l'algorithme *C4.5*) pour les arbres de décision et *NaiveBayes* (classifieur naïf de Bayes) et *BayesNet* (réseau bayésien naïf augmenté par un arbre) pour les classifieurs bayésiens. La comparaison des résultats relatifs à l'utilisation des quatre algorithmes a montré que l'algorithme *ID3* a le meilleur taux de bon classement (60 %) par la méthode de validation croisée *one-leave-out* concernant ce premier échantillon. L'histogramme représenté à la figure 21 montre la matrice de confusion obtenue par application de l'algorithme *ID3* sur le premier échantillon de données. L'axe horizontal représente le classement des résultats de chaque réaction émotionnelle.

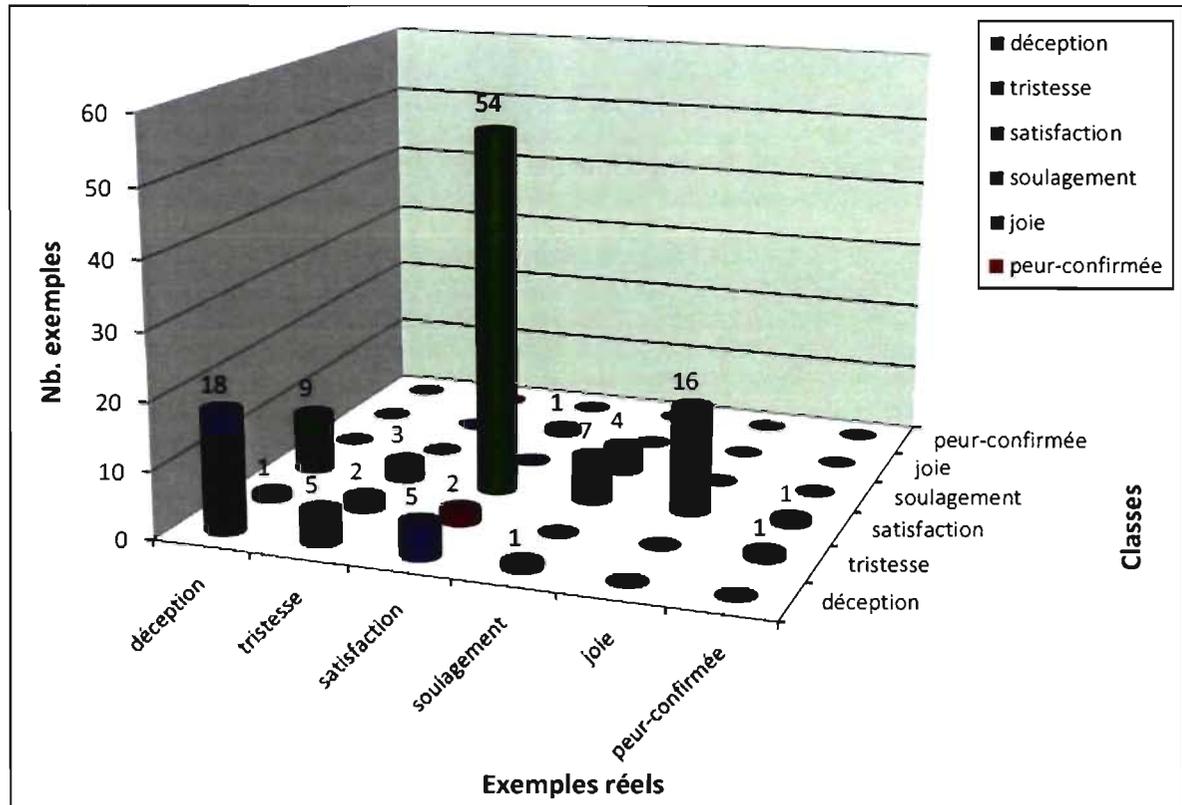


Figure 21. Matrice de confusion obtenue par application de l'algorithme *ID3* sur les données dans le cas où la classe est représentée par des émotions spécifiques.

D'après la matrice de confusion représentée dans la figure ci-dessus, la satisfaction et la déception sont les émotions les mieux classées par l'algorithme *ID3* avec des taux de *F-Measure* respectifs de 0.632 et de 0.711. Toutefois, pour les autres émotions, nous n'avons pas eu de bons résultats à cause probablement du nombre réduit de données utilisées pour cette étude. C'est la raison pour laquelle nous avons pensé regrouper les émotions spécifiques en deux groupes : émotions positives et émotions négatives.

Une fois les quatre algorithmes entraînés sur le premier échantillon où la classe prend des valeurs d'émotions spécifiques, nous avons regroupé ces émotions en deux classes positives et négatives en créant ainsi un deuxième échantillon d'apprentissage (voir figure 42 de l'annexe B). Pour chaque échantillon, nous avons comparé les quatre

algorithmes de classement mentionnés plus haut, à l'aide du taux de bon classement obtenu par validation croisée de *leave-one-out* (voir tableau 8). Le but de cette étude comparative est de s'interroger sur la qualité des deux échantillons pour la prédiction et de retenir ainsi le meilleur des deux.

Tableau 8. Comparaison des deux échantillons à l'aide du taux de bon classement (%).

Ensemble de données	ID3	J48	NaiveBayes	BayesNet
<i>Émotions spécifiques</i>	60	52.31	59.23	59.23
<i>Émotions selon valence</i>	86.15	81.54	76.15	78.46

D'après le tableau ci-dessus, il est mieux d'utiliser le deuxième échantillon dont la classe prend des valeurs de valence (positive et négative) pour la prédiction de la réaction émotionnelle. Les résultats obtenus montrent une amélioration considérable du taux de bon classement pour tous les classifieurs en utilisant le deuxième échantillon. Nous avons aussi effectué une comparaison des deux échantillons à l'aide d'un t-test. Les résultats du test ont montré que le deuxième échantillon est statistiquement meilleur que le premier par le taux de précision (bon classement) à un niveau de confiance de 95%. Le deuxième échantillon est suffisant pour déterminer la classe d'appartenance de la réaction émotionnelle de l'apprenant. Ceci nous a permis de détecter à quel moment l'apprenant serait dans un état émotionnel négatif pour que le tuteur intervienne avec une action correctrice.

En règle générale un classifieur peut commettre deux types d'erreurs de classement pour de nouveaux exemples. Il peut, par exemple, classer des réactions émotionnelles positives dans la classe négative ou classer des réactions émotionnelles négatives dans la classe positive. Ces deux types d'erreurs posent un problème sérieux quant à l'intervention du tuteur. Le deuxième type d'erreurs est plus critique puisque le tuteur intervient pour améliorer une réaction émotionnelle négative alors qu'en réalité elle est positive. Par conséquent, le tuteur virtuel peut paraître "idiot" devant l'apprenant et le système perd sa

crédibilité. C'est la raison pour laquelle il est très important d'étudier les différents cas de classement possibles pour les deux classes de réactions émotionnelles (voir tableau 9).

Tableau 9. Les quatre cas de classement de la réaction émotionnelle

Exemple \ Classe prédite	<i>Positive</i>	<i>Négative</i>
<i>Positif</i>	Vrai positif	Faux négatif
<i>Négatif</i>	Faux positif	Vrai négatif

Le tableau ci-dessus récapitule les quatre cas de classement possibles de la réaction émotionnelle :

- (1) La réaction émotionnelle de l'exemple est positive et le classifieur l'affecte à la classe positive : c'est un vrai positif.
- (2) La réaction émotionnelle de l'exemple est positive, mais le classifieur se trompe et l'affecte dans une classe négative : c'est un faux négatif.
- (3) La réaction émotionnelle de l'exemple est négative, mais le classifieur la range dans la mauvaise classe positive : c'est un faux positif.
- (4) La réaction émotionnelle de l'exemple est négative et le classifieur l'affecte à la bonne classe négative : c'est un vrai négatif.

Dans le cas (1) et (4), le classifieur fait des bons classements, mais il se trompe pour les cas (2) et (3).

Afin d'évaluer la performance des quatre classifieurs (*ID3*, *J48*, *NaiveBayes* et *BayesNet*) pour chacune des deux classes (positive et négative), nous avons calculé des mesures de *précision* et de *rappel*.

- La mesure de *précision* pour la classe positive est calculée à l'aide de la formule :

$$précision = \frac{VP}{VP + FP};$$

où *VP* est le nombre de vrais positifs et *FP* est le nombre de faux positifs.

- La mesure de *précision* pour la classe négative est calculée à l'aide de la formule :

$$précision = \frac{VN}{VN + FN};$$

où *VN* est le nombre de vrais négatifs et *FN* est le nombre de faux négatifs.

- La mesure de *rappel* pour la classe positive est calculée à l'aide de la formule :

$$rappel = \frac{VP}{VP + FN};$$

où *VP* est le nombre de vrais positifs et *FN* est le nombre de faux négatifs.

- La mesure de *rappel* pour la classe négative est calculée à l'aide de la formule :

$$rappel = \frac{VN}{VN + FP};$$

où *TP* est le nombre de vrais positifs et *FN* est le nombre de faux négatifs.

Les quatre algorithmes ont été alors évalués afin de déterminer celui qui réalise la meilleure performance pour la tâche de classification de la réaction émotionnelle à la suite de l'obtention de la note (voir tableau 10).

Tableau 10. Comparaison des différents algorithmes de classement à l'aide du taux de précision et de rappel

Classes	<i>ID3</i>		<i>J48</i>		<i>NaivesBayes</i>		<i>BayesNet</i>	
	<i>Précision</i>	<i>rappel</i>	<i>précision</i>	<i>rappel</i>	<i>précision</i>	<i>rappel</i>	<i>précision</i>	<i>rappel</i>
Positive	0.876	0.934	0.813	0.956	0.783	0.912	0.806	0.912
Négative	0.818	0.692	0.826	0.487	0.667	0.41	0.704	0.487

Nous rappelons que le tuteur intervient lorsque l'émotion de l'apprenant est négative pour la réguler visant ainsi à favoriser des bonnes conditions émotionnelles d'apprentissage. Le tuteur va alors intervenir selon l'émotion prédite par l'application d'un algorithme d'apprentissage automatique. Comme nous l'avons déjà dit plus haut, si la réaction émotionnelle prédite est négative (c'est-à-dire classé négative) alors qu'elle est en réalité positive, le tuteur va intervenir d'une façon à vouloir inutilement changer l'émotion de l'apprenant. Cette erreur d'appréciation est considérée comme critique puisque le tuteur pourrait perdre sa crédibilité vis-à-vis de l'apprenant. Pour cela, nous nous sommes focalisés sur la mesure de précision de la classe négative et la mesure de rappel de la classe positive. Plus la précision de la classe négative est importante, plus il y'aurait des exemples négatifs classés comme négatifs et le tuteur intervient plus efficacement. De même pour la classe positive, plus le rappel est intéressant, moins il y'aurait des exemples positifs classés comme négatifs et le tuteur va faire moins d'interventions fausses. Nous cherchons alors à maximiser ces deux mesures afin que l'intervention du tuteur soit la plus fiable.

D'après le tableau ci-dessus, l'algorithme *J48* a le plus grand taux de précision de la classe négative et le plus grand taux de rappel de la classe positive. De plus, nous avons effectué une comparaison à l'aide d'un t-test. Les résultats du test ont montré que l'algorithme *J48* est statistiquement meilleur que l'algorithme *NaiveBayes* au niveau de confiance de 95% en se basant sur le taux de précision (bon classement). Cependant, il n'y

a pas de différence statistiquement significative entre *J48* et *ID3* et entre *J48* et *BayesNet* non plus. Concernant l'algorithme *ID3*, il est statistiquement meilleur que les algorithmes *NaiveBayes* et *BayesNet*. Cependant, avec l'algorithme *ID3*, on risque le sur-apprentissage. Il s'avère être préférable d'utiliser un algorithme d'arbre de décision se basant sur la technique d'élagage¹⁰. C'est le cas de l'algorithme *J48* utilisé ici. Afin d'évaluer la performance d'un tel classifieur, il s'agit de le comparer avec la référence de base (*baseline*).

L'échantillon de données que nous avons utilisé est composé de 130 instances avec une distribution de 1 instance de classe négative pour 2 instances de la classe positive. Ainsi la *baseline* est de 70%. La *baseline* représente le pourcentage de la classe modale la plus fréquente (dans ce cas la classe positive) par rapport à l'ensemble des deux classes. Nous remarquons que le taux de bon classement pour l'algorithme *J48* (81.54%) est supérieur à la *baseline* (70%). L'utilisation de cet algorithme nous a permis d'obtenir l'arbre de décision (après élagage) illustré dans la figure 22 ci-après :

¹⁰ Les techniques d'élagage permettent à réduire la longueur et le nombre des branches inutiles des arbres.

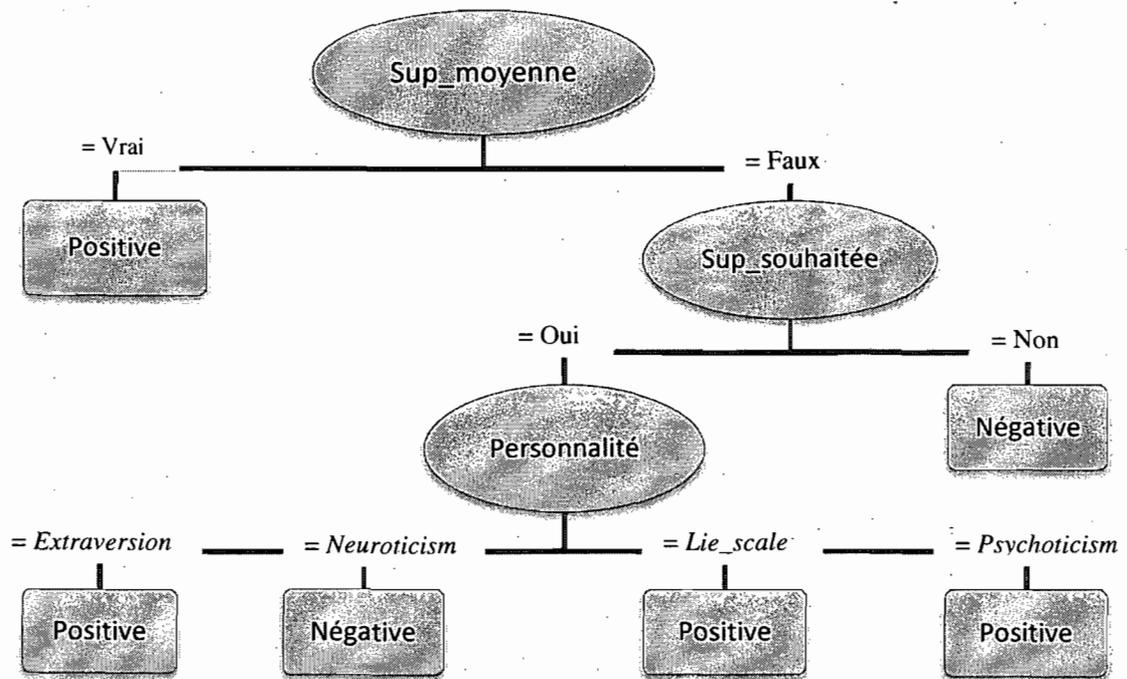


Figure 22. Exemple d'arbre de décision

Cet arbre de décision peut être traduit immédiatement en termes de règles de décision comme suit :

Si la note obtenue est supérieure à la moyenne alors

Réaction_émotionnelle = positive

Sinon

Si la note obtenue est supérieure à la note souhaitée alors

Si personnalité=extraversion ou personnalité=Lie_scale ou personnalité=psychoticism alors

Réaction_émotionnelle = positive

Sinon Réaction_émotionnelle = négative

Sinon Réaction_émotionnelle = négative

4.3 Prédiction de la réaction émotionnelle à la suite de l'intervention du tuteur

Cette deuxième expérience complète l'étude expérimentale précédente visant à prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant après avoir eu sa note dans un test d'évaluation en ligne. Le contexte ici est différent, il s'agit de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant à la suite de la rétroaction du tuteur en utilisant d'une part des traits personnels (*p. ex.*: la personnalité, le degré de motivation, etc.) et d'autre part l'évènement émotionnel (le type de rétroaction du tuteur). Les données ainsi collectées ont servi à entraîner et à tester des algorithmes de classement. Cette étude a fait l'objet de deux publications : (Chaffar et al., 2007, Chaffar and Frasson, 2007).

4.3.1 Étude expérimentale et méthodologie

(a) Description de l'échantillon

125 participants de différents sexes et âges ont participé bénévolement à cette expérience. Des invitations incluant l'URL du site web de l'expérience ont été envoyées aux différents forums et groupes de discussion en respectant les règlements et les conditions d'admissibilité. Afin d'assurer la validité des données, plusieurs mesures ont été prises :

1. Nous avons ciblé des groupes qui ont généralement un intérêt commun avec la présente expérience.
2. Nous avons expliqué aux participants les objectifs de recherche visés par cette expérience ainsi que les différentes étapes de l'expérience.
3. Nous avons rassuré les participants de la confidentialité des réponses fournies dans l'expérience.

4. Nous avons demandé aux participants de lire attentivement chaque instruction et de fournir soigneusement les réponses parce que celles-ci comptent beaucoup pour notre recherche.
5. Le test de personnalité utilisé dans cette étude expérimentale comporte des questions équivalentes pour vérifier si le participant est de bonne foi, c'est-à-dire s'il fournit la même réponse aux deux questions (voir annexe D).

(b) Matériel et logiciel expérimentaux

Pour la présente expérimentation, le participant a besoin seulement d'un ordinateur et d'une connexion Internet pour accéder au site web de l'expérience. De plus, pour cette expérimentation, nous avons utilisé Microsoft agent pour créer un agent tuteur (Microsoft Agent, 1998).

(d) Procédure expérimentale

Cette expérimentation est composée essentiellement de huit étapes principales (voir figure 23).

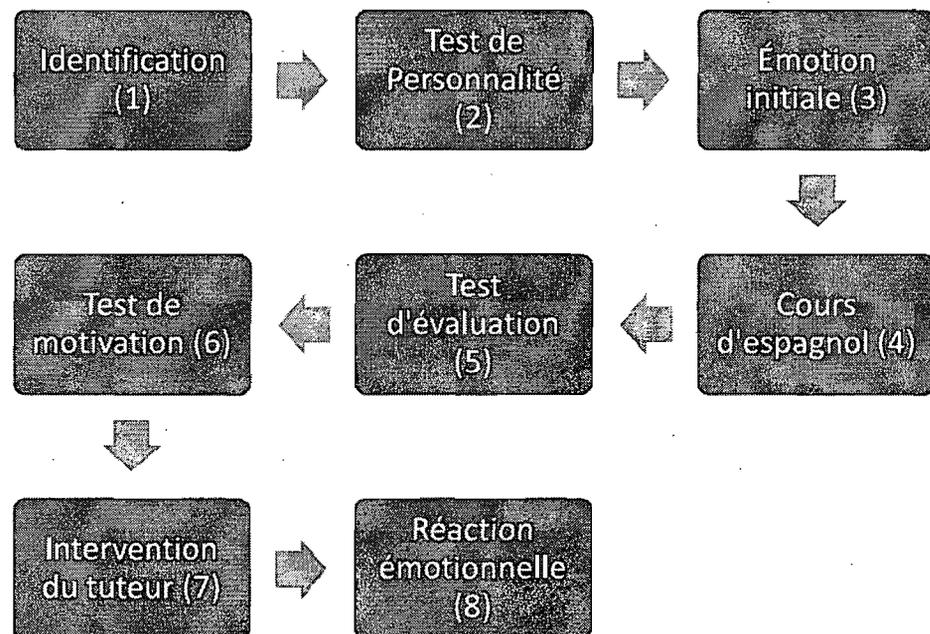


Figure 23. Le processus expérimental pour la deuxième expérience

Nous décrivons les étapes principales du processus expérimental dans ce qui suit :

(1) Identification

Dans cette étape le participant est invité à s'identifier en fournissant des informations personnelles à savoir : son âge, son sexe, son pays, etc.

