

Université de Montréal

**Processus cérébraux adaptés aux
systèmes tutoriels intelligents**

Vers un système tutoriel intelligent cérébro-sensible

Par

Alicia Heraz

Département d'informatique et de recherche opérationnelle
Faculté des arts et des sciences

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

Octobre, 2009

©, Alicia Heraz, 2009

Université de Montréal
Faculté des arts et des sciences

Cette thèse intitulée :

Processus cérébraux adaptés aux systèmes tutoriels intelligents.
(Vers un système tutoriel intelligent cérébro-sensible)

présentée par :
Alicia Heraz

a été évaluée par un jury composé des personnes suivantes :

Esma Aïmeur, présidente-rapporteure
Claude Frasson, directeur de recherche
Houari Sahraoui, membre du jury
Jean Pierre Pécuchet, examinateur externe
Pierre Nonnon, représentant du doyen

Résumé

Le module de l'apprenant est l'une des composantes les plus importantes d'un Système Tutoriel Intelligent (STI). L'extension du modèle de l'apprenant n'a pas cessé de progresser. Malgré la définition d'un profil cognitif et l'intégration d'un profil émotionnel, le module de l'apprenant demeure non exhaustif.

Plusieurs senseurs physiologiques sont utilisés pour raffiner la reconnaissance des états cognitif et émotionnel de l'apprenant mais l'emploi simultané de tous ces senseurs l'encombre. De plus, ils ne sont pas toujours adaptés aux apprenants dont les capacités sont réduites. Par ailleurs, la plupart des stratégies pédagogiques exécutées par le module du tuteur ne sont pas conçues à la base d'une collecte dynamique de données en temps réel, cela diminue donc de leur efficacité.

L'objectif de notre recherche est d'explorer l'activité électrique cérébrale et de l'utiliser comme un nouveau canal de communication entre le STI et l'apprenant. Pour ce faire nous proposons de concevoir, d'implémenter et d'évaluer le système multi agents NORA.

Grâce aux agents de NORA, il est possible d'interpréter et d'influencer l'activité électrique cérébrale de l'apprenant pour un meilleur apprentissage. Ainsi, NORA enrichit le module apprenant d'un profil cérébral et le module tuteur de quelques nouvelles stratégies neuropédagogiques efficaces.

L'intégration de NORA à un STI donne naissance à une nouvelle génération de systèmes tutoriels : les STI Cérébro-sensibles (ou STICS) destinés à aider un plus grand nombre d'apprenants à interagir avec l'ordinateur pour apprendre à gérer leurs émotions, maintenir la concentration et maximiser les conditions favorable à l'apprentissage.

Mots-clés : Système Tutoriel Intelligent, Activité électrique cérébrale, EEG, Profil Cérébral, Stratégies neuropédagogiques, Interface cerveau-machine.

Abstract

The learner module is the most important component within an Intelligent Tutoring System (ITS). The extension of the learner module is still in progress, despite the integration of the cognitive profile and the emotional profile, it is not yet exhaustive.

To improve the prediction of the learner's emotional and cognitive states, many physiological sensors have been used, but all of these sensors are cumbersome. In addition, they are not always adapted to the learners with reduced capacities. Beside, most of the pedagogical strategies that are executed by the tutor module are based on no-live collections of data. This fact reduces their efficiency.

The objective of our research is to explore the electrical brain activity and use it as a communication channel between a learner and an ITS. To reach this aim, we suggest to conceive, to implement and to evaluate the multi-agent system NORA. Integrated to an ITS, this one became a Brain Sensitive Intelligent Tutoring System (BS-ITS).

Agents of NORA interpret the learner's brain electrical signal and react to it. The new BS-ITS is the extension of an ITS and enrich the learner module with the brain profile and the tutor module with a new Neuropedagogical Strategies.

We aim to reach more categories of learners and help them to manage their stress, anxiety and maintain the concentration, the attention and the interest.

Keywords : Intelligent Tutoring System, Brain Electrical Activity, EEG, Brain Profile, Neuropedagogical Strategy, Brain-Computer Interface.