(2) Test de personnalité

Après s'être identifiés, les participants sont conviés à remplir le questionnaire de personnalité *EPQR-A* (Francis et al., 1992). Comme pour la première expérience, nous avons calculé pour chaque trait de personnalité un score. Le score le plus élevé des quatre traits mesurés est considéré comme le trait prédominant de la personnalité du participant.

(3) Émotion initiale

Dans cette étape, les participants sont invités à choisir leurs émotions courantes parmi un ensemble d'émotions disponibles. L'ensemble d'émotions est choisi à partir du modèle *OCC* (*Ortony, Clore et Collins*). Notre choix des émotions a été fait en se basant sur les émotions résultantes possibles des événements. Dans ce travail, l'événement représente le type de l'intervention du tuteur. Les participants pouvaient également introduire de nouvelles émotions.

(4) Cours d'espagnol

Durant cette étape, nous présentons aux participants un cours d'espagnol en ligne (voir figure 24). Ce cours montre comment le verbe être est conjugué dans la langue espagnole. De plus, nous avons utilisé la technologie d'agent de Microsoft (*Microsoft Agent, 1998*) pour créer le tuteur.

The verbs "Ser" and "Estar"

Welcome Courage

Ready to learn spanish?

Quiz >>>

Ser is a spanish verb which means **to be**. As you can see, it is very irregular.

Yo (I)	Tu (You)	Él, ella, usted (He, She, It)	Nosotros (We)	Ellos, ellas, ustedes (They)
Soy	eres	es	somos	son

Ser refers to things that are an integral part of you, of your identity like: **personality, nationality, physical characteristics, race, gender, origin, identity, profession, events and time**. For example:

	Spanish	English
Personality	Soy simpático.	I am a nice person.
Nationality	Soy mexicano.	I am Mexican.
Physical characteristics	Soy alto y rubio.	I am tall and blonde.
Origin	Soy de Québec.	I am from Québec.
Identity	Soy José Tremblay.	I'm José Tremblay.
Events	La clase de español es a las diez y media de la mañana.	Spanish class is at 10:30 am.

Like **Ser**, the spanish verb **Estar**, also means **to be**. And it is also irregular in form:

Figure 24. Interface montrant le cours d'espagnol

(5) Test d'évaluation

La quatrième étape de l'expérimentation consiste en un test d'évaluation qui est composé de cinq questions à choix multiple au sujet du cours d'espagnol. Chaque réponse correcte à une question vaut un point et chaque réponse incorrecte vaut 0 points.

(6) Test de motivation

Nous présentons aux participants, dans cette étape, un test de motivation appelé "*motivation scale*" (Sunder, 2000). Ce test est composé de dix questions pour vérifier la motivation du participant à la suite des réponses données aux questions à choix multiple. Les participants doivent répondre selon une échelle de Likert de cinq points (fortement en désaccord, en désaccord, neutre, en accord et fortement en accord).

(7) Intervention du tuteur

Durant cette étape, le tuteur présente sa rétroaction selon les réponses de l'apprenant au test de questions à choix multiple. En se basant sur les travaux de Clariana (2000) portant sur la classification des rétroactions, notre tuteur utilise la forme explicative de la rétroaction (Clariana, 1992). Ainsi, pour chaque réponse fautive à une question, le tuteur montre la bonne réponse avec une note d'explication. Ensuite, il peut intervenir négativement (blâmer ou blâmer avec plaisanterie), ou positivement (encourager ou féliciter) ou neutre (ne rien dire). Trois types d'intervention (positive, neutre et négative) sont alors présentés aléatoirement aux participants. Les quatre rétroactions de type positif et négatif sont illustrées dans le tableau 11.

Tableau 11. Les rétroactions du tuteur

Rétroaction du tuteur	Message
Blâmer	Ohh, you're so bad!
Blâmer avec plaisanterie	Ohh, you're so bad, HAHA I'm just kidding. I was even worst the first time; you'll do better the next time!
Encourager	Ohh you're good at this don't give up with Spanish!!
Féliciter	Impressive!! Great Job!

La figure ci-dessous montre un exemple de rétroaction positive du tuteur (voir figure 25).

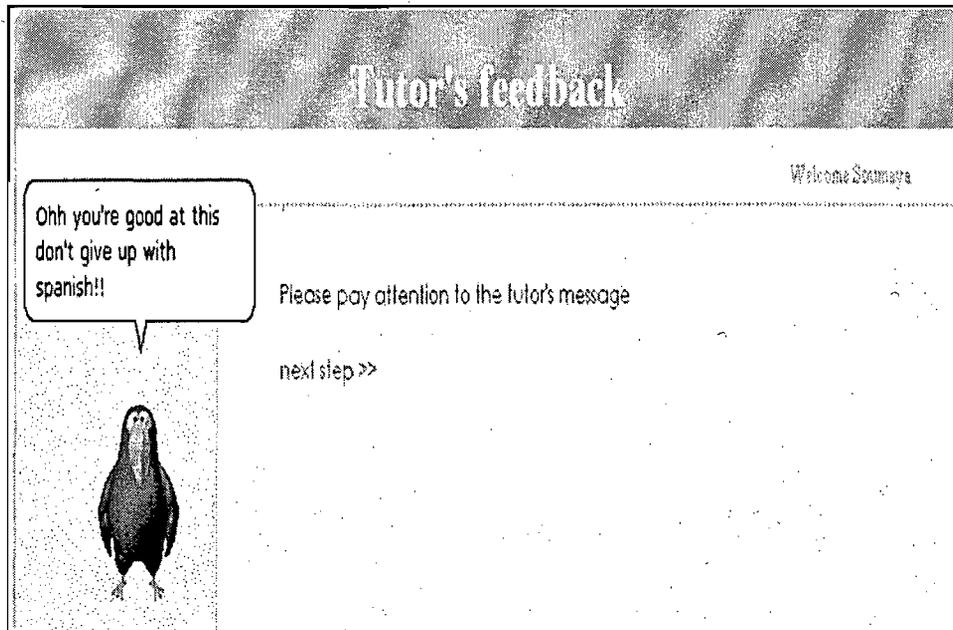


Figure 25. Exemple d'interface montrant la rétroaction du tuteur

(8) Réaction émotionnelle de l'apprenant

Dans cette étape, les participants doivent identifier leur émotion résultante après l'intervention du tuteur. L'ensemble d'émotions utilisé dans cette étape est le même que celui utilisé dans la deuxième étape de la présente expérience.

4.3.2 Analyse des résultats

Notre objectif ici est de sélectionner un classifieur permettant de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant à la suite de la rétroaction du tuteur à partir d'un ensemble d'attributs. Or, afin d'avoir une meilleure connaissance sur les dépendances entre les attributs, nous avons effectué une analyse descriptive sur les données. Cela, nous permet de choisir les attributs pertinents pour l'analyse prédictive.

(a) Analyse descriptive

Après le nettoyage des données, 116 instances seulement ont été utilisées pour entraîner des algorithmes d'apprentissage automatique. Ces données sont composées des

valeurs de quatre attributs d'entrée (*emotion_initiale*, *personnalité*, *intervention*, *motivation*, *sexe*) et d'un attribut de sortie (*emotion_finale*). Ensuite, nous avons effectué un lissage sur les valeurs des attributs (*emotion_initiale* et *emotion_finale*). Par exemple, si un participant a introduit content, comme émotion finale, on la remplace par *happy* puisque les deux émotions appartiennent à la même catégorie. Ce lissage est fondé sur la classification taxonomique de Baron-Cohen qui a classé 412 concepts d'émotions en 24 groupes distincts (El Kaliouby, 2005).

Les données que nous avons collectées dans cette expérimentation sont représentées sur le graphique suivant et sont regroupées par le type de rétroaction utilisé par le tuteur et l'émotion finale (voir figure 26).

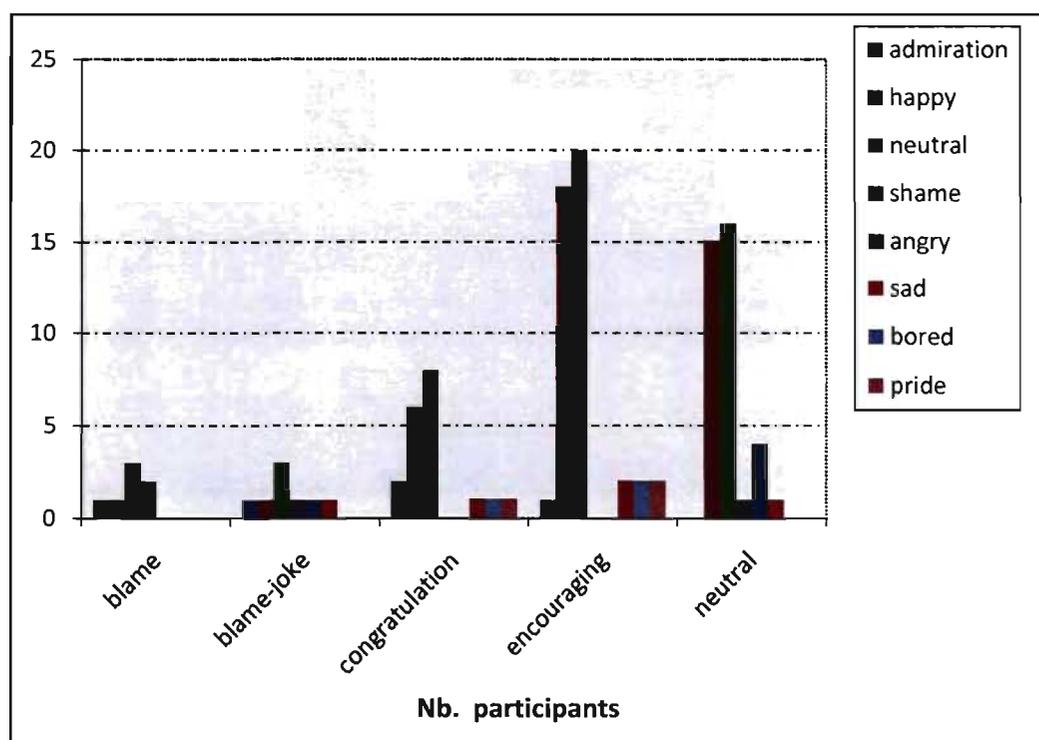


Figure 26. Émotion finale versus le type de rétroaction

D'après cet histogramme, la majorité des participants que nous avons eus ont une émotion finale neutre ou de joie, nous allons voir plus loin que ceci a des répercussions sur les résultats.

Pour étudier les dépendances entre nos attributs, nous calculons le gain d'information pour chaque couple de nos attributs (voir tableau 12).

Tableau 12. Relation de dépendance par gain d'information entre les attributs

Attributs	<i>Personnalité</i>	<i>Émotion_initiale</i>	<i>Intervention</i>	<i>Motivation</i>	<i>Sexe</i>
<i>Émotion_initiale</i>	0,06				
<i>Intervention</i>	0,025	0,2			
<i>Motivation</i>	0,004	0,058	0,007		
<i>Sexe</i>	0,012	0,092	0,031	0,005	
<i>Émotion_finale</i>	0,109	0,408	0,243	0,03	0,094

Comme il est indiqué sur le tableau ci-dessus, l'attribut de l'émotion prédite (*Émotion_finale*) a une bonne relation de dépendance avec presque tous les attributs sauf celui de la motivation et celui représentant le sexe ($I > 0.100$). Ce résultat est confirmé par la majorité des autres méthodes de sélection d'attributs. La dépendance faible trouvée entre le sexe et la réaction émotionnelle confirme les recherches entamées par (Robinson et al., 1998, Vrana and Rollock, 2002) qui affirme que les hommes et les femmes ne diffèrent pas dans leurs réponses émotionnelles à un évènement. De ce fait nous avons éliminé ces deux attributs lors de l'entraînement des algorithmes d'apprentissage supervisé.

(b) Analyse prédictive

Après avoir étudié les dépendances entre les attributs, les 116 données ont servi à entraîner plusieurs algorithmes de classement afin de trouver les algorithmes les plus performants. Nous rappelons qu'un algorithme d'apprentissage automatique est considéré comme performant s'il est capable de produire des hypothèses faisant des bons classements pour des exemples non vus. Pour évaluer la performance d'un algorithme d'apprentissage, il s'agit tout d'abord de diviser l'ensemble d'exemples en deux sous-ensembles disjoints : un sous-ensemble d'entraînement et un sous-ensemble de test. Le sous-ensemble d'entraînement sert à entraîner l'algorithme pour générer une hypothèse et le sous-ensemble de test sert à mesurer le pourcentage d'exemples classés correctement par l'hypothèse. Or, cette technique ne donne de bons résultats que lorsque l'échantillon est très grand puisque la qualité de l'apprentissage augmente avec la taille de l'ensemble d'entraînement. La précision de l'estimation augmente également avec la taille de l'ensemble de test. Généralement quand la taille de l'échantillon est petite, on doit procéder par une validation croisée. De la même manière que l'expérience précédente, nous avons entraîné quatre algorithmes de classement à l'aide du logiciel Weka sur un premier échantillon de données où les réactions émotionnelles sont représentées comme des émotions spécifiques (voir figure 43 de l'annexe B). Nous avons utilisé la validation croisée *leave-one-out* (n est la taille de l'échantillon, ici n est égale à 116) pour évaluer les performances des quatre classifieurs. L'algorithme naïf de Bayes a eu le meilleur taux de bon classement (58.62 %). Ensuite, nous avons pensé subdiviser les émotions finales en deux catégories (négative et positive) visant à obtenir un meilleur échantillon d'apprentissage (voir figure 44 de l'annexe B). L'état neutre est considéré comme une réaction émotionnelle négative puisque le tuteur intervient pour induire une émotion positive chez l'apprenant. Pour ce deuxième échantillon de données, les algorithmes *NaiveBayes* et *BayesNet* ont eu le meilleur taux de bon classement (70.69% pour les deux). Nous avons aussi pensé regrouper les émotions initiales en trois catégories (négative, neutre et positive) ce qui nous a permis d'obtenir un troisième échantillon de données (voir figure

45 de l'annexe B). Un tel échantillon permettra éventuellement d'améliorer la prédiction de la réaction émotionnelle de l'apprenant.

Dans le but de choisir un classifieur performant permettant de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant à la suite de l'intervention du tuteur, nous avons effectué, pour chaque échantillon de données, une étude comparative de quatre algorithmes de classement (*ID3*, *J48*, *NaiveBayes*, *BayesNet*), récapitulée dans le tableau 13 suivant :

Tableau 13. Comparaison des trois échantillons de données à l'aide du taux de bon classement (%).

Échantillon de données	<i>ID3</i>	<i>J48</i>	<i>NaiveBayes</i>	<i>BayesNet</i>
Émotions spécifiques	51.72	57.76	58.62	56.90
Émotions finales selon valence	67.24	68.97	70.69	70.69
Émotions initiales et finales selon valence	66.38	71.55	68.97	68.97

Nous remarquons, d'après le tableau ci-dessus, une amélioration considérable du taux de bon classement pour tous les classifieurs en utilisant le deuxième et le troisième échantillon comparativement au premier. Nous avons adopté dans cette étude comparative la méthode de validation croisée de n blocs *leave-one-out* puisque la taille de l'échantillon est relativement petite (n est égale à 116). Les résultats du t-test visant à comparer les trois échantillons ont montré que :

- Le deuxième échantillon donne des résultats meilleurs statistiquement parlant comparativement au premier avec les algorithmes *ID3*, *J48* et *BayesNet* (à un niveau de confiance de 95%). À un niveau de confiance de 90%, les résultats obtenus à partir du deuxième échantillon sont statistiquement meilleurs que ceux obtenus par le premier avec les quatre algorithmes.

- Les résultats obtenus à partir du troisième échantillon sont statistiquement meilleurs que ceux obtenus par le premier suite à l'utilisation de *ID3* et *J48* (avec un niveau de confiance de 95%).
- Il n'ya pas de différence significative entre les résultats obtenus avec le deuxième échantillon et ceux obtenus avec le troisième échantillon au même niveau de confiance.

D'après le tableau ci-dessus, avec le deuxième échantillon, on a eu des taux de bon classement meilleurs que le troisième échantillon pour trois algorithmes. Ainsi, nous avons utilisé le deuxième échantillon pour prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant après l'intervention du tuteur. Afin de valider les performances des algorithmes pour ce deuxième échantillon par classe de prédiction, nous nous sommes servis des mesures de *précision* et de *rappel*. Nous avons alors comparé différents modèles à l'aide de la méthode de validation *leave-one-out*. Le tableau 14, ci-dessous montre une comparaison entre quatre algorithmes de classement (*ID3*, *J48*, *NaiveBayes*, *BayesNet*) pour les classes d'émotions positive et négative.

Tableau 14. Comparaison entre différents algorithmes de classement à l'aide des mesures de précision et de rappel.

Classes	<i>ID3</i>		<i>J48</i>		<i>NaiveBayes</i>		<i>BayesNet</i>	
	<i>Précision</i>	<i>rappel</i>	<i>précision</i>	<i>rappel</i>	<i>précision</i>	<i>rappel</i>	<i>précision</i>	<i>Rappel</i>
Positive	0.689	0.646	0.651	0.571	0.683	0.571	0.667	0.612
Négative	0.738	0.774	0.712	0.776	0.72	0.806	0.732	0.776

Notre objectif est d'enrichir le tuteur par une réflexion lui permettant d'effectuer moins d'interventions inappropriées, c'est-à-dire dans la majorité des cas, le tuteur

n'intervient que lorsque la réaction émotionnelle de l'apprenant est réellement négative. Or, le tuteur peut se tromper dans deux cas :

- Dans le premier cas, il n'intervient que lorsque la réaction émotionnelle de l'apprenant est réellement négative alors que normalement il devrait intervenir.
- Dans le deuxième cas il intervient avec une action visant à induire une émotion positive alors que réellement elle l'est déjà.

Le premier cas est moins grave que le deuxième, puisque le tuteur dans le deuxième cas pourrait perdre sa crédibilité. On cherche alors à trouver un algorithme de classement ayant la plus grande *précision* de la classe négative et le plus grand *rappel* de la classe positive. En effet, plus la *précision* de la classe négative est importante, plus nous aurons à classer des exemples négatifs comme négatifs et le tuteur intervient plus efficacement. De même pour la classe positive, plus le *rappel* est intéressant, moins nous aurons à classer des exemples positifs comme négatifs et le tuteur va faire moins d'intervention fausse. D'après le tableau 14, nous observons que le classifieur *ID3* possède les plus grands taux de précision pour la classe négative et de rappel pour la classe positive. Par contre, l'utilisation de l'*ID3* pour prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant ne permet pas de couvrir tous les exemples puisque le pourcentage des exemples non classés est de 6.03 %. Ceci veut dire que pour 100 exemples nous avons presque six exemples non classés. Le classifieur *BayesNet* a le deuxième plus grand taux de *précision* pour la classe négative et le deuxième plus grand taux de *rappel* pour la classe positive. Afin d'évaluer la performance d'un tel classifieur, il s'agit de le comparer avec la référence de base (*baseline*).

L'échantillon de données que nous avons utilisé est composé de 116 instances avec une distribution de 67 instances de la classe négative et 49 instances de la classe positive. Ainsi la *baseline* est de 57.75%. La *baseline* représente le pourcentage de la classe modale la plus fréquente (dans ce cas la classe négative) par rapport à l'ensemble des deux classes. Nous remarquons que le taux de bon classement pour l'algorithme *BayeNet* (70.69%) est

supérieur à la *baseline* (57.75%). L'application de *BayesNet* a produit un réseau bayésien dont la variable de sortie est représentée par la racine et les variables d'entrée sont représentées par les feuilles (voir figure 27).

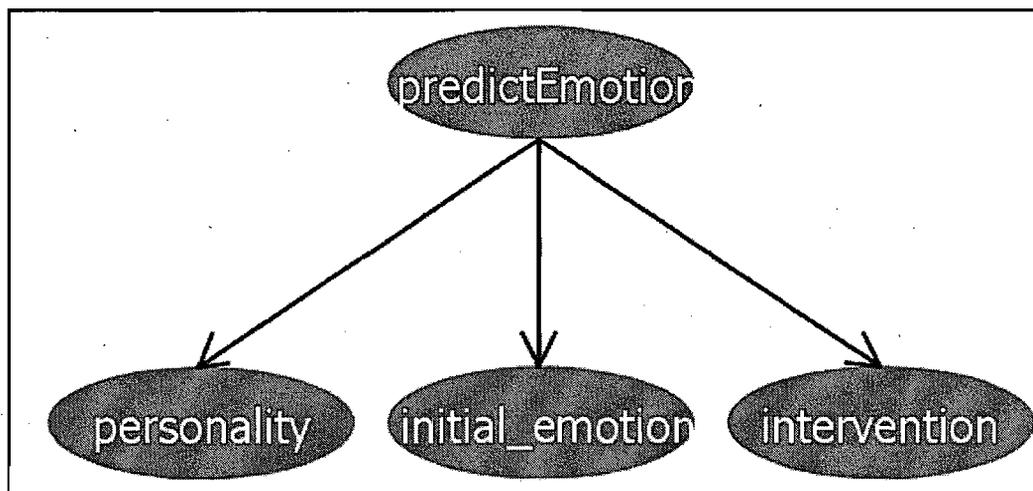


Figure 27. Réseau bayésien obtenu par application de l'algorithme BayesNet

Pour le nœud racine la probabilité à priori est calculée et pour chaque feuille une table de probabilité conditionnelle est construite (CPT : "Conditional Probability Table"). Nous montrons ci-dessous un exemple de table de probabilité conditionnelle pour l'attribut représentant la rétroaction du tuteur (voir tableau 15).

Tableau 15. Exemple de table de probabilité conditionnelle pour la rétroaction du tuteur

$P(t_i / c_j)$	Congratulation	Encouraging	Neutral	Blame	Blame-joke
Positive	0.184	0.417	0.301	0.049	0.049
Négative	0.151	0.353	0.324	0.079	0.094

Le modèle de BayesNet (réseau bayésien naïf augmenté par un arbre) a été évalué à l'aide de la méthode de validation leave-one-out (Vapnik, 1998). Ce classifieur peut prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant avec un taux de précision de 70.69%.

4.4 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons montré à l'aide des expériences comment on peut prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant dans un STI. Notre approche de prédiction a été fondée sur les facteurs causaux de cette réaction (événement, personnalité, etc.). Nous avons alors identifié certains de ces facteurs en étudiant les relations de dépendances entre des attributs individuels et la réaction émotionnelle. Ceci nous a servi à retenir les attributs les plus pertinents pour la prédiction.

À travers deux expériences présentées dans ce chapitre, quatre algorithmes d'apprentissage automatique supervisé (*ID3*, *J48*, *NaiveBayes* et *BayesNet*) ont été entraînés et testés pour prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant.

Pour la première expérience, les résultats du t-test effectué sur les données ont montré que l'algorithme *J48* est le plus adapté pour la prédiction de la réaction émotionnelle de l'apprenant après avoir connu sa note à un niveau de confiance de 95%. *J48* permet de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant (positive ou négative) après avoir connu sa note à 81.54% de précision.

Pour la deuxième expérience, l'algorithme *BayesNet* est le plus adapté statistiquement parlant pour le problème de la prédiction de la réaction émotionnelle de l'apprenant après la rétroaction du tuteur. Il permet de prédire la réaction émotionnelle (positive ou négative) de l'apprenant à un taux de précision de 70.69%.

Chapitre 5. Actions Pédagogiques Émotionnelles d'un Tuteur Virtuel

5.1 Introduction

Dans ce chapitre nous proposons d'induire des émotions positives chez l'apprenant dans un STI. Ainsi nous cherchons à développer une expérience à travers laquelle nous étudions l'effet de certaines actions d'un tuteur virtuel sur l'état émotionnel de l'apprenant.

Ce chapitre est organisé comme suit : Nous commençons dans la section suivante à extraire les émotions favorables à l'apprentissage. La section 5.3 se charge de présenter les corrélations existantes dans la littérature entre les signaux physiologiques et les émotions exprimées en termes de valence et d'intensité. Dans la section 5.4, nous décrivons l'étude expérimentale effectuée, en présentant la procédure utilisée pour collecter des données sur les participants, entre autres, leurs réponses physiologiques. La section 5.5 montre les résultats expérimentaux que nous avons obtenus en appliquant des tests d'analyse de la variance pour étudier l'effet de certaines actions pédagogiques sur l'état émotionnel de l'apprenant.

5.2 États émotionnels favorables pour l'apprentissage

Nous définissons l'état émotionnel optimal comme *un état affectif permettant de maximiser la performance de l'apprenant dans son activité d'apprentissage, telle que la mémorisation, la compréhension, etc.*

Comme l'émotion est étroitement liée au type de personnalité (Larsen and Ketelaar, 1991) et que les gens réagissent différemment dans une activité d'apprentissage selon leur personnalité, l'état émotionnel optimal sera établi en tenant compte de la personnalité de l'apprenant. Ainsi, nous avons conduit une expérimentation pour prédire l'état émotionnel optimal de l'apprentissage selon la personnalité de l'apprenant. Cette étude préalable a

servi comme base pour le développement des actions pédagogiques du tuteur virtuel présenté ci-après. L'échantillon collecté a inclus 149 participants de différents sexes et âges. Des invitations incluant l'URL du site web de l'expérience ont été envoyées aux différents forums et groupes de discussion en respectant les règlements et les conditions d'admissibilité.

Dans cette étude, nous avons demandé aux participants de choisir l'état émotionnel optimal, qui selon eux, maximise leur apprentissage, parmi un ensemble initial d'émotions (voir figure 28).

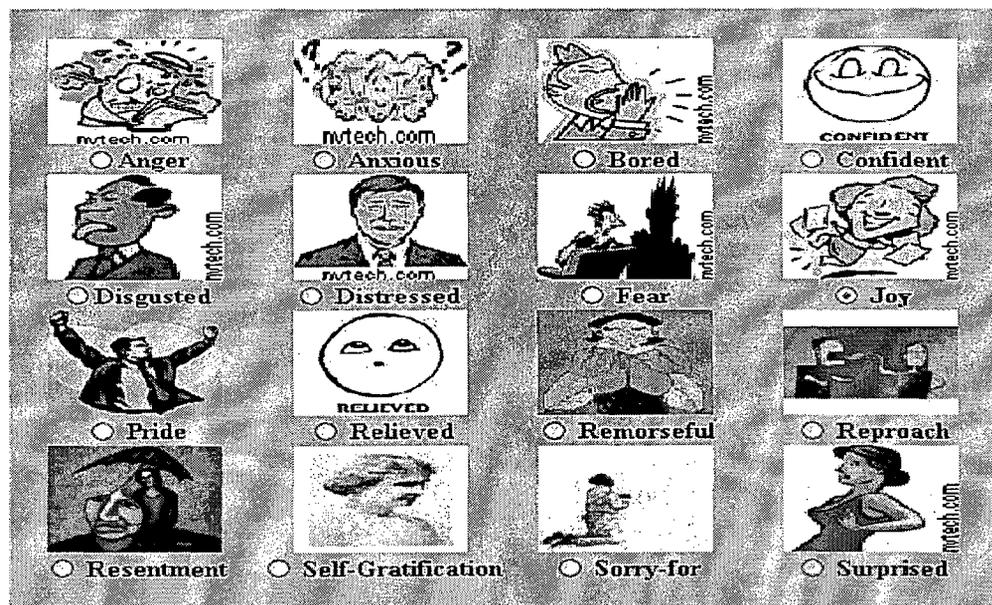


Figure 28. Ensemble d'émotion initial

Les résultats suivants sont par ailleurs présentés dans (Chaffar and Frasson, 2004b, Chaffar and Frasson, 2004c, Chaffar and Frasson, 2004a). Comme le montre la figure 29 ci-après, parmi les seize émotions initiales données aux 149 participants, uniquement treize ont été choisies. Environ, 30 % des participants extravertis ont choisi la joie comme état émotionnel optimal. Alors que presque 32 % des participants qui ont le score le plus élevé dans le " Lie Scale ", ont sélectionné la confiance pour représenter leur état émotionnel optimal. Environ 29 % des participants névrotiques ont trouvé que la fierté est l'état émotionnel optimal pour

l'apprentissage. Finalement, parmi les 149 participants, nous avons pu obtenir six participants psychotiques et environ 50% d'eux ont choisi la joie comme état émotionnel optimal.

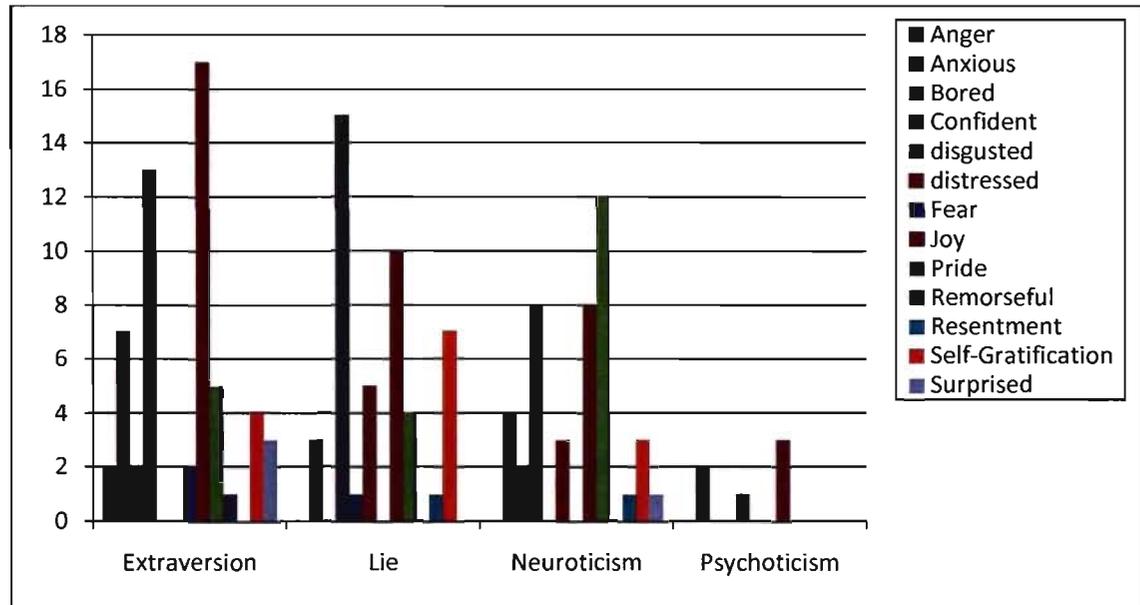


Figure 29. Résultat de l'expérimentation

D'après la figure ci-dessus, la joie représente l'émotion optimale dominante pour les extravertis et les psychotiques, la confiance est l'émotion optimale la plus choisie pour la personnalité "Lie Scale" et la fierté représente l'émotion optimale dominante pour les névrotiques. Nous avons regroupé par la suite les états émotionnels optimaux en deux catégories selon la valence (positive et négative) et nous avons appliqué sur ces données l'algorithme *J48* pour déterminer la catégorie de l'émotion optimale pour chaque personnalité. L'algorithme *J48* permet de prédire la catégorie positive pour toutes les personnalités à 76% de précision. Ces résultats confirment que quelque soit la personnalité, les émotions positives sont préférables aux émotions négatives pour l'apprentissage. Notre objectif est alors d'induire des émotions positives chez l'apprenant quand cela est nécessaire. En conséquence, nous avons développé une expérimentation visant à déceler les effets des actions du tuteur sur des groupes d'apprenants. Des données personnelles et physiologiques des apprenants ont été collectées et seront décrites

plus bas. Dans la section suivante, nous présentons les corrélations existantes dans la littérature entre les signaux physiologiques et les émotions exprimées en termes de valence et d'intensité.

5.3 Signaux physiologiques et émotions

Lorsque nous sommes effrayés habituellement notre cœur bat plus fort, notre respiration devient rapide et peu profonde, notre bouche devient sèche, nos muscles sont tendus, nos paumes deviennent moites, et nous voulons nous enfuir. Le *système nerveux autonome* ou *viscéral* (ANS : *Autonomic Nervous System*) est le responsable de toutes ces modifications corporelles, il donne les ordres au muscle cardiaque, aux muscles lisses et aux glandes exocrines pour réagir automatiquement face à une situation donnée (Haag et al., 2004). Ces modifications corporelles peuvent être mesurées à l'aide de biocapteurs sous forme de signaux physiologiques. Ces derniers ont montré leur efficacité dans la reconnaissance d'émotions par rapport à d'autres moyens externes d'expressions (les expressions faciales, les gestes corporels, etc.) puisqu'ils sont difficiles à contrôler consciemment par les êtres humains (Bosma and Andre, 2004). C'est pour cela que des chercheurs dans le domaine de l'IA et particulièrement dans le domaine des STI s'y intéressent de plus en plus afin de reconnaître automatiquement les émotions de l'apprenant. En fait, l'information émotionnelle peut être décrite par deux dimensions : éveil (*c.-à-d.* excitation) et valence (*c.-à-d.* désirabilité). L'éveil mesure l'intensité d'une émotion (combien un évènement est excitant) tandis que la valence permet de déterminer si une émotion est positive ou négative. Les chercheurs ont essayé d'établir des calculs de corrélation entre quelques signaux physiologiques et des émotions définies en termes de valence et d'éveil (Lang et al., 1993, Picard, 1995), par exemple :

- *EMG (Electromyography)* : Ce signal est utilisé pour refléter l'activité des muscles lisses. Selon des recherches existantes, le signal EMG est corrélé à la valence selon le muscle où il était mesuré. Par exemple, le signal mesuré du muscle zygomatique a une corrélation quadratique positive significative avec la valence, $r = .90$ (Lang et al., 1993), tandis que le signal EMG déduit

du muscle corrugateur varie linéairement négatif avec la valence, $r = -.90$ (Lang et al., 1993). Ce résultat a été confirmé par plusieurs études (Larsen et al., 2003, Hazlett and Benedek, 2007) utilisant différentes formes de stimuli (photos, des vidéos, des mots, des sons, etc.) .

- GSR (*Galvanic Skin Response*) : Ce capteur est utilisé pour mesurer la conductivité de la peau qui est influencée par l'activité des glandes sudoripares. La conductivité de la peau augmente quand la peau transpire. Lang et ses collègues (1993) ont démontré qu'il existe une corrélation linéaire significative entre la conductivité de la peau et l'intensité des émotions, $r = .81$ (Lang et al., 1993).
- HR (*Heart Rate*) : mesure le nombre de battements du cœur par minute. Il existe une corrélation linéaire positive entre le pic du rythme cardiaque et la valence, $r = .76$ (Lang et al., 1993). Cependant d'autres chercheurs comme Hazlett et Benedek affirment que le HR reflète plutôt l'éveil émotionnel (Hazlett and Benedek, 2007). Dans cette étude expérimentale, le rythme cardiaque est dérivé à partir du capteur BVP (*Blood Volume Pulses*).
- RSP (*Respiration*) : permet d'indiquer combien la respiration d'une personne est profonde et rapide. Selon quelques chercheurs le rythme respiratoire est influencé par l'intensité de l'émotion (Prendinger et al., 2003b). D'autres chercheurs comme Haag et ses collègues (2004) affirment qu'une respiration profonde et rapide peut indiquer l'excitation (la colère, la joie, etc.), alors qu'une respiration ralentie et profonde peut exprimer un état de relaxation. Une respiration rapide et peu profonde pourrait manifester une anticipation tendue (la panique, la concentration, etc.) alors qu'une respiration ralenti et peu profonde pourrait indiquer un état passif comme la dépression par exemple (Haag et al., 2004).

Certains chercheurs ont utilisé le modèle valence-éveil de Lang (1995) pour identifier des émotions à partir des signaux physiologiques (Lang, 1995). Predinger, par exemple, a placé quelques émotions dans l'espace valence-éveil comme il est indiqué sur la figure 30 ci-dessous (Predinger et al., 2003a).

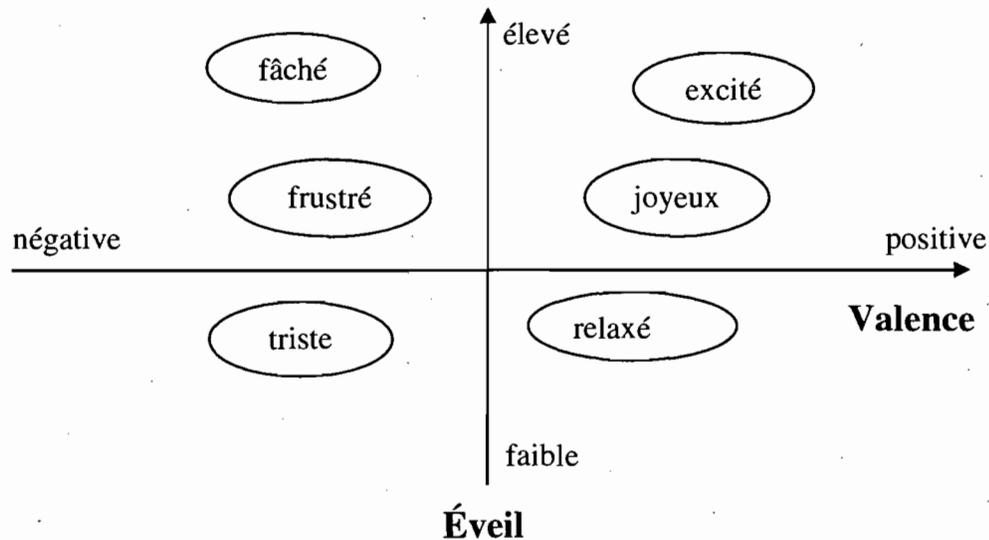


Figure 30. Quelques émotions placées dans l'espace valence-éveil (Predinger et al., 2003a)

La section suivante décrit les données que nous avons, comment nous les avons obtenues et comment nous les avons utilisées pour atteindre notre deuxième objectif de recherche. Certains résultats de cette étude sont présentés dans (Chaffar et al., 2009, Benadada et al., 2008b, Benadada et al., 2008a).

5.4 Étude expérimentale et méthodologie

5.4.1 Description de l'échantillon

Dans cette étude expérimentale, l'échantillon est constitué de 29 participants volontaires âgés entre 22 et 40 ans ($M = 31$ ans, $SD = 9$). Ces derniers sont tous des

étudiants gradués en informatique à l'université de Montréal qui possèdent des connaissances de base sur les structures de données.

5.4.2 Matériel et logiciel expérimentaux

(a) Matériel expérimental

Dans cette expérience, nous avons utilisé deux ordinateurs : le premier sert au participant pour accéder au site web de l'expérimentation et le deuxième sert au chercheur pour placer des marqueurs dans le logiciel d'enregistrement lorsque des événements arrivent et aussi pour enregistrer les signaux physiologiques du participant. Nous avons également utilisé des capteurs physiologiques de ProComp Infinity™ (Thought Technology LTd., 2008). Quatre capteurs physiologiques ont été utilisés dans cette expérience : l'EMG, le GSR, le BVP pour le rythme cardiaque et la respiration. Après avoir signé le formulaire de consentement avec le participant, les capteurs ont été placés avec précaution sur le participant (voir figure 31). Tous ces capteurs physiologiques ont été branchés à l'encodeur de ProComp Infinity qui permet de recevoir, d'échantillonner et d'encoder simultanément jusqu'à huit signaux physiologiques en temps réel.

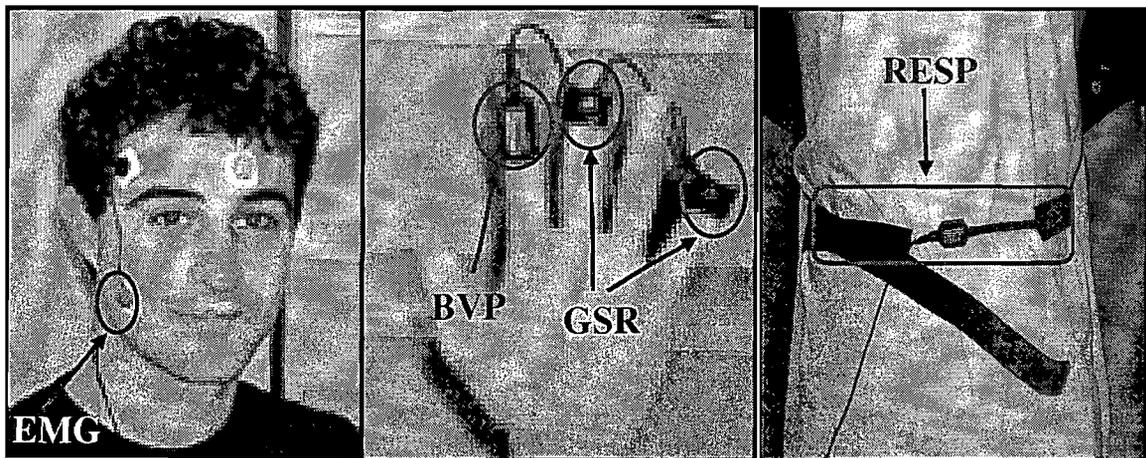


Figure 31. Positionnement des capteurs physiologiques utilisés dans l'expérience.