Table des matières

Liste des abréviations.....	12
Introduction.....	14
Contexte de recherche.....	14
Lacunes des STI.....	15
Insuffisance du module de l'apprenant.....	15
Vétusté des stratégies tutorielles.....	16
Nature et Instantanéité des senseurs.....	17
Questions de recherche.....	17
Objectifs de recherche.....	18
Structure du mémoire.....	19
Chapitre 1 : État de l'art.....	20
1.1 Les systèmes tutoriels intelligents.....	20
1.1.1 Le modèle de l'apprenant.....	21
1.1.2 Les stratégies tutorielles.....	27
1.2 Les systèmes multi agents.....	31
1.2.1 Architectures des agents.....	31
1.2.2 Les technologies d'agents.....	39
1.2.3 Communication entre les agents.....	40
1.2.4 Plateformes de développement des agents.....	40
Conclusion.....	45
Chapitre 2 : Fondements de l'approche.....	46

2.1 L'activité électrique cérébrale.....	46
2.1.1 Les ondes cérébrales	46
2.1.2 L'électroencéphalographie.....	48
2.1.3 Le placement des électrodes.....	49
2.1.4 Le Neurofeedback	50
2.1.5 Avantages d'induire des ondes cérébrales	52
2.2 Hypothèses de recherche.....	53
2.3 Introduction à NORA.....	54
2.3.1 Fonctionnalités de NORA.....	55
2.3.2 Composantes principales de NORA.....	57
2.3.3 Description des données dans NORA.....	57
Conclusion	59
Chapitre 3 : Architecture de NORA.....	60
3.1 Les agents de NORA.....	60
3.2 Protocoles de communication	63
3.2.1 Communiquer pour négocier.....	65
3.2.2 Communiquer pour coopérer	66
3.3 Agent NORA Start (Agent NS)	66
3.4 Agent Wave Input (Agent WI).....	69
3.4.1 Neuroserver.....	70
3.4.2 Acquisition du signal	70
3.4.3 Filtrage du signal.....	71

3.5 Agent Interact Input (Agent II)	72
3.5.1 La personnalité	74
3.5.2 Le style d'apprentissage	75
3.5.3 La lecturabilité	76
3.5.4 Les attributs émotionnels	76
3.6 Agent Database Man (Agent DB)	80
3.6.1 Structure de la Base de données	81
3.6.2 Les stimuli visuels	82
3.6.3 Le modèle ADOC	84
3.6.4 Le format des données	88
3.6.5 Notification des autres agents	90
3.7 Agents superviseurs BP et NP	90
3.7.1 Représentation des états	92
3.7.2 Actions et modèle de transition	93
3.7.3 Gain espéré et politique optimale	93
3.8 Agents supervisés EW, CW, TW, VW, SW et NF	95
3.8.1 Représentation des états	96
3.8.2 Actions et modèle de transition	96
3.8.3 Gain espéré et politique optimale	97
3.8.4 Sélection optimale des tâches	98
3.8.5 Coordination des choix locaux	99
3.8.6 Nature des actions des agents d'induction	100

Conclusion	102
Chapitre 4 : Méthodologie expérimentale.....	103
4.1 Description du matériel.....	103
4.1.1 Pendant EEG	103
4.1.2 Structure interne de Pendant EEG	104
4.1.3 Limitations et imperfections du matériel	106
4.2 Choix des participants.....	107
4.3 Description des expérimentations	108
4.3.1 Les émotions et les ondes cérébrales	108
4.3.2 Les dimensions émotionnelles et les ondes cérébrales	108
4.3.3 Le traçage des émotions via les ondes cérébrales	108
4.3.4 Le rythme de la lecturabilité et les ondes cérébrales.....	109
4.3.5 L'apprentissage et les dominances cérébrales.....	109
4.4 Interprétation des mesures de WEKA.....	110
4.4.1 Correctly Classified Instances.....	111
4.4.2 Incorrectly Classified Instances	111
4.4.3 Kappa statistic	111
4.4.4 Mean absolute error.....	113
4.4.5 Root mean-squared error.....	113
4.4.6 Relative absolute error	114
4.4.7 Root relative squared error.....	114
4.4.8 Les mesures d'exactitude par classe	114