La figure ci-dessus montre le positionnement des capteurs physiologiques utilisés dans l'expérience. Le capteur BVP a été joint à l'index de la main la moins utilisée du participant. Le GSR a été attaché au majeur et à l'auriculaire de la même main. Le capteur de la respiration était fixé autour de l'abdomen du participant et l'EMG était placé sur le visage. Pour détecter le signal de l'EMG, nous avons utilisé trois électrodes de différentes couleurs : le bleu représente le pôle positif, le jaune correspond au pôle négatif et le noir représente la masse. L'électrode positive permet de détecter le signal. Elle est placée sur la joue droite et précisément sur le muscle grand zygomatique. Le capteur EMG a été réglé à 400W (*Wide bandwidth*) de manière à ce qu'il soit sensible à toutes les bandes passantes (20-500Hz). Dans cette position, l'amplitude du capteur était de 400 mV, ce qui permet une bonne détection de la plupart des muscles du visage.

Nous avons aussi utilisé deux caméras dans cette étude expérimentale : la première sert à filmer les réactions des participants (expressions faciales, gestes corporelles, bouger, penser, etc.) et ceci dans le but de nous aider à éliminer le bruit. La deuxième caméra a servi à enregistrer les écrans afin de montrer les interactions des participants avec le système.

(b) Logiciel expérimental

Dans cette expérience, nous avons utilisé le logiciel Biograph Infiniti pour l'enregistrement des signaux physiologiques en temps réel. Ce logiciel fournit des interfaces riches en éléments multimédia (voir figure 32). Il permet de capturer et d'analyser les données brutes provenant des canaux de l'encodeur de ProComp Infiniti.

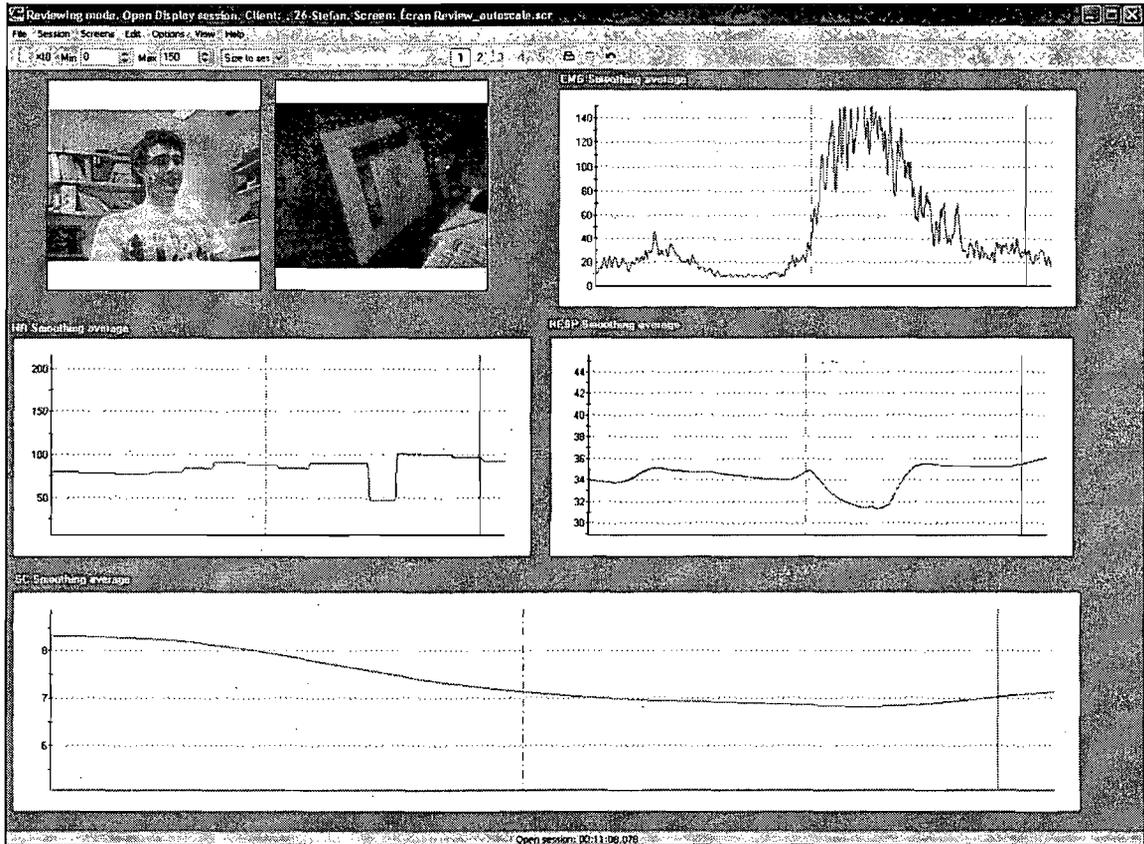


Figure 32. Exemple d'interface du logiciel Biograph

5.4.3 Procédure expérimentale

(a) Actions du tuteur

Dans cette expérience, le tuteur essaye d'influer sur l'état émotionnel de l'apprenant dans deux situations : la première quand celui-ci demande de l'aide et la deuxième quand il a eu sa note après un test d'évaluation sur les algorithmes de tri. Dans la première situation nous avons utilisé deux catégories d'actions initiales visant à atténuer l'effet d'une éventuelle émotion négative produite :

- Dans la première catégorie, nous avons utilisé deux actions "centrées problème". Ces actions consistent à agir sur le problème qui est à l'origine de la situation émotionnelle. Dans ce cas, le tuteur tente de modifier la situation qui est à l'origine de l'émotion en

présentant un exemple ou une définition pour aider le participant à comprendre le cours.

- Dans la deuxième catégorie, nous avons utilisé une seule action "centrée émotion". Elle consiste à réguler l'émotion engendrée par la situation. Dans ce cas, le tuteur agit d'une manière permettant au participant de changer sa façon de percevoir la situation sans modifier la réalité elle-même, en l'encourageant à faire un effort pour comprendre le cours tout seul.

Dans la deuxième situation, où le participant a eu sa note dans un test d'évaluation, le tuteur utilise trois actions finales *centrées émotion* : la première action consiste à encourager le participant à faire plus d'efforts pour améliorer son niveau de connaissance dans les algorithmes de tri, la deuxième action se charge de donner des recommandations à l'apprenant pour améliorer sa note et la troisième action concerne seulement les participants qui ont eu d'excellentes notes (note supérieure à huit sur dix).

Nous récapitulons toutes les actions du tuteur dans le tableau suivant :

Tableau 16. Actions du tuteur

Actions initiales	Actions finales
Définition } Exemple } (Centrée problème)	Encouragement } Recommandation } (Centrée émotion)
Encouragement (Centrée émotion)	Félicitation }

(a) Déroulement de l'expérience

L'expérimentation a duré en moyenne 45 minutes et s'est déroulée dans le laboratoire GRITI où seulement un chercheur accompagne le participant. Au début de l'expérimentation, le chercheur commence à présenter l'objectif de l'expérience au

participant et lui explique le processus expérimental. Pour cette expérimentation, les participants passent globalement par six étapes principales (voir figure 33).

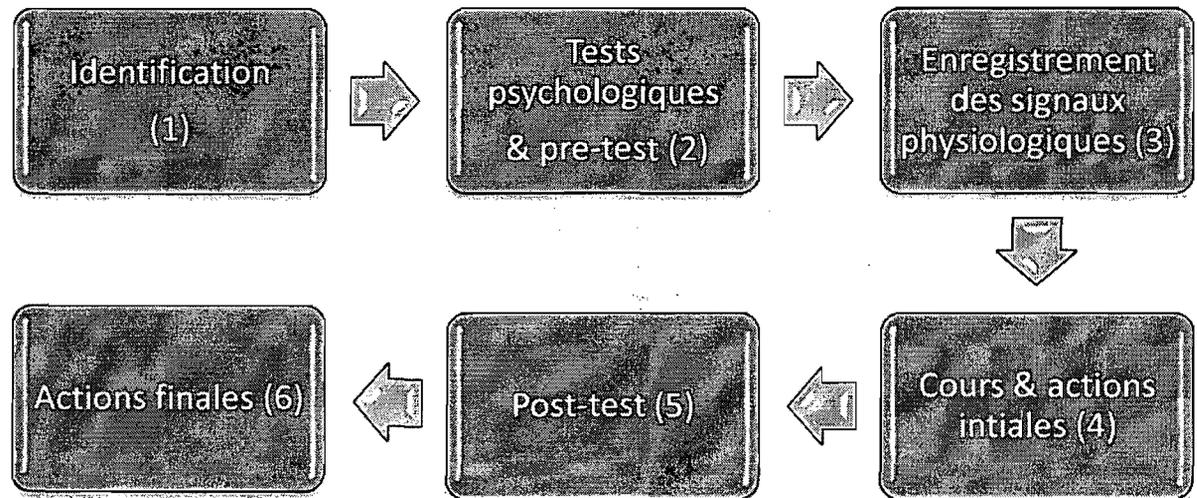


Figure 33. Processus expérimental de la troisième expérience

Dans la figure ci-dessus, nous montrons le processus expérimental par lequel les participants sont passés. Nous décrivons respectivement chacune de ses étapes dans ce qui suit :

- (1) L'étape d'identification permet au participant de s'enregistrer sur le système s'il n'est pas déjà inscrit ou de s'identifier si l'est déjà.
- (2) Durant la deuxième étape les participants sont conviés à répondre à trois questionnaires : le premier sert à déterminer le trait de personnalité dominant d'un apprenant, le deuxième détermine son style d'apprentissage et le troisième questionnaire correspond à un pré-test permettant d'évaluer les connaissances de l'apprenant. Le test de personnalité utilisé dans cette étude est le test *EPQR-A* décrit dans le chapitre précédent. Le test de style d'apprentissage employé dans cette étude est composé de quatorze questions à choix multiples

(Anderson, 2001). Chaque choix permet de tester un des trois styles d'apprentissage : visuel (apprendre mieux en présence des stimuli visuels), auditif (apprendre mieux en présence des stimuli auditifs) ou kinesthésique (apprendre mieux par la pratique). Ainsi, le style d'apprentissage est déterminé en fonction des réponses des participants (visuels, auditifs, kinesthésiques, visuel-auditifs, visuel-kinesthésiques et visuel-auditif-kinesthésiques). Le test du niveau de connaissance (pré-test) se compose de dix questions à choix multiples sur les algorithmes de tri (tri à bulles, tri par sélection, tri par insertion, tri par fusion et tri rapide). Le niveau de connaissance du participant est déterminé en fonction de la note obtenue : débutant (inférieur ou égale à cinq), intermédiaire (entre six et huit) et expert (supérieur à huit).

- (3) Une fois le participant a répondu aux trois questionnaires, nous l'invitons à se relaxer et à fermer les yeux pour une période de soixante secondes. En ce moment, nous enregistrons ses signaux physiologiques. La période de relaxation sert de référence pour détecter les changements physiologiques au cours de la session d'apprentissage.
- (4) Après la période de relaxation une brève introduction est présentée au participant. Au même temps, le tuteur animé apparaît et informe le participant sur les objectifs du cours en utilisant la parole et les gestes. Chaque fois que l'aide est demandée, le tuteur apparaît et présente aléatoirement une définition (voir figure 34), un exemple (voir figure 35) ou un encouragement visant à encourager le participant à faire plus d'efforts pour comprendre le cours (voir figure 36).

Hello Claude

Home

Introduction

Bubble sort

Selection Sort

Insertion Sort

Merge Sort

QuickSort

Quiz

QuickSort

The **quick sort** is an in-place, divide-and-conquer, massively recursive sort. As a normal person would say, it's essentially a faster in-place version of the merge sort. The recursive algorithm consists of four steps (which closely resemble the merge sort):

1. If there are one or less elements in the array to be sorted, return immediately.
2. Pick an element in the array to serve as a "pivot" point. (Usually the left-most element in the array is used.)
3. Split the array into two parts - one with elements larger than the pivot and the other with elements smaller than the pivot.
4. Recursively repeat the algorithm for both halves of the original array.

The efficiency of the algorithm depends greatly on the selection of the pivot point. The worst-case efficiency of the quick sort, $O(n^2)$, occurs when the list is sorted and the left-most element is chosen. Randomly choosing a pivot point rather than using the left-most element is

The division of the given list to be sorted into smaller sub-lists,

Figure 34. Exemple d'interface où le tuteur présente une définition d'un algorithme de tri rapide (action centrée problème) .

Sorting Algorithms Course

Experimentation 1 - evaluate the tutor's actions

Hello Claude

Home

Introduction

Bubble sort

Selection Sort

Insertion Sort

Merge Sort

QuickSort

Quiz

QuickSort

The pivot is shown between brackets.

9 7 4 8 3 2 (9)

7 4 8 3 2 19 (7)

4 3 2 17 8 9 (4)

3 2 14 7 8 9 (3)

2 13 4 7 8 9

2 3 4 7 8 9

© 2007 Khadja Benadada & Soumaya Chaffar

Figure 35. Exemple d'interface où le tuteur présente un exemple illustrant l'algorithme de tri rapide (action centrée problème).

Sorting Algorithms Course

Experimentation 1 : evaluate the tutor's actions

Hello Claude

Home

Introduction

Bubble Sort

Selection Sort

Insertion Sort

Merge Sort

QuickSort

Quiz

QuickSort

The **quick sort** is an in-place, divide-and-conquer, massively recursive sort. As a normal person would say, it's essentially a faster in-place version of the merge sort. The recursive algorithm consists of four steps (which closely resemble the merge sort):

1. If there are one or less elements in the array to be sorted, return immediately.
2. Pick an element in the array to serve as a "pivot" point. (Usually the left-most element in the array is used.)
3. Split the array into two parts - one with elements larger than the pivot and the other with elements smaller than the pivot.
4. Recursively repeat the algorithm for both halves of the original array.

The efficiency of the algorithm depends greatly on the selection of the pivot point. The worst-case efficiency of the quick sort, $O(n^2)$, occurs when the list is sorted and the left-most element is chosen. Randomly choosing a pivot point rather than using the left-most element is recommended if the data to be sorted isn't random. As long as the pivot point is chosen randomly, the quick sort has an algorithmic complexity of $O(n \log n)$.

I am convinced that you can understand without my assistance.



?
Next

© 2007 Khadija Benadada & Soumaya Chaffar

Figure 36. Exemple d'interface où le tuteur encourage l'apprenant à faire plus d'efforts, à être plus indépendant et à devenir plus confiant (action centrée émotion).

- (5) Durant cette étape, les participants sont conviés à passer un post-test dans le but d'évaluer les connaissances acquises dans les algorithmes de tri, après le cours. Le pré-test (présenté à l'étape 2) et le post-test sont composés chacun de dix questions sur les structures de données. Les deux quiz sont développés d'une manière à ce qu'ils soient tout les deux équivalents afin de nous permettre de vérifier s'il existe d'éventuelles améliorations des niveaux de connaissance.
- (6) La dernière étape consiste à encourager, conseiller ou féliciter le participant en fonction de la note obtenue (voir exemple dans la figure 37).

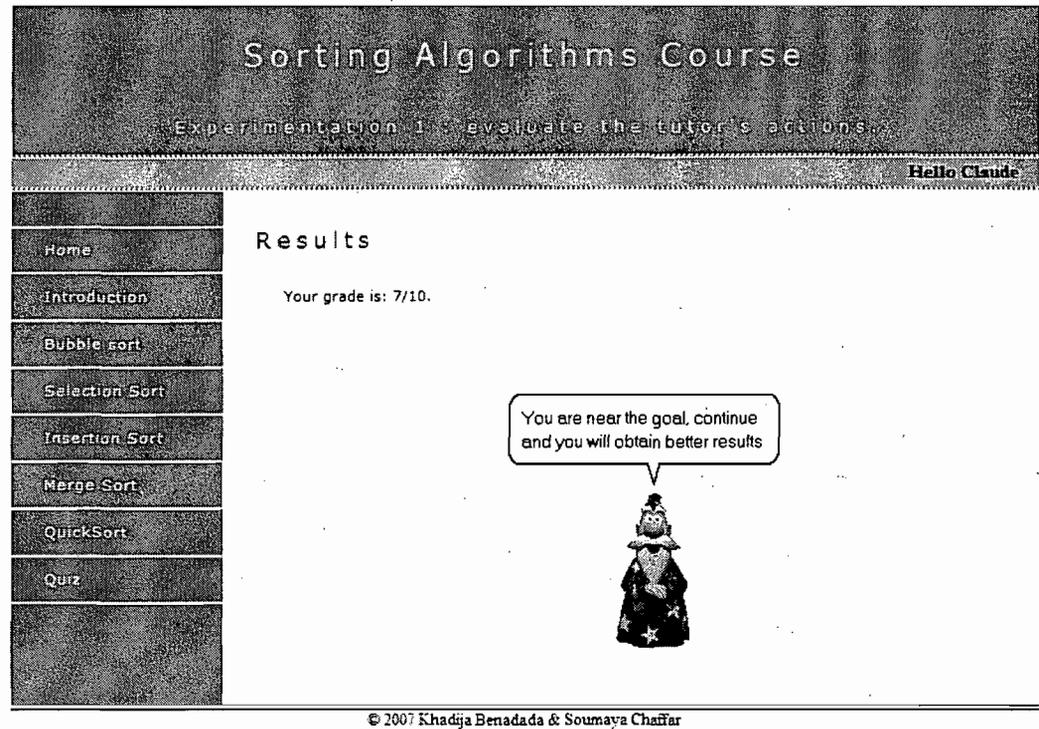


Figure 37. Exemple d'interface où le tuteur encourage l'apprenant à continuer de travailler pour avoir des meilleures notes (action centrée émotion).

Pour étudier l'effet des actions du tuteur dans une situation donnée d'apprentissage, plusieurs étapes sont à considérer pour préparer les données pour l'analyse. Dans la section suivante, nous montrons comment nous avons préparé les données particulièrement les signaux physiologiques et nous présentons les résultats obtenus.

5.5 Analyse des résultats

Dans cette étude expérimentale, nous avons utilisé différents types d'actions pédagogiques en fonction de l'activité d'apprentissage en cours (définition, exemple, encouragement, recommandation ou félicitation). Afin d'étudier l'effet de ces actions sur l'état émotionnel de l'apprenant, nous nous intéressons aux variations des signaux physiologiques. Il est alors indispensable de traiter au préalable ces signaux physiologiques afin de les préparer pour l'analyse.

5.5.1 Traitement des signaux physiologiques

Nous rappelons que l'objectif de la présente étude expérimentale est d'analyser l'effet de certaines actions du tuteur sur les réactions émotionnelles de l'apprenant. D'après la théorie de l'évaluation cognitive, une réaction émotionnelle se produit à la suite d'une évaluation cognitive d'un évènement. Ce dernier représente l'action du tuteur dans notre expérimentation.

Durant l'action du tuteur, le moment de l'évaluation cognitive dépend de chaque individu et reste inconnu tout comme la durée d'une émotion. La période du signal physiologique à analyser dépend alors de la durée de l'action du tuteur et de celle de l'émotion produite après cette action. Selon Levenson (1988), une émotion persiste environ 0.5-4 secondes (Levenson, 1988). Ainsi, nous avons considéré les signaux enregistrés durant l'action du tuteur et environ cinq secondes après chaque action. Afin de détecter les changements des états émotionnels des participants, nous avons considéré aussi les signaux enregistrés pendant les cinq secondes qui précèdent l'action. Avec ces signaux nous pouvons vérifier s'il existe des variations importantes dues aux actions pédagogiques du tuteur virtuel.

Dans cette étude expérimentale, nous avons aussi pris en compte les lignes de base des participants (signaux enregistrés pendant la période de relaxation). Les lignes de base ont été utilisées seulement pour normaliser les réponses physiologiques des participants et ainsi préparer les données pour l'analyse.

Après le nettoyage des données, les réponses physiologiques de 26 participants ont servi à l'analyse. Nous montrons dans la figure 38, ci-dessous, un exemple des signaux d'un participant (ligne de base et signal après l'action du tuteur).

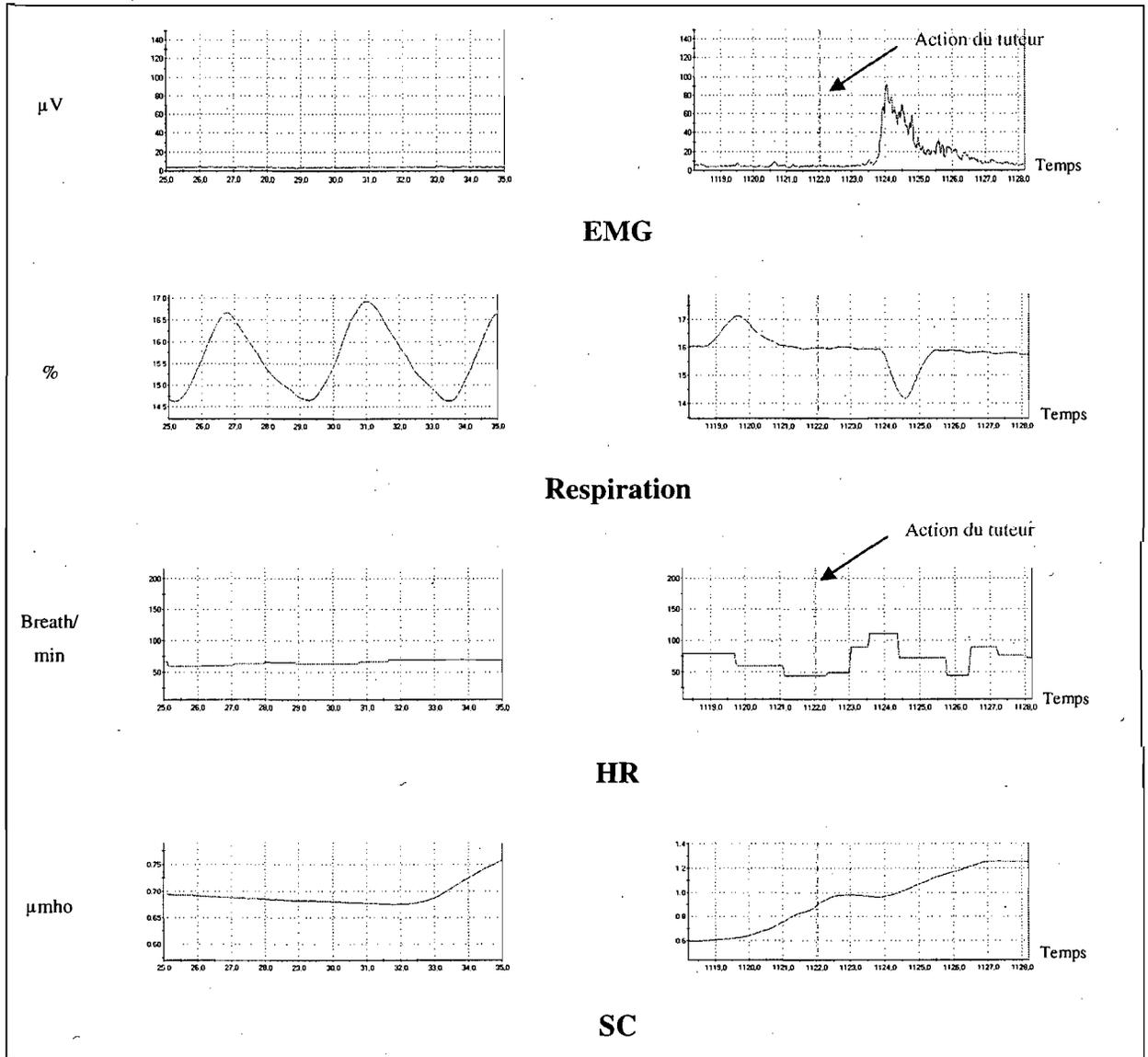


Figure 38. Exemple de signaux physiologiques pour un participant. Les signaux enregistrés dans la période de relaxation sont présentés à gauche et les signaux enregistrés durant et après l'action du tuteur sont présentés à droite.

Dans cet exemple nous observons une augmentation importante du signal EMG, celui du HR et du SC, tandis que nous remarquons une diminution du signal de respiration après l'action du tuteur. Nous avons observé que ces réactions physiologiques, présentées dans la figure 38 ci-dessus, se produisent chez une grande majorité des participants. En

effet, des variations similaires du signal EMG ont été observées dans 70% des participants, des variations semblables du signal de SC ont été remarquées dans 81% des participants.

Afin de procéder à des analyses statistiques, les signaux physiologiques ont été d'abord échantillonnés à l'aide du logiciel ProComp Infiniti (voir annexe C). Pour l'EMG et le HR, les signaux ont été échantillonnés à 2048 échantillons par seconde. Cependant, pour le SC et le RSP, ils ont été échantillonnés à 256 échantillons par seconde. Après avoir échantillonné les signaux physiologiques nous avons utilisé une technique de lissage afin de réduire ou d'éliminer les fluctuations aléatoires dues au bruit dans les données. Dans ce travail nous avons utilisé la technique de la moyenne mobile pour lisser les signaux physiologiques provenant d'EMG, du GSR, du HR et de la respiration. L'équation utilisée pour une moyenne mobile simple est la suivante :

$$\bar{y}_t = \frac{(y_t + y_{t-1} + \dots + y_{t-n-1})}{n};$$

où y est une variable et n représente le nombre de périodes.

Comme il est recommandé par le logiciel Biograph Infiniti™, nous avons choisi n égal à 10 pour les données échantillonnées à 256 échantillons par seconde et n égal à 100 pour les données échantillonnées à 2048 échantillons par seconde.

Après avoir échantillonné et lissé les données physiologiques, une normalisation s'avère importante afin de minimiser les différences individuelles en termes de réponses physiologiques. Les signaux physiologiques ont été alors normalisés en utilisant la formule suivante :

$$signal_{normalisé} = \frac{signal - ligne\ de\ base}{ligne\ de\ base};$$

où *signal* représente le signal échantillonné et *ligne de base* désigne le signal échantillonné recueilli pendant 5 secondes de la période de relaxation.

En observant les réponses physiologiques des participants, nous avons constaté que les participants réagissent différemment, en termes de signaux physiologiques, à ces différentes actions pédagogiques. Ainsi, nous avons effectué des tests d'analyse de la variance pour étudier les effets des différentes actions du tuteur sur les réponses physiologiques des participants. Toutefois dans cette thèse, nous avons concentré notre attention sur le signal EMG puisque celui-ci représente la mesure physiologique la plus étudiée et la plus validée qui peut le mieux indiquer la valence. De plus, il permet de détecter la valence même en absence des expressions faciales (Hazlett and Benedek, 2007). L'analyse de la variance, souvent abrégé par le terme ANOVA (ANalysis Of VAriance), permet de tester si un ou plusieurs facteurs (variables qualitatives) ont des effets significatifs sur une variable réponse quantitative. Ceci se fait en comparant les moyennes empiriques de la variable quantitative observée pour différents groupes distingués par la variable qualitative.

5.5.2 Effets des actions pédagogiques

Avec les 26 participants utilisés pour l'analyse, nous avons réussi à avoir un total de 73 instances qui ont été utilisées pour étudier les effets des actions du tuteur sur les valences émotionnelles des participants. Pour ce faire, nous avons établi des tests d'analyse de la variance à un facteur. Pour chaque action du tuteur nous avons comparé le signal enregistré avant l'action et celui enregistré durant et après 5 secondes de cette dernière. Ceci nous a permis de vérifier si l'action du tuteur expliquait de façon significative une partie de la variation des signaux physiologiques.

(a) Action *définition*

Nous rappelons que l'action *définition*, entreprise par le tuteur, consiste à fournir une explication plus claire sur un algorithme de tri (tri à bulles, tri par sélection, tri par insertion ou tri rapide). Afin de tester si l'action *définition* a un effet positif sur l'apprenant quand ce dernier demande de l'aide, nous avons effectué une ANOVA entre deux ensembles de données (voir tableau 17). Le premier ensemble comprend les valeurs

maximales (pics) des signaux EMG enregistrés durant les cinq secondes qui précèdent l'action *définition*. Le deuxième ensemble contient les valeurs maximales des signaux EMG enregistrés durant l'action *définition* et après cinq seconde de celle-ci.

Tableau 17. Données descriptives et résultats de l'analyse de la variance pour l'action *définition*

	N	Moyenne	F	p	< 0.05
Signal EMG Avant	16	1.83	10.10	0.00	*
Durant et après	16	15.51			

Les résultats de l'ANOVA, présentés dans le tableau ci-dessus, montrent qu'il existe une différence statistiquement significative entre les pics des signaux EMG enregistrés avant l'action *définition* et ceux enregistrés durant et après l'action ($F(1,31)=4.49$, $F=10.10$, $p=.00<.05$). L'analyse des données de la présente recherche indique que pour les individus qui ont subi l'action *définition* du tuteur, le pic moyen du signal EMG avant l'action est de 1.83. Ce dernier est inférieur au pic moyen des mêmes individus calculé durant et après l'action qui est de 15.51. Nous concluons, avec 95% de confiance, que l'action *définition* a un effet positif sur l'état émotionnel de l'apprenant, puisque l'augmentation du signal EMG mesuré à partir du muscle zygomatique se traduit par une amélioration de la valence (Lang, 1995).

(b) Action *exemple*

L'action *exemple* est une action que le tuteur peut entreprendre quand l'apprenant demande de l'aide. Cette action consiste à expliquer le principe de fonctionnement d'un algorithme de tri à l'aide d'un exemple. En l'utilisant, l'objectif du tuteur est d'aider l'apprenant à mieux comprendre le cours et d'induire chez lui une émotion positive. Nous avons effectué une analyse de la variance à un facteur afin d'étudier l'effet de l'action *exemple* chez l'apprenant. Les données relatives à l'ANOVA pour l'action *exemple* sont structurées dans le tableau suivant :

Tableau 18. Données descriptives et résultats de l'analyse de la variance pour l'action *exemple*

		N	Moyenne	F	p	<0,05
Signal EMG	Avant	21	1.544	29.174	0.000	*
	Durant et après	21	7.986			

Pour le groupe d'individus qui a subi l'action *exemple*, la différence entre les pics d'EMG observés avant l'action et ceux observés durant et après cette dernière s'avère significative, comme le montre le tableau ci-dessus ($F(1,41)=7.31$, $F=29.17$, $p=.00<.05$). Nous remarquons aussi que le pic moyen avant l'action est inférieur à celui durant et après celle-ci. Ainsi, l'action du tuteur a un effet positif sur l'émotion de l'apprenant.

(c) Action *encouragement_compréhension*

Tout comme les actions précédentes, l'action *encouragement_compréhension* vise à aider l'apprenant à assimiler le cours quand il demande de l'aide. Cette action a pour but d'encourager l'apprenant à comprendre le cours tout seul. Nous avons effectué ci-après (voir tableau 19) une ANOVA dans le but d'étudier l'effet de l'action *encouragement_compréhension* sur l'état émotionnel de l'apprenant.

Tableau 19. Données descriptives et résultats de l'analyse de la variance pour l'action *encouragement_compréhension*

		N	Moyenne	F	P	<0,05
Signal EMG	Avant	9	2.045	3.289	0.088	
	Pendant et après	9	7.375			

Nous constatons, d'après le tableau ci-dessus, que la différence entre les pics d'EMG pris avant l'action du tuteur et ceux pris durant et après celle-ci n'est pas significative ($F(1,17)=4.49$, $F=3.28$, $p=.08>.05$). On peut donc conclure que l'action

encouragement_compréhension n'influence pas le signal EMG et donc la valence positive aussi.

(d) Action *recommandation*

Nous rappelons que le tuteur utilise cette action pour donner des directives ou des recommandations à l'apprenant pour avoir des bonnes notes. Les résultats relatifs à l'ANOVA pour l'action *recommandation* sont présentés dans le tableau suivant :

Tableau 20. Données descriptives et résultats de l'analyse de la variance pour l'action *recommandation*

		N	Moyenne	F	p	< 0,05
Signal EMG	Avant	9	2,046	6,036	0,025	*
	Pendant et après	9	12,516			

Le tableau ci-dessus montre qu'il existe une différence significative entre les pics d'EMG enregistrés avant l'action *recommandation* et ceux enregistrés durant et après cette action ($F(1,17)=4.49$, $F=6.03$, $p=.02<.05$). On peut donc conclure que l'action *recommandation* influence positivement le signal EMG et par la suite la valence.

(e) Action *encouragement_Note*

L'action *encouragement_note* consiste à encourager l'apprenant à travailler plus fort, s'il obtient une mauvaise ou moyenne note, comme le fait un enseignant réel. Une ANOVA a été effectuée afin d'étudier l'effet de cette action sur l'état émotionnel de l'apprenant.

Tableau 21. Données descriptives et résultats de l'analyse de la variance pour l'action *encouragement_note*

		N	Moyenne	F	p	<0,05
Signal EMG	Avant	14	1,763	20,356	0,000	*
	Pendant et après	14	6,673			

Ce tableau nous permet de constater qu'il existe une différence significative entre les pics du signal EMG observés avant l'action *encouragement_note* et ceux observés durant et après celle-ci ($F(1,27)=4.22$, $F=20.359$, $p=.00<.05$). On peut donc conclure que cette action a un effet positif sur l'état émotionnel de l'apprenant.

(f) Action félicitation

L'action félicitation concerne seulement les participants excellents qui ont eu une note supérieure ou égale à 9 sur 10. Elle consiste à féliciter et à reconnaître l'effort que ces participants ont fourni pour avoir cette note. Les résultats relatifs à l'ANOVA pour l'action *félicitation* sont donnés dans le tableau suivant :

Tableau 22. Données descriptives et résultats de l'analyse de la variance pour l'action *félicitation*

		N	Moyenne	F	p	<0,05
Signal EMG	Avant	2	0,948	4,681	0,162	
	Pendant et après	2	15,432			

D'après le tableau ci-dessus, nous constatons qu'il n'existe pas de différences significatives entre les pics d'EMG observés avant l'action félicitation et ceux observés durant et après cette action ($F(1,3)=18.51$, $F=4.68$, $p=.1>.05$). On peut donc conclure que l'action félicitation n'influence pas le signal EMG et que la variation de ce dernier est due au hasard.

5.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons analysé à travers une étude expérimentale et des tests d'ANOVA, l'effet de certaines actions pédagogiques émotionnelles sur l'apprenant. Deux types de stratégies ont été adoptés pour améliorer les émotions de l'apprenant. Le premier type, appelé *stratégie centrée émotion*, s'intéresse à changer l'émotion négative ressentie par l'apprenant sans changer la source de cette émotion. Le second, appelé *stratégie centrée problème*, cherche à changer l'évènement source d'une éventuelle émotion négative. Pour chaque type de stratégie, nous avons développé un ensemble d'actions pédagogiques qui ont pour but de favoriser les émotions positives chez l'apprenant dans un cours de structure de données en ligne. Les *actions centrées problèmes* ont prouvé leur efficacité pour induire des émotions positives chez l'apprenant lorsque celui-ci ne comprend pas le principe d'un algorithme de tri. D'après les résultats de l'ANOVA sur les données physiologiques issues du signal EMG enregistré à partir du muscle zygomatique, l'*action centrée émotion* (encouragement) utilisée dans la présente étude expérimentale n'a pas d'effet positif sur la réaction émotionnelle de l'apprenant.

Nous présentons dans le chapitre suivant une discussion plus détaillée des résultats tout en essayons de dégager les limites de ce travail et d'adresser de nouvelles perspectives de recherche.

Chapitre 6. Discussion générale

6.1 Introduction

Ce chapitre a pour objectif de discuter et de critiquer les approches que nous avons utilisées dans cette thèse, ainsi que les principaux résultats que nous avons obtenus décrits dans les deux chapitres précédents. Nous commençons par expliquer ces résultats et vérifier si nous avons pu atteindre les objectifs de recherche de la présente thèse. Ensuite, dans la section 6.3, nous tentons d'évoquer les limites de ce travail. La section 6.4 propose quelques avenues de recherche.

6.2 Bilan expérimental et discussion des résultats

6.2.1 Prédiction de la réaction émotionnelle de l'apprenant

Deux expériences ont été développées dans cette thèse afin de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant. La première expérience a été employée pour prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant après avoir connu sa note dans un test d'évaluation en ligne. La seconde a servi à prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant après rétroaction du tuteur. Ces deux expériences ont été décrites en détail dans le chapitre 4.

L'analyse des données révèle qu'il est possible pour un STI de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant en se focalisant sur les causes qui ont pu déclencher cette émotion et sur ses facteurs déterminants, ce qui confirme que le premier objectif de la présente recherche est atteint.

Quand il s'agit des réactions émotionnelles distinguées en positive et négative, les résultats des deux expériences ont montré que l'utilisation des différentes techniques d'apprentissage automatique est meilleure statiquement pour la prédiction. Dans ce cas, les algorithmes *id3* et *BayesNet* ont permis de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant avec des taux de précision respectifs de 86.15% pour la première expérience et de 70.69% pour la deuxième expérience. Cependant, l'utilisation des différentes techniques

d'apprentissage automatique, est moins fiable quand les réactions émotionnelles sont représentées par des émotions spécifiques. Dans ce cas, les algorithmes *id3* et *BayesNet* ont permis de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant avec des taux de précision respectifs de 60% pour la première expérience et de 58.62% pour la deuxième expérience. La faiblesse de ces derniers taux comparativement aux premiers peut être expliquée par la variété des émotions spécifiques à prédire telle que la joie, la satisfaction, la tristesse, etc. C'est pour cette raison que la majorité des travaux existants dans la reconnaissance automatique des émotions (Kapoor and Picard, 2005), se concentrent sur la reconnaissance d'une seule émotion spécifique, des valences émotionnelles (positive ou négative) et/ou des intensités des émotions (forte ou faible). À notre point de vue, dans les STI, il est plus important de détecter quand est ce que l'apprenant serait dans un état émotionnel négatif puisque cet état est défavorable à l'apprentissage et permet de réduire les performances de l'apprenant (Isen, 2000).

Dans notre étude nous avons comparé deux paradigmes d'apprentissage automatique (les arbres de décision et les classifieurs bayésiens) pour prédire la réaction émotionnelle (positive ou négative) de l'apprenant. Cependant, nous n'avons pas trouvé des différences statistiquement significatives entre les deux paradigmes d'apprentissage automatique. Le choix d'un paradigme ou particulièrement d'un modèle pour la prédiction de la réaction émotionnelle de l'apprenant dépend de plusieurs facteurs :

- Premièrement, le modèle devrait être robuste (il n'est pas sensible aux petits changements dans les données), afin de mieux généraliser à de nouvelles données.
- Deuxièmement, le modèle devrait être transparent et nous devons pouvoir comprendre quelles sont les causes d'une éventuelle réaction émotionnelle.
- Lors du choix d'un modèle nous devons aussi prendre en considération la restriction liée à la taille de l'ensemble de données puisque dans le domaine de l'éducation, les ensembles de données sont généralement très petits entre

100 et 300 instances. Or plus l'ensemble de données est petit, plus l'erreur d'entraînement peut dévier de l'erreur réelle (Hamalainen, 2006). Nous sommes d'accord avec Hamalainen sur le fait que nous devons trouver des compromis entre la robustesse et le pouvoir de représentation tout en tenant compte du taux de précision.

Dans la partie *Prédiction de la réaction émotionnelle à la suite de l'obtention de la note* du chapitre 4, nous avons trouvé des résultats prometteurs. Ainsi, nous reprenons les règles extraites à partir de l'arbre de décision.

Si la note obtenue est supérieure à la moyenne alors

Réaction_émotionnelle = positive

Sinon

Si la note obtenue est supérieur à la note souhaitée alors

Si personnalité=extraversion ou personnalité=Lie_scale ou personnalité=psychoticism alors

Réaction_émotionnelle = positive

Sinon Réaction_émotionnelle = négative

Sinon Réaction_émotionnelle = négative

Ces règles confirment que l'état émotionnel d'un individu dépend non seulement de l'évènement mais aussi d'autres facteurs comme la personnalité par exemple. Elles appuient ainsi les recherches entamées par Hess qui affirme que chaque individu réagit émotionnellement de façon différente à l'arrivée d'un évènement émotionnel (Hess, 2001). D'après ces règles, la réaction émotionnelle d'un névrotique serait négative si sa note obtenue est inférieure à la note souhaitée même si elle est supérieure à la moyenne. Tandis que, dans le même cas, la réaction émotionnelle d'un extraverti serait positive. Ce résultat confirme notre point de vue qui prétend que le modèle *OCC* (Ortony, Clore et Collins) est très général pour prédire la réaction émotionnelle de l'utilisateur et ne peut être utilisé dans ce but puisque d'après ce modèle l'émotion serait la satisfaction (Ortony et al., 1988).

6.2.2 Actions pédagogiques émotionnelles

Comme nous l'avons décrit dans le chapitre précédent la deuxième partie de la thèse vise à vérifier si certaines actions du tuteur ont des effets positifs sur l'état émotionnel de l'apprenant. Le système utilisé pour l'expérimentation a inclus principalement deux activités d'apprentissage (une activité de compréhension et une activité d'évaluation). Le tuteur a utilisé deux types d'actions pour améliorer l'émotion de l'apprenant en fonction de l'activité d'apprentissage en cours : des actions centrées problème et des actions centrées émotion.

L'analyse des données révèle que certaines actions du tuteur virtuel ont des effets positifs sur l'état émotionnel de l'apprenant, ce qui confirme que le second objectif de la présente recherche est atteint.

Au cours de l'activité de compréhension, quand l'apprenant clique sur le bouton *HELP*, nous déduisons qu'il n'a pas bien compris le cours et que ça pourrait lui générer des émotions négatives. À cet instant, le tuteur réagit pour aider l'apprenant et améliorer une éventuelle émotion négative, en utilisant une des trois actions : définition (action centrée problème), exemple (action centrée problème) ou encouragement (action centrée émotion). Les résultats de l'ANOVA ont montré que les actions centrées problème ont des effets positifs significatifs sur la variation du signal EMG et ainsi influent positivement sur l'état émotionnel de l'apprenant. Cependant, concernant l'action centrée émotion, les résultats ont montré que l'encouragement n'a pas d'effet sur l'état émotionnel de l'apprenant. Pour l'activité de compréhension, il est donc recommandé d'utiliser des actions centrées problèmes. Leur but est d'agir sur le problème qui est à l'origine de la situation émotionnelle. Dans ce cas il s'agit, par exemple, d'expliquer un peu plus le cours en utilisant un exemple ou une définition claire comme le fait un enseignant dans l'enseignement classique, pour changer l'état d'incompréhension de l'apprenant et améliorer ainsi son état émotionnel.

Après que l'apprenant ait connu sa note finale, au cours de l'activité d'évaluation, le tuteur virtuel utilise seulement des actions centrées émotion puisqu'il ne peut pas changer la situation qui est à l'origine de l'émotion. Trois actions centrées émotions ont été utilisées par le tuteur : une action d'encouragement, une action de recommandation et une action de félicitation. Les résultats de l'ANOVA ont montré que les actions d'encouragement et de recommandation ont des effets positifs sur les états émotionnels des apprenants de niveaux moyens et faibles (dont la note est inférieure ou égale à huit sur dix) tandis que l'action félicitation n'influence pas les émotions des apprenants excellents (dont la note est supérieure à huit sur dix).

Ces résultats peuvent s'expliquer par le fait que l'apprenant, vis-à-vis du tuteur virtuel, a besoin des actions qui l'aident à améliorer ses compétences et à atteindre ses objectifs en termes d'apprentissage. Nous pensons que c'est la raison pour laquelle les participants ont exprimé des émotions positives après certaines actions.

6.3 Limites de ce travail

La prédiction de la réaction émotionnelle de l'apprenant à partir des données réelles reste une tâche très difficile puisque la modélisation de ce phénomène que nous avons essayé de modéliser est de nature nouvelle. Cette difficulté est principalement liée au peu de connaissances dont on dispose sur les réactions émotionnelles de l'apprenant au cours de son interaction avec un STI. De plus, jusqu'à date, il n'y a pas encore de consensus sur la définition du terme "émotion"; les chercheurs se sont mis d'accord sur le fait que les états émotionnels sont considérés comme des processus complexes, qui peuvent changer avec le temps et sont affectés par plusieurs facteurs. Ce désaccord sur la définition d'une émotion est dû à l'ambiguïté de la relation existante entre les émotions et les facteurs qui peuvent être utilisés pour les détecter. Souvent ces facteurs sont déterminés à l'aide des études empiriques qui ont été faites dans la présente thèse. Ces études sont fondées principalement sur des réponses subjectives des participants (*p. ex.*: répondre à des questionnaires de personnalité). Ceci constitue une limite de ce travail.

Une autre limite est le fait que l'ensemble d'entraînement (entre 100 et 150 instances) s'est montré insuffisant pour valider certains résultats (*p. ex.*: pour la prédiction de la réaction émotionnelle spécifique de l'apprenant après avoir connu sa note). Ceci est le problème de la majorité des applications en apprentissage à distance qui se basent sur la modélisation à partir des données réelles (Hamalainen, 2006). Toutefois la limite liée à la taille de l'échantillon pour la prédiction de la réaction émotionnelle en termes de valence (positive ou négative) n'a pas affecté la validité de nos résultats puisque nous avons pris en compte la distribution des données ainsi que les significations statistiques des résultats. De plus, nous avons utilisé la technique de validation *leave-one-out* qui est très utile pour les petits échantillons de données.

Enfin, le fait de conduire des expérimentations en ligne, même si ceci offre de nombreux avantages (*p. ex.*: avoir plus d'effectifs et une population plus diversifiée), a aussi limité notre étude étant donné que l'environnement d'expérimentation est moins contrôlé. Toutefois, nous avons pris des précautions pour réduire le biais lié à l'environnement du web où on s'attendait à avoir plus de bruits dans les données et beaucoup d'émotions à lisser. Par exemple, nous avons utilisé des tests permettant de vérifier si le participant est de bonne foi ou non (voir chapitre 4).

6.4 Perspectives

Quelques avenues de recherche se dessinent à la suite de cette recherche. D'abord, il serait intéressant de mieux comprendre et de modéliser les changements de l'état émotionnel de l'apprenant dans le temps au cours d'une session d'apprentissage. Le problème majeur lors de la création d'un modèle de l'apprenant provient du fait que certaines réponses de l'apprenant peuvent ne pas être reliées directement à ses connaissances actuelles, mais plutôt à son état émotionnel ou motivationnel comme l'ennui, la fatigue, etc. Dans de telles situations d'incertitude, les modèles à base de règles ne sont pas très fiables. Dans ce cas, les modèles probabilistes sont très efficaces, ils permettent de

prendre en considération ces connaissances incertaines. Ces recommandations ont, dans de nombreuses études, fait la preuve de leur utilité pour l'adaptation des actions du tuteur.

Maintenant, une question fondamentale qui se pose est : quelle stratégie à adopter pour choisir des actions du tuteur permettant l'atteinte des objectifs pédagogiques ? La difficulté de répondre à cette question réside dans l'incapacité à observer directement des informations utiles de l'apprenant. Ces informations, concernant l'état cognitif et émotionnel de l'apprenant, peuvent changer durant la session d'apprentissage ce qui rend le problème plus difficile. De plus, le tuteur est incertain quant aux effets de ses actions sur l'apprenant. Ces défis ne sont pas triviaux, car le système doit faire face à un niveau élevé d'incertitude inhérente.

Pour gérer l'incertitude, certains chercheurs dans le domaine de l'intelligence artificielle en éducation ont utilisé les réseaux bayésiens (*p. ex.*: (Conati et al., 2002)). Cependant, ces réseaux bayésiens ne permettent pas de prendre des décisions rationnelles dans des environnements incertains. Ainsi Mayo et Mitrovic (2008) ont proposé d'utiliser la théorie de décision avec les réseaux bayésiens pour choisir les actions du tuteur (Mayo and Mitrovic, 2001). D'autres chercheurs ont proposé d'utiliser des réseaux de décision¹¹ (*p. ex.*: (Conati, 2002, Murray et al., 2004)). Les travaux de Conati (2002) et de Murray et al. (2004) ont tout les deux considéré le modèle émotionnel de l'apprenant dans le choix de l'action du tuteur. Tandis que Conati (2002) s'est concentrée plus sur le modèle émotionnel, Murray et ses collègues ont détaillé le modèle cognitif de l'apprenant. Ils ont mis moins d'effort à détailler le modèle émotionnel de l'apprenant. L'état émotionnel, tel qu'il est défini par les auteurs, modélise seulement le sentiment d'indépendance de l'apprenant. Conati a proposé un modèle émotionnel plus élaboré et détaillé. Les actions du tuteur, présentées dans les travaux de (Conati and Zhou, 2002), restent encore très restreintes (seulement trois actions reliées au jeu éducatif) et non validées. De plus, les auteurs n'ont pas spécifié comment le tuteur va réagir quand l'apprenant est dans un état

¹¹ Un réseau de décision est une extension d'un réseau bayésien basé sur la théorie de décision.

émotionnel négatif. En conséquence, nous recommandons d'étudier de façon plus systématique les méthodes permettant au tuteur de choisir une action rationnelle lui permettant d'amortir l'effet d'une émotion négative possible. Partant d'un ensemble d'actions positives (qui ont des effets positifs sur la réaction émotionnelle de l'apprenant) initiales, le tuteur essayera de choisir une action optimale selon le profil de l'apprenant, en utilisant la théorie de décision par exemple.

6.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons discuté les principaux résultats obtenus au cours de cette thèse. Nous avons aussi présenté les limites de ce travail. Enfin, nous avons proposé quelques avenues issues de cette recherche.

Chapitre 7. Conclusion

Initialement, l'Intelligence Artificielle (IA) s'est intéressé seulement aux processus cognitifs humains pour créer des modèles informatiques permettant de simuler des facultés intellectuelles. En effet, l'émotion a été considérée depuis longtemps comme responsable des comportements irrationnels des individus, tandis que la cognition a été appréciée et connue comme responsable des comportements rationnels des individus. Des recherches récentes en neuroscience dénie ces idées et affirment que sans émotion l'être humain n'est même pas capable de prendre les plus simples décisions. Ces recherches ont montré que les émotions sont primordiales pour les processus cognitifs, particulièrement pour la prise de décision (Damasio, 1994). Dans la dernière décennie, le développement des modèles computationnels des émotions a attiré l'attention de la communauté d'IA. D'ailleurs, Marvin Minsky, l'un des fondateurs les plus connus du domaine, se demande comment une machine peut-être intelligente sans qu'elle ne sente ni exprime des émotions (Minsky, 1986). Les Systèmes Tuteurs Intelligents (STI) se sont intéressés initialement seulement au modèle cognitif de l'apprenant, et plus précisément à ses connaissances sur le domaine. Les émotions ont été souvent négligées au profit des informations cognitives or elles sont des facteurs d'influence sur l'apprentissage et sur les performances des apprenants (Isen, 2000). De nos jours les tentatives de développement de modèles émotionnels dans le domaine des STI restent peu nombreuses. Or l'objectif principal d'un STI est d'adapter l'instruction aux besoins individuels des apprenants. Cet objectif ne peut être atteint que lorsque le système est en mesure de bien connaître ses apprenants et entre autres leurs états émotionnels.

De nombreuses recherches ont tenté de développer des méthodes permettant de déduire les états émotionnels des utilisateurs surtout dans les domaines d'IHM (Interaction Homme-Machine) et des STI. On peut distinguer deux types d'approches adoptées pour la reconnaissance automatique des émotions : les approches statiques et les approches dynamiques. Les approches statiques sont faciles à administrer puisqu'elles sont basées sur les techniques de *self-report*. Cependant, ces premiers types d'approches ont été critiqués parce qu'elles ne sont pas en mesure de suivre les changements des états émotionnels. Ainsi des chercheurs ont adopté des approches dynamiques pour la détection des émotions en

utilisant; par exemple, des caméras, des microphones, des capteurs physiologiques, etc. Toutefois, l'utilisation des caméras ou des microphones pour la reconnaissance automatique des émotions s'est montrée peu fiable puisque plusieurs individus différents peuvent ressentir la même émotion et l'exprimer de façons différentes. Les capteurs physiologiques ont démontré une certaine supériorité fonctionnelle pour la reconnaissance automatique des émotions étant donné qu'ils sont moins consciemment contrôlables par les individus. Cependant, ces capteurs peuvent d'une part coûter cher pour l'apprenant et d'autre part le gêner dans son activité d'apprentissage. Compte tenu des méthodes existantes peu satisfaisantes pour la reconnaissance automatique des émotions dans les STI, notre premier objectif de recherche était de proposer une méthode permettant à un STI de prédire efficacement la réaction émotionnelle de l'apprenant en fonction de la situation d'apprentissage en cours. Notre approche de prédiction est fondée sur les causes qui ont pu déclencher cette émotion et sur le modèle de l'apprenant.

En allant au-delà de la prédiction de l'émotion courante de l'apprenant, il est fondamental de chercher à induire chez lui des émotions positives favorables pour l'apprentissage. Tout d'abord est-il possible pour une machine d'induire des émotions ? Des études effectuées par Reeves et Nass (1996) affirment que la réaction d'un utilisateur à une action d'un ordinateur est la même que celle qui provient d'un humain (Reeves and Nass, 1996). Des recherches entamées par Klein et ses collègues (2002) ont conclu que les ordinateurs sont capables d'atténuer ou de réguler fortement des émotions négatives, même s'ils sont à la source de ces émotions (Klein et al., 2002). Sur la base de ces propos, notre deuxième objectif de recherche était de déterminer si certaines actions d'un tuteur virtuel permettent de développer chez l'apprenant des émotions positives plus propices pour l'apprentissage.

Pour atteindre le premier objectif de recherche, nous avons proposé une approche permettant à un STI de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant en fonction de la situation d'apprentissage en cours. Nous avons montré entre autres que nous pouvons prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant en se focalisant sur les causes potentielles

qui ont pu déclencher cette émotion et sur ses facteurs déterminants telle que la personnalité. Des données collectées à partir des expériences, après validation de l'indépendance mutuelle de leurs attributs, ont servi à entraîner et à tester quatre algorithmes d'apprentissage automatique supervisé (*ID3*, *J48*, *NaiveBayes*, et *BayesNet*). L'algorithme *J48* a démontré une certaine supériorité pour prédire la réaction émotionnelle probable à la suite de l'obtention de la note avec un taux de précision de près de 81.54% par la méthode de validation *leave-one-out*. L'algorithme *BayesNet* peut prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant à la suite de la rétroaction du tuteur avec un taux de précision de 70.69% par la même méthode de validation. Avec ces résultats, notre approche de prédiction constitue un moyen simple et fiable permettant de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant dans les environnements d'apprentissage à distance.

Pour atteindre le deuxième objectif de recherche, nous avons développé un agent tuteur virtuel utilisant différentes actions pédagogiques pour induire des émotions positives chez l'apprenant dans un cours de structure de données en ligne. Une expérimentation a été établie pour déterminer si des actions ont des effets positifs sur les réponses physiologiques des participants. Les résultats de l'analyse de la variance ont montré en effet que certaines actions ont des effets positifs significatifs sur l'état émotionnel de l'apprenant.

En conclusion, les résultats, présentés dans la présente thèse, montrent clairement qu'il est possible pour un STI de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant et d'induire des émotions positives chez lui. Toutefois, le changement de l'état émotionnel de l'apprenant dans le temps au cours d'une session d'apprentissage mériterait d'être étudié de façon plus minutieuse et détaillée. Il serait judicieux aussi d'étudier les méthodes permettant au tuteur de choisir une action rationnelle lui permettant d'amortir l'effet d'une émotion négative possible et de favoriser le développement des émotions positives.

Annexe A. Logiciel Weka

Weka (*Waikato Environment for Knowledge Analysis*) est un logiciel libre d'apprentissage automatique et de *data mining*. Il a été développé entièrement en JAVA à l'Université de Waikato en Nouvelle Zelande (Witten and Frank., 2005). Le logiciel Weka est une librairie qui dispose d'un ensemble d'algorithmes d'apprentissage automatique (supervisées et non supervisées). Il inclut actuellement des modules de pré-analyse, de classement (désigné par le terme *classification* en anglais), de classification (désigné par le terme *clustering* en anglais), de régression, de génération des règles d'association et de visualisation des données. Ce logiciel permet d'utiliser différentes sources de données (fichiers, URL, base de données, etc.).

A.1 Représentation des données

Afin de pouvoir analyser les données avec le logiciel Weka, les fichiers sources doivent être sous le format *ARFF* (voir figure 39).

```
@relation weather

@attribute outlook {sunny, overcast, rainy}
@attribute temperature real
@attribute humidity real
@attribute windy {TRUE, FALSE}
@attribute play {yes, no}

@data
sunny, 85, 85, FALSE, no
sunny, 80, 90, TRUE, no
overcast, 83, 86, FALSE, yes
rainy, 70, 96, FALSE, yes
```

Figure 39. Exemple d'un fichier de données sous le format *ARFF*

La figure ci-dessus montre un exemple d'un fichier de données sous le format *ARFF* exigé par le logiciel Weka. Pour ce faire, il faut préalablement formater les données en séparant les valeurs des attributs d'une même ligne (ou enregistrement) par des virgules,

ensuite il faut ajouter en tout début du fichier les déclarations des attributs et enfin il faut changer l'extension du fichier en *ARFF*.

A.2 Fonctionnalités du logiciel Weka

L'interface graphique du logiciel Weka dispose de quatre modes d'utilisation :

- Le mode *SIMPLE CLI* : permet le traitement de données en utilisant la ligne de commande.
- Le mode *EXPLORER* : il permet l'analyse d'un ensemble de données en utilisant une interface graphique. Cette fonctionnalité dispose d'un ensemble d'options pour le paramétrage et la visualisation.
- Le mode *EXPERIMENTER* : il permet de configurer des expériences et d'analyser plusieurs jeux de données en utilisant différents algorithmes d'apprentissage automatique.
- Le mode *KNOWLEDGEFLOW* : cette fonctionnalité permet de produire une représentation graphique fonctionnelle d'un processus de traitement des données.

Nous décrivons le mode *EXPLORER* plus en détail dans ce qui suit puisque nous l'avons utilisé dans cette thèse pour l'analyse de données et la création des modèles.

L'interface *EXPLORER* met à la disposition des utilisateurs des onglets lui permettant de passer par différentes étapes afin d'analyser les données en passant par la préparation des données, le traitement des données (classement, classification, règles d'association, etc.), la création de modèles jusqu'à la visualisation des données et du modèle (voir figure 40).

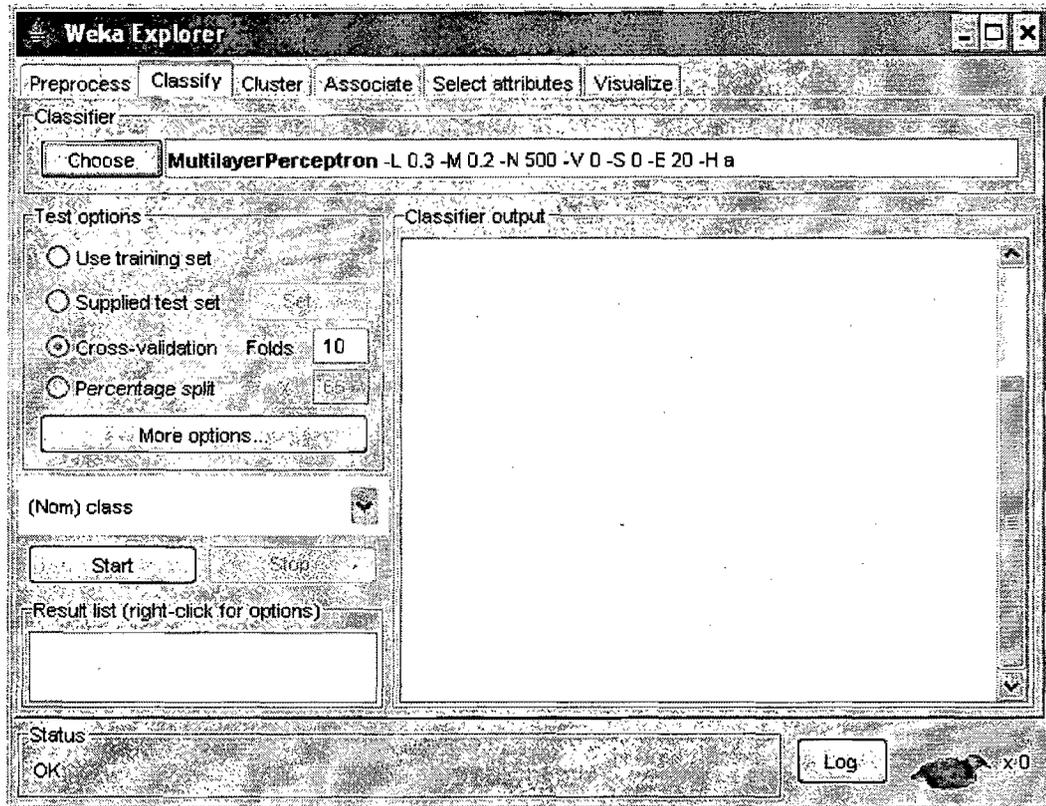


Figure 40. Interface *EXPLORER* du logiciel Weka

La préparation des données est une phase préliminaire à l'apprentissage automatique. Elle permet de gérer les données manquantes et de transformer des attributs numériques en attributs nominaux et vice versa à l'aide des filtres appropriés.

Quant au traitement des données, le logiciel Weka dispose de plusieurs algorithmes permettant de réaliser différents types de traitements dont on cite les deux les plus utilisés en apprentissage automatique, à savoir, le classement (*classification*) et la classification (*clustering*) :

- Le classement est une tâche prédictive permettant de prédire une classe pour un enregistrement donnée. Le logiciel Weka dispose de plusieurs algorithmes de classement, appelés aussi classifieurs dont : *ID3*, *NaiveBayes*, etc.

- La classification est une tâche descriptive permettant de créer des groupes ou classes à partir des données. Plusieurs algorithmes de classification sont disponibles dans la librairie Weka dont notamment : *EM*, *SimpleKMeans*, etc.

Ces différents types de traitement permettent de produire des modèles à partir des données d'apprentissage.

Annexe B. Échantillons de données utilisés dans les expériences

B.1 Prédiction de la réaction émotionnelle à la suite de l'obtention de la note

Deux échantillons de données ont été utilisés pour la prédiction de la réaction émotionnelle de l'apprenant à la suite de l'obtention de la note. Dans le premier échantillon les réactions émotionnelles des participants sont représentées par des émotions spécifiques telles que la joie, la tristesse, etc. (voir figure 41).

```
@relation dataEmotion-
weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R4

@attribute noteObtenu_sup_noteSouhaite {yes,no}
@attribute sup_moyenne {TRUE,FALSE}
@attribute personality
{Extraversion,Neuroticism,Lie_Scale,Psychoticism}
@attribute predictEmotion
{Disappointment,Distress,Satisfaction,Relief,Joy,Fear-confirmed}

@data

no,TRUE,Extraversion,Disappointment
no,TRUE,Extraversion,Disappointment
no,TRUE,Extraversion,Disappointment
no,FALSE,Lie_Scale,Distress
yes,TRUE,Lie_Scale,Satisfaction
no,TRUE,Extraversion,Distress
yes,TRUE,Psychoticism,Satisfaction
yes,TRUE,Lie_Scale,Joy
no,TRUE,Lie_Scale,Relief
no,TRUE,Lie_Scale,Satisfaction
yes,TRUE,Extraversion,Satisfaction
no,TRUE,Neuroticism,Relief
```

Figure 41. Un sous-ensemble de données du premier échantillon sous le format *ARFF*

Dans le deuxième échantillon les réactions émotionnelles des participants sont représentées par des valences (positive ou négative) d'émotions (voir figure 42).

```

@relation datacorrectValenceOrdre-
weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R4

@attribute noteObtenu_sup_noteSouhaite {yes,no}
@attribute sup_moyenne {TRUE,FALSE}
@attribute personality
{Extraversion,Neuroticism,Lie_Scale,Psychoticism}
@attribute predictEmotion {positive,negative}

@data

no,TRUE,Extraversion,positive
no,TRUE,Extraversion,positive
no,TRUE,Extraversion,positive
no,FALSE,Lie_Scale,negative
yes,TRUE,Lie_Scale,positive
no,TRUE,Extraversion,negative
yes,TRUE,Psychoticism,positive
yes,TRUE,Lie_Scale,positive
no,TRUE,Lie_Scale,positive
no,TRUE,Lie_Scale,positive
yes,TRUE,Extraversion,positive
no,TRUE,Neuroticism,positive
yes,TRUE,Lie_Scale,positive

```

Figure 42. Un sous-ensemble de données du deuxième échantillon sous le format *ARFF*

B.2 Prédiction de la réaction émotionnelle à la suite de l'intervention du tuteur

Trois échantillons de données ont été utilisés pour la prédiction de la réaction émotionnelle de l'apprenant à la suite de l'intervention du tuteur. Dans le premier échantillon de données, les réactions émotionnelles des participants sont représentées par des émotions spécifiques (voir figure 43).

```

@relation 'EmotionIntervention-Echantillon1-
weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R1,5'

@attribute personality {e,n,p}
@attribute initial_emotion
{neutral,admiration,pride,sad,happy,afraid,angry,bored}
@attribute intervention
{congratulation,encouraging,neutral,blame,blame-joke}
@attribute predictEmotion
{admiration,neutral,happy,shame,sad,angry,bored,pride}

@data

e,neutral,congratulation,admiration
n,neutral,encouraging,neutral
e,neutral,congratulation,happy
n,pride,neutral,shame
e,sad,blame,admiration
n,happy,congratulation,admiration
e,neutral,neutral,happy
n,happy,encouraging,happy
e,happy,encouraging,neutral
n,sad,blame,shame
n,happy,encouraging,happy

```

Figure 43. Sous-ensemble de données du premier échantillon sous le format *ARFF*.

Dans le deuxième échantillon les réactions émotionnelles sont représentées par des valences (positive ou négative) d'émotions (voir figure 44).

```

@relation ' EmotionIntervention-Echantillon2-
weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R1,5'

@attribute personality {e,n,p}
@attribute initial_emotion
{neutral,admiration,pride,sad,happy,afraid,angry,bored}
@attribute intervention
{congratulation,encouraging,neutral,blame,blame-joke}
@attribute predictEmotion {positive,negative}

@data

e,neutral,congratulation,positive
n,neutral,encouraging,negative
e,neutral,congratulation,positive
n,pride,neutral,negative
e,sad,blame,positive
n,happy,congratulation,positive
e,neutral,neutral,positive
n,happy,encouraging,positive
e,happy,encouraging,negative
n,sad,blame,negative
n,happy,encouraging,positive
n,happy,encouraging,positive

```

Figure 44. Sous-ensemble de données du deuxième échantillon sous le format *ARFF*

Dans le troisième échantillon, les réactions émotionnelles ainsi que les émotions initiales sont représentées par des valences (positive, négative ou neutre) d'émotions (voir figure 45).

```
@relation ' EmotionIntervention-Echantillon3-  
weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R1,5'  
  
@attribute personality {e,n,p}  
@attribute initial_emotion {neutral,positive,negative}  
@attribute intervention  
{congratulation,encouraging,neutral,blame,blame-joke}  
@attribute predictEmotion {positive,negative}  
  
@data  
  
e,neutral,congratulation,positive  
n,neutral,encouraging,negative  
e,neutral,congratulation,positive  
n,positive,neutral,negative  
e,negative,blame,positive  
n,positive,congratulation,positive  
e,neutral,neutral,positive  
n,positive,encouraging,positive  
e,positive,encouraging,negative
```

Figure 45. Sous-ensemble de données du troisième échantillon sous le format

ARFF

Annexe C. Introduction au traitement de signal

C.1 Définitions :

- Un signal est une grandeur physique qui varie en fonction du temps.
- Le bruit est considéré comme tout phénomène perturbateur qui gêne l'interprétation d'un signal.
- Le traitement de signal est une transformation destinée à rendre le signal plus exploitable.

C.2 Numérisation de signal

La numérisation (conversion analogique-numérique) de signal implique deux étapes nécessaires successives :

- **Échantillonnage**

L'échantillonnage consiste à transformer un signal analogique (continu) en signal numérique (discret). Cette étape s'avère nécessaire puisque l'ordinateur ne traite que des informations binaires (0,1). Cette étape consiste à extraire à intervalle régulier des échantillons d'un signal (voir figure 46). La fréquence à laquelle les valeurs sont extraites est la fréquence d'échantillonnage (f_e), elle est exprimée en Hz :

$$f_e = \frac{1}{T_e}$$

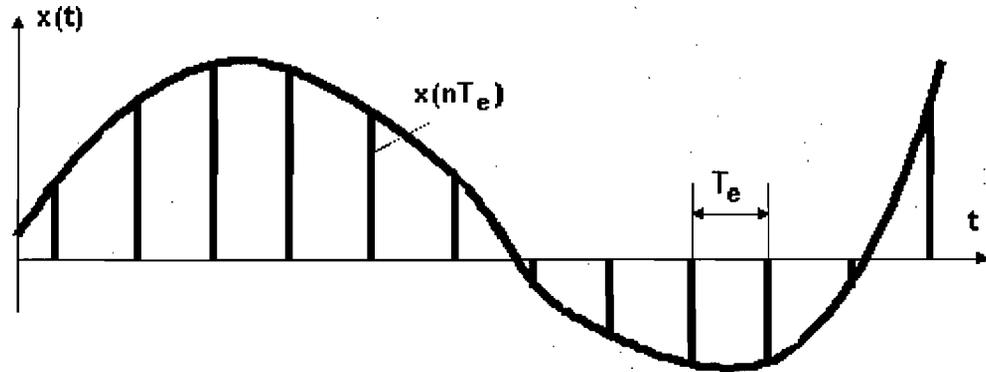


Figure 46. Étape d'échantillonnage d'un signal

Cette transformation du signal analogique en numérique implique nécessairement une perte d'information. Cette perte peut être minimisée si on respecte le théorème de Shannon.

Théorème de Shannon :

Les échantillons d'un signal contiennent toute l'information qui est contenue dans le signal si la fréquence d'échantillonnage est au moins deux fois supérieure à la fréquence maximale contenue dans le signal.

- **Quantification**

La quantification consiste à remplacer des amplitudes analogiques des échantillons d'un signal par des valeurs numériques (voir figure 47). Chacune de ces valeurs numériques est exprimée par un nombre sous forme binaire. Ce nombre est compris entre deux valeurs limites qui fixent la plage de conversion. Chaque nombre kT_e , représente un ensemble de valeurs analogiques contenues dans un intervalle de largeur q appelé pas de quantification.

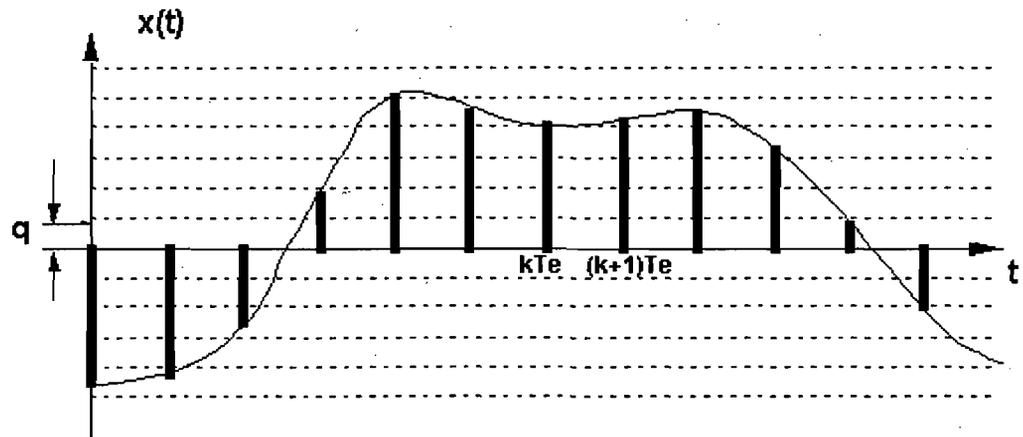


Figure 47. Étape de quantification d'un signal

Annexe D. Questionnaire de personnalité

Nous avons utilisé dans nos expériences le test de personnalité EPQ-RA ci-dessus :

Describe yourself according to your present condition, not as you expected to be in the future. Your responses will be kept confidential !

PERSONALITY QUESTIONNAIRE

Please read each statement carefully, and then click the circle that corresponds to the appropriate answer either "Yes", "Maybe" or "No".

	No	Maybe	Yes
1. Does your mood often go up and down ?			
2. Are you a talkative person ?			
3. Would being in debt worry you ?			
4. Are you rather lively ?			
5. Were you ever greedy by helping yourself to more than your share of anything ?			
6. Would you take drugs which may have strange or dangerous effects ?			
7. Have you ever blamed someone for doing something you knew was really your fault ?			
8. Do you prefer to go your own way rather than act by the rules ?			
9. Do you often feel "fed-up" ?			
10. Have you ever taken anything (even a pin or button) that belonged to someone else ?			
11. Would you call yourself a nervous person ?			
12. Do you think marriage is old-fashioned and should be done away with ?			
13. Can you easily get some life into a rather dull party ?			
14. Are you a worrier ?			
15. Do you tend to keep in the background on social occasions ?			
16. Does it worry you if you know there are mistakes in your work ?			
17. Have you ever cheated at a game ?			
18. Do you suffer from "nervous" ?			
19. Have you ever taken advantage of someone ?			

20. Are you mostly quiet when you are with other people ?			
21. Do you often feel lonely ?			
22. Is it better to follow society's rules than go your own way ?			
23. Do other people think of you as being very lively ?			
24. Do you always practice what you preach ?			

Bibliographie

- AHSEN, A. (1989) Guided imagery: the quest for a science. *Part I: Imagery origins, Education*, 110, 2-16.
- AÏMEUR, E. & FRASSON, C. (1996) Analyzing a New Learning Strategy According to Different Knowledge Levels. *Computer and Education*, 27, 115-127.
- ANDERSON, J. (1993) *Rules of the Mind*, Hillsdale, NJ, Lawrence Erlbaum.
- ANDERSON, J. (2001) Tailoring Assessment to Study Student Learning Styles. *In American Association for Higher Education*, 7.
- BALL, G. & BREESE, J. (1999) Modeling the Emotional State of Computer Users. Workshop on Attitude. *Personality and Emotions in User-Adapted Interaction, UM'99*. Banff, Canada.
- BARAB, S., THOMAS, M., DODGE, T., CARTEAUX, R. & TUZUN, H. (2005) Making Learning Fun: Quest Atlantis, A Game Without Guns. *Educational Technology Research and Development*, 53, 86-107.
- BATES, J. (1994) The role of emotion in believable agents. *Commun. ACM*, 37, 122-125.
- BENADADA, K., CHAFFAR, S. & FRASSON, C. (2008a) Towards Selection of Tutorial Actions Using Emotional Physiological Data. *Workshop on Emotional and Cognitive issues in ITS (WECIT'2008). International Conference of Intelligent Tutoring System*. Montréal, Canada.
- BENADADA, K., CHAFFAR, S. & FRASSON, C. (2008b) Using Tutorial Actions to improve the Learner's Emotional State. *AACE World Conference on E-learning in Corporate, Government, Healthcare, & Higher Education : E-LEARN 2008*. Las Vegas Nevada, USA
- BIANCHI, N. & LISETTI, C. L. (2002) Modeling Multimodal Expression of User's Affective Subjective Experience. *User Modeling and User Adapted Interaction*, 12, 49-84.
- BLAIR, K. A., DENHAM, S. A., KOCHANOFF, A. & WHIPPLE, B. (2004) Playing it cool: Temperament, emotion regulation and social behavior in preschoolers. *Journal of School Psychology*, 42, 419-443.
- BLANEY, P. H. (1986) Affect and memory: a review. *Psychological Bulletin*, 99, 229-246.
- BOSMA, W. & ANDRE, E. (2004) Exploiting Emotions to disambiguate Dialogue Acts. *9th international conference on Intelligent User Interface*. Funchal, Madeira, ACM Press.
- BRADLEY, M. M., CODISPOTI, M., SABATINELLI, D. & LANG, P. J. (2001) Emotion and motivation. II: Sex differences in picture processing. *Emotion*, 1, 300-319.
- BREIMAN, L. (1996) Bagging predictors. *Machine Learning*, 24, 123-140.
- BREIMAN, L., FRIEDMAN, J. H., OLSHEN, R. A. & STONE, C. J. (1984) *Classification and Regression Trees*, Wadsworth & Brooks.
- BROWN, J. S. & BURTON, R. R. (1978) Diagnostic models for procedural bugs in basis mathematical skills. *Cognitive Sciences*, 2, 155-191.

- BUCHE, C., QUERREC, R., DE LOOR, P. & CHEVAILLIER, P. (2004) MASCARET : A pedagogical multi-agent system for virtual environment for training. *International Journal of Distance Education Technologies (JDET)*, 2, 41-61.
- CARBONELL, J. R. (1970) AI in CAI: an artificial intelligence approach to computer-assisted instruction. *IEEE Transactions on Man-Machine Systems*, 11, 190-202.
- CERRI, S. & ELSOM-COOK, M. T. (1990) TRILL: The Rather Intelligent Little Lisper. *Artificial Intelligence and Education*. Norwood, NJ, Ablex.
- CHAFFAR, S., CEPEDA, G. & FRASSON, C. (2007) Predicting the Learner's Emotional Reaction towards the Tutor's Intervention. *7th international IEEE conference on Advanced Learning Technologies (ICALT)*.
- CHAFFAR, S., CHALFOUN, P. & FRASSON, C. (2006) La prédiction de la réaction émotionnelle dans un environnement d'évaluation en ligne. *Colloque internationale TICE'2006*. Toulouse, France.
- CHAFFAR, S., DERBALI, L. & FRASSON, C. (2009) Towards Emotional Regulation in Intelligent Tutoring Systems. *User Modeling, Adaptation, and Personalization (UMAP)*. Trento, Italy.
- CHAFFAR, S. & FRASSON, C. (2004a) Architecture pour des Systèmes Tuteurs Émotionnellement Intelligents. *4th international TICE symposium*. Compiègne, France.
- CHAFFAR, S. & FRASSON, C. (2004b) Inducing Optimal Emotional state for learning in Intelligent Tutoring Systems. *International Conference of Intelligent Tutoring System*. Maceio, Brazil.
- CHAFFAR, S. & FRASSON, C. (2004c) Using an Emotional Intelligent Agent to Improve the Learner's Performance. *Workshop on Emotional and Social Intelligence in Learning Environments, International Conference of Intelligent Tutoring System (ITS)*. Maceio, Brazil.
- CHAFFAR, S. & FRASSON, C. (2005a) The Emotional Conditions of Learning. *18th International FLAIRS Conference*. Clearwater, FL, USA, AAAI Press.
- CHAFFAR, S. & FRASSON, C. (2005b) Les conditions émotionnelles d'apprentissage. *4th DIVA colloquium*. Montréal, Canada.
- CHAFFAR, S. & FRASSON, C. (2005c) Système de e-Learning émotionnellement intelligent. IN PIERRE, S. (Ed.) *Développement, Intégration et Évaluation des Technologies de Formation et d'Apprentissage*. Montréal, Polytechnic International Press.
- CHAFFAR, S. & FRASSON, C. (2006) Predicting Learner's Emotional Response in Intelligent Distance Learning Systems. *19th International FLAIRS Conference*. Melbourne, FL, USA, AAAI Press.
- CHAFFAR, S. & FRASSON, C. (2007) Apprentissage machine pour la prédiction de la réaction émotionnelle de l'apprenant. *Revue des Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication pour l'Éducation et la Formation (STICEF)*, numéro spécial sur les dimensions émotionnelles de l'interaction en EIAH., 14.

- CHAFFAR, S. & FRASSON, C. (2007) Towards Emotion Prediction in e-Learning Systems. *International Conference on Computing & e-Systems*. Hammamet, Tunisia.
- CHALFOUN, P., CHAFFAR, S. & FRASSON, C. (2006) Predicting the Emotional Reaction of the Learner with a Machine Learning Technique. *Workshop on Motivational and Affective Issues in ITS. International Conference on Intelligent Tutoring System (ITS)*. Jhongli, Taiwan.
- CHALFOUN, P., ILUSCA, L., L. & FRASSON, C. (2007) Emotional Retention Agent for Foreign Language E-Learning. *AACE World Conference on E-learning in Corporate, Government, Healthcare, & Higher Education : E-LEARN*. Quebec City, Canada.
- CHAN, T. W. (1995) Social Learning Systems: An Overview. *Innovative Adult Learning with Innovative Technologies*. North-Holland, Elsevier Science Inc.
- CHEN, C.-M., LEE, H.-M. & CHEN, Y.-H. (2005) Personalized e-learning system using Item Response Theory. *Computers & Education*, 44, 237-255.
- CLANCEY, W. J. (1983) GUIDON. *Journal of Computer-Based Instruction*, 10, 8-14.
- CLARIANA, R. B. (1992) The effects of different feedback strategies using computer-administered multiple-choice questions as instruction. *Selected Research Presentations of the Association for Educational Communications and Technology*.
- CONATI, C. (2002) Probabilistic Assessment of User's Emotions in Educational Games. *Journal of Applied Artificial Intelligence*, 16, 555 - 575.
- CONATI, C., GERTNER, A. & VANLEHN, K. (2002) Using bayesian networks to manage uncertainty in student modeling. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 12, 41-71.
- CONATI, C. & MACLAREN, H. (2004) Evaluating A Probabilistic Model of Student Affect. *7th International Conference on Intelligent Tutoring Systems*. Maceio, Brazil.
- CONATI, C. & MCLAREN, H. (2005) Data-driven Refinement of a Probabilistic Model of User Affect , . *the Tenth International Conference on User Modeling*. Springer Berlin / Heidelberg.
- CONATI, C. & ZHOU, X. (2002) Modeling Students' Emotions from Cognitive Appraisal in Educational Games. *International Conference on Intelligent Tutoring Systems*. Biarritz, France.
- COSTA, P. T. & MCCRAE, R. R. (1992) NEO PI-R. Professional manual. Odessa, FL Psychological Assessment Resources, Inc.
- CRITCHLEY, H. D., ROTHSTEIN, P., NAGAI, Y., O'DOHERTY, J., MATHIAS, C. J. & DOLAN, R. J. (2005) Activity in the human brain predicting differential heart rate responses to emotional facial expressions. *Neuroimage*, 24, 751-762.
- DAMASIO, A. R. (1994) *Descartes' Error: Emotion, Reason and the Human Brain*, New York, Gosset/Putnam Press.
- DOMINGOS, P. & PAZZANI, M. (1997) On the optimality of the simple Bayesian classifier under zero-one loss. *Machine Learning*, 29, 103-130.

- EDWARDS, P. (1998) Étude empirique de déterminants de la différenciation des émotions et de leur intensité. *Faculté de Psychologie et des Sciences de l'Éducation*. Genève, Université de Genève.
- EKMAN, P. (1993) Facial Expression and Emotion. *American psychologist*, 48, 384-392.
- EKMAN, P. & FRIESEN, W. V. (1978) *Facial action coding system: Investigator's guide*, Palo Alto, Consulting Psychologists Press.
- EL KALIOUBY, R. (2005) Mind-Reading Machines: Automated Inference of Complex Mental States. *Computer Laboratory*. UK, University of Cambridge.
- EL NASR, M. S., YEN, J. & IOERGER, M. T. (2000) FLAME : Fuzzy Logic Adaptive Model of Emotions. *Autonomous Agents and Multi-Agents Systems*, 3, 219-257.
- EYSENCK, M. W. (1992) *Anxiety: The Cognitive Perspective*, Hillsdale, NJ, Erlbaum.
- FAIVRE, J., FRASSON, C. & NKAMBOU, R. (2002) Gestion Émotionnelle dans les Systèmes Tuteurs Intelligents. *Colloque internationale TICE*.
- FERRE, P. (2003) Effects of level of processing on memory for affectively valenced words. *Cognition and Emotion*, 17, 859-880.
- FOX, E. (1994) Attentional bias in anxiety: a defective inhibition hypothesis. *Cognition & Emotion*, 8, 165-195.
- FRANCIS, L., BROWN, L. & PHILIPCHALK, R. (1992) The developpement of an Abbreviated form of the Revised Eysenck Personality Questionnaire (EPQR-A): its use among students in England, Canada, the U.S.A and Australia. . *Personality and Individual Differences*, 13, 443-449.
- FREUND, Y. & SCHAPIRE, R. E. (1996) Experiments with a new boosting algorithm. *the Thirteenth International Conference on Machine Learning*.
- FUJITA, F., DIENER, E. & SANDVIK, E. (1991) Gender differences in negative affect and well-being: The case for emotional intensity. *Personality and Social Psychology*, 61, 427-434.
- GAGNE, R. (1965) *The Conditions of Learning*, New York, Holt, Rinehart & Winston.
- GARCIA-PRIETO, P., V., T. & WRANIK, T. (2005) Les théories de l'évaluation et de la différenciation des émotions : une clé pour comprendre le vécu émotionnel des individus au travail IN HERRBACK, O. & MIGNONAC, K. (Eds.) *Les Émotions au Travail, Recherches en Comportement Organisationnel*. De Boeck: Paris.
- GARDNER, H. (1983) *Frames of Mind*, New York, Basic Book Inc.
- GRATCH, J. & MARSELLA, S. (2004) A Domain-independent framework for modeling emotion. *Journal of Cognitive Systems Research*, 5, 269-306.
- GROSS, J. J. (1998) The Emerging Field of Emotion Regulation: An Integrative Review. *Review of General Psychology*, 2, 271-299.
- GROSS, J. J. & LEVENSON, R. W. (1995) Emotion elicitation using films. *Cognition and Emotion*, 9, 87-108.
- HAAG, A., GORONZY, S., SCHAICH, P. & WILLIAMS, J. (2004) Emotion Recognition Using Bio-Sensors: First Step Towards an Automatic System. *Workshop on AFFECTIVE DIALOGUE SYSTEMS*. Kloster Irsee, Germany.

- HAMALAINEN, W. (2006) Descriptive and Predictive Modelling Techniques for Educational Technology. *Department of Computer Science*. Finland, University of Joensuu.
- HARTLAGE, S., ALLOY, L. B., VAZQUEZ, C. & DYKMAN, B. (1993) Automatic and effortful processing in depression. *Psychological Bulletin*, 113, 247-278.
- HAZLETT, R. L. & BENEDEK, J. (2007) Measuring emotional valence to understand the user's experience of software. *International Journal of Human-Computer Studies* 65.
- HEALY, J. & PICARD, R. W. (2000) SmartCar: Detecting Driver Stress. *15th International Conference on Pattern Recognition*. Barcelona, Spain.
- HESS, U. (2001) The experience of emotion: situational influences on the elicitation and experience of emotions. IN KASZNIAK, A. (Ed.) *Emotions, Qualia, and Consciousness*. Singapore, World Scientific Publishing.
- HOPFIELD, J. J. (1982) Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the USA*, 79, 2554-2558.
- ISEN, A. M. (1999) Positive Affect. *Handbook of cognition and emotion*.
- ISEN, A. M. (2000) Positive Affect and Decision Making. *Handbook of Emotions*. New York, Guilford Press.
- IZARD, C. E. (1977) *Human emotions*, New York, Plenum Press.
- JOHN, D., BOUCOUVALAS, A. C. & ZHE, X. (2003) Expressive Image Generator for an Emotion Extraction Engine. *17th Human-Computer Interaction conference*. Bath, UK, Springer.
- KAPOOR, A. & PICARD, R. W. (2005) Multimodal affect recognition in learning environments. *Proceedings of the 13th annual ACM international conference on Multimedia*. Hilton, Singapore, ACM.
- KASS, R. (1987) The Role of User Modelling in Intelligent Tutoring System. Moore School, university of pennsylvania.
- KEARNS, M. & VALIANT, L. G. (1988) Learning Boolean formulae or finite automata is as hard as factoring. *Technical Report TR-14-88*. Harvard University Aiken Computation Laboratory.
- KENSINGER, E. A. & SCHACTER, D. L. (2005) Emotional content and reality-monitoring ability: FMRI evidence for the influence of encoding processes. *Neuropsychologia*, 43, 1429-1443.
- KLEIN, J., MOON, Y. & PICARD, R. W. (2002) This computer responds to user frustration: theory, design, and results. *Interacting with Computers*, 14, 119-140.
- KOHONEN, T. (1988) *Self-organization and associative memory*, Berlin, Springer-Verlag.
- LANG, P. J. (1995) The emotion probe: Studies of motivation and attention. *American Psychologist*, 50, 371-385.
- LANG, P. J., GREENWALD, M. K., BRADLEY, M. M. & HAMM, A. O. (1993) Looking at pictures: Affective, facial, visceral, and behavioral reactions. *Psychophysiology*, 30, 261-273.

- LANGLEY, P. & OHLSSON, S. (1984) Automated cognitive modeling. *the Fourth National Conference of the American Association for Artificial Intelligence*. Austin, TX, Morgan Kaufmann.
- LARSEN, J. T., NORRIS, C. J. & CACIOPPO, J. T. (2003) Effects of positive and negative affect on electromyographic activity over zygomaticus major and corrugator supercilii. *Psychophysiology*, 40, 776-785.
- LARSEN, R. J. & KETELAAR, T. (1991) Personality and susceptibility to positive and negative emotional states. *Journal of Personality and Social Psychology*, 61, 132-140.
- LAZARUS, R. (Ed.) (1991) *Emotion and Adaptation*, NY, Oxford University Press.
- LEVENSON, R. W. (1988) Emotion and the autonomic nervous system: A prospectus for research on autonomic specificity. *Social Psychophysiology and Emotion: Theory and Clinical Applications*, 17- 42.
- LIKERT, R. (1932) *A Technique for the Measurement of Attitudes*, New York, Archives of Psychology.
- LUCAS, R. E. & GOHM, C. L. (2000) Age and sex differences in subjective well-being across cultures. IN DIENER, E. & SUH, E. M. (Eds.) *Culture and subjective well-being*. Cambridge, MA, MIT Press.
- MATTHEWS, G. & WELLS, A. (1999) The Cognitive Science of Attention and Emotion. *Handbook of cognition and emotion*.
- MAYER, J., ALLEN, J. & BEAUREGARD, K. (1995) Mood Inductions for Four Specific Moods: A Procedure Employing Guided Imagery Vignettes With music. *Journal of Mental imagery*, 19, 133-150.
- MAYER, J. D. & SALOVEY, P. (1988) Personality moderates the interaction of mood and cognition. IN FIEDLER, K. & FORGAS, J. P. (Eds.) *Affect, Cognition, and Social Behaviour*. Toronto, Hogrefe
- MAYER, J. D. & SALOVEY, P. (1997) What is emotional intelligence? *Emotional Development and Emotional Intelligence: Implications for Educators*. New York, Basic Books.
- MAYO, M. & MITROVIC, A. (2001) Optimising ITS behaviour with bayesian networks and decision theory. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 12.
- MCRAE, K., OCHSNER, K. N., MAUSS, I. B., GABRIELI, J. D. & GROSS, J. J. (2008) Gender Differences in Emotion Regulation: An fMRI Study of Cognitive Reappraisal. *Group Processes & Intergroup Relations*, 11, 143-162.
- MICROSOFT AGENT (1998) Logiciel informatique. Disponible sur Internet: <http://www.microsoft.com/msagent> (consulté le 15 Octobre 2006).
- MILLÁN, E., PÉREZ-DE-LA-CRUZ, J. & SUÁREZ, E. (2000) Adaptive Bayesian Networks for Multilevel Student Modelling. IN GAUTHIER, G., FRASSON, C. & VANLEHN, K. (Eds.) *5th International Conference on Intelligent Tutoring Systems*. Springer-Verlag.
- MINSKY, M. (1986) *The Society of Mind*, New York, Simon and Schuster.

- MINSKY, M. & PAPERT, S. (1969) *Perceptrons*, Massachusetts, MIT Press.
- MITCHELL, T. (1997) *Machine Learning*, McGraw Hill.
- MOGG, K. B., B. P. (1999) Selective Attention and Anxiety: A Cognitive-Motivational Perspective. *Handbook of cognition and emotion*.
- MURRAY, I. R. & ARNOTT, J. L. (1996) Synthesizing emotions in speech: Is it time to get excited? *The Fourth International Conference on Spoken Language Processing*. Philadelphia, USA.
- MURRAY, R. C., VANLEHN, K. & MOSTOW, J. (2004) Looking ahead to select tutorial actions: A decision-theoretic approach. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 14, 235-278.
- MURRAY, T. (1999) Authoring Intelligent Tutoring Systems: Analysis of the state of the art. *Artificial Intelligence and Education*, 10 98-129.
- MURRAY, W. R. (1991) An Endorsement-based Approach to Student Modeling for Planner-controlled Tutors. *International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*.
- NASOZ, F., LISETTI, C. L., AVAREZ, K. & FINKELSTEIN, N. (2003). Emotion Recognition from Physiological Signals for User Modeling of Affect. *Workshop on Affective and Attitude User Modeling*. USA.
- NICAUD, J. F. & VIVET, M. (1988) Les tuteurs intelligents: réalisations et tendances de recherche. *Techniques et Science Informatiques*, 7, 21-45.
- NUNES, M., CERRI, S. A. & BLANC, N. (2008) Improving recommendations by Using Personality Traits in User Profiles. *International Conferences on Knowledge Management and New Media Technology*, Graz, Austria.
- ORTONY, A., CLORE, G. & COLLINS, A. (1988) *The Cognitive Structure of Emotions*, Cambridge, University Press.
- PARKE, F. & WATERS, K. (1996) *Computer Facial Animation*, Wellesley, Mass, A.K. Peters.
- PARTALA, T. & SURAKKA, V. (2004) The effects of affective interventions in human-computer interaction. *Interacting with Computers*, 16, 295-309.
- PERRY, P., HECHTER, F. J., MENEZES, V. H. & WEINBERG, L. H. (1993) Enhancing achievement motivation and performance in college students: An attributional retraining perspective. *Research in Higher Education*, 34, 687-723.
- PETRUSHIN, V. (1999) Emotion in Speech: Recognition and Application to Call Centers. *Artificial Neural Networks in Engineering*.
- PICARD, R. (1995) *Affective Computing*, Cambridge, MIT Press.
- PICARD, R. W. (2000) An Interview with Rosalind Picard, Author of "Affective Computing". *Affective Interactions - Towards a New Generation of Computer Interfaces*. Springer.
- PICARD, R. W., HEALEY, J. & VYZAS, E. (2001) Toward Machine Emotional Intelligence Analysis of Affective Physiological State. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23, 1175-1191.

- POPA, H., POP, D., NEGRU, V. & ZAHARIE, D. (2007) AgentDiscover: A Multi-Agent System for Knowledge Discovery from Databases. *Ninth International Symposium on Symbolic and Numeric Algorithms for Scientific Computing*. IEEE Computer Society, Washington, DC, USA
- PRENDINGER, H., MORI, J., MAYER, S. & ISHIZUKA, M. (2003a) Character-based interfaces adapting to users' autonomic nervous system activity. *Joint Agent Workshop*. Awaji, Japan.
- PRENDINGER, H., MORI, J., MAYER, S. & ISHIZUKA, M. (2003b) Character-based interfaces adapting to users' autonomic nervous system activity. *the Joint Agent Workshop*. Awaji, Japan.
- PRICE, D. D., BARRELL, J. E. & BRELL, J. J. (1985) A Quantitative- Experiential Analysis of Human Emotions. *Motivation and Emotions*, 9.
- QUINLAN, J. R. (1979) Discovering rules by induction from large collections of examples. IN MICHIE (Ed.) *Expert systems in the micro electronic age*. Edinburgh University Press.
- QUINLAN, J. R. (1993) *C4.5: Programs for Machine Learning*, Morgan Kaufmann.
- REED, G. F. (1977) Obsessional cognition: performance on two numerical tasks. *British Journal of Psychiatry*, 130, 184-185.
- REEVES, B. & NASS, C. (1996) *The media Equation: How people Treat Computers, Television, and New Media Like Real People and Places*, Cambridge University Press.
- REEVES B., N. C. (1996) *The media Equation: How people Treat Computers, Television, and New Media Like Real People and Places*, Cambridge University Press.
- RISH, I., HELLERSTEIN, J. & THATHACHAR, J. (2001) An analysis of data characteristics that affect Naïve Bayes performance. *Technical Report RC21993*. IBM TJ Watson Research Center.
- ROBINSON, M. D., JOHNSON, J. T. & SHIELDS, S. A. (1998) The gender heuristic and the database: Factors affecting the perception of genderrelated differences in the experience and display of emotions. *Basic and Applied Social Psychology*, 20, 206-219.
- ROSEMAN, I. J., JOSE, P. E. & SPINDEL, M. S. (1990) Appraisals of Emotion-Eliciting Events: Testing a Theory of Discrete Emotions. *Journal of Personality and Social Psychology*, 59, 899-915.
- ROSENBLATT, F. (1958) The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain. *Psychological Review*, 65, 386-408.
- RUMELHART, D., HINTON, G. & WILLIAMS, R. (1986) Learning internal representations by backpropagating errors. *Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition*. MIT Press.
- SELF, J. (1987) Students Models: What Use Are They ? *IFIP/TC3*.
- SELF, J. (1990) Bypassing the intractable problem of student modeling. IN FRASSON, C. & GAUTHIER, G. (Eds.) *Intelligent Tutoring Systems*. New Jersey, Ablex.

- SLOMAN, A. & CROUCHER, M. (1987) Why Robots-will have emotions. *the 10th International Joint Conference on Artificial Intelligence*. Milan, Italy, Morgan Kaufmann.
- SUNDER, D. L. (2000) Motivation Scale Background and Scoring Guide. *Center for Assessment and Research Studies*. James Madison University.
- THOUGHT TECHNOLOGY LTD. (2008) ProComp Infinity Hardware Manual. . Disponible sur Internet: <http://www.thoughttechnology.com/> (consulté le 17 Novembre 2008).
- VANLEHN, K. (1987) Learning One Subprocedure per Lesson. *Artificial Intelligence*, 31, 1-40.
- VAPNIK, V. (1998) *Statistical Learning Theory*, New York, Wiley.
- VELTEN, E. A. (1968) Laboratory task for induction of mood states. *Behavior Research and Therapy*, 6, 473-482.
- VIRVOU, M. & KATIONIS, G. (2008) On the usability and likeability of virtual reality games for education: The case of VR-ENGAGE. *Computers & Education*, 50, 154-178.
- VRANA, S. R. & ROLLOCK, D. (2002) The role of ethnicity, gender, emotional content, and contextual differences in physiological, expressive, and self-reported emotional responses to imagery. *Cognition & Emotion*, 16, 165-192.
- WATSON, D. & CLARK, L. A. (1992) On traits and temperament: General and specific factors of emotional experience and their relation to the Five-Factor Model. *Journal of Personality and Social Psychology*, 60, 441-476.
- WITTEN, I. & FRANK., E. (2005) *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*, Morgan Kaufmann.