Conclusion	116
Chapitre 5 : Résultat des évaluations	117
5.1 Les émotions et les ondes cérébrales	117
5.1.1 Processus de l'évaluation	117
5.1.2 Données collectées	118
5.1.3 Résultat des prédictions	119
5.2 Les dimensions émotionnelles et les ondes cérébrales	121
5.2.1 Processus de l'évaluation	122
5.2.2 Données collectées	123
5.2.3 Corrélation avec les dimensions émotionnelles	124
5.2.4 Résultat des prédictions	125
5.2.5 Classification des dimensions émotionnelles	128
5.3 Le traçage des transitions émotionnelles	131
5.3.1 Processus de l'évaluation	132
5.3.2 Données collectées	133
5.3.3 Résultats de prédiction	135
5.4 Le rythme de la lecturabilité et les ondes cérébrales	138
5.4.1 Processus de l'évaluation	139
5.4.2 Données collectées	140
5.4.3 Résultat du clustering	143
5.4.4 Résultat de la classification	144
5.5 L'apprentissage et les dominances cérébrales	146

5.5.1 Processus de l'évaluation.....	147
5.5.2 Statistiques sur les données collectées.....	148
5.5.3 Instances du modèle ADOC.....	148
5.6 Discussion Globale sur l'évaluation de NORA.....	154
Conclusion.....	157
Contributions.....	158
Perspectives.....	160

Liste des tableaux

Tableau 1.1 : Senseurs utilisés dans le cadre des interactions STI-Apprenant	30
Tableau 1.2 : États mentaux associés aux ondes cérébrales.....	48
Tableau 3.1 : Fréquences considérées par l'agent WV	70
Tableau 3.2 : Données interactives de l'apprenant	74
Tableau 3.3 : Émotions durant l'apprentissage	77
Tableau 3.4 : Extrait de la base IAPS	83
Tableau 4.1 : Interprétation du coefficient Kappa	112
Tableau 5.1 : Précision par émotion.....	120
Tableau 5.2 : Matrice de confusion.....	121
Tableau 5.3 : Distribution des données collectées par classe.....	123
Tableau 5.4 : Résultat des corrélations	124
Tableau 5.5 : Coefficient pour prédire la dimension Plaisir	126
Tableau 5.6 : Coefficient pour prédire la dimension Excitation	127
Tableau 5.7 : Coefficient of the regression line to predict Dominance	128
Tableau 5.8 : Meilleurs résultats	129
Tableau 5.9 : Précision par classe et par dimension PAD.....	130
Tableau 5.10 : Catégories de Mikel pour les images IAPS.....	132
Tableau 5.11 : Meilleurs algorithmes de prédiction.....	136
Tableau 5.12 : Matrice de confusion.....	136
Tableau 5.13 : Centroïdes des clusters	143
Tableau 5.14 : Meilleure précisions	145
Tableau 5.15 : Détails des précisions par classe	146
Tableau 5.16 : Matrice de confusion.....	146
Tableau 5.17 : Répartition des données collectées.....	148
Tableau 5.18 : Pourcentage de dominance des ondes cérébrales.....	151

Liste des figures

Figure 1.1 : Principaux modules d'un STI [Wenger, 1987].....	20
Figure 1.2 : Profil émotionnel de l'apprenant	26
Figure 1.3 : Architecture réactive de subsomption	33
Figure 1.4 : Architecture BDI d'un agent.....	36
Figure 1.5 : Architecture hybride en couches verticales	38
Figure 1.6 : Principes de la communication dans JADE.....	42
Figure 2.1 : Positionnement standard des électrodes	50
Figure 2.2 : Interface <i>BioExplorer</i> Version 3.1 [CyberEvolution, 2006]	51
Figure 2.3 : Vue générale de NORA.....	56
Figure 3.1 : Architecture de NORA	61
Figure 3.2 : Communication entre les agents : DB et EW	64
Figure 3.3 : Interface de l'agent NORA Start	67
Figure 3.4 : Agents et librairies de NORA.....	68
Figure 3.5 : Architecture de l'agent WI	69
Figure 3.6 : Signal brut filtré en 6 bandes de fréquences.....	72
Figure 3.7 : Architecture de l'agent II.....	73
Figure 3.8 : Interface pour entrer les informations	76
Figure 3.9 : Échelle SAM	78
Figure 3.10 : Interface graphique de l'agent II	79
Figure 3.11 : Architecture de l'agent DM.....	80
Figure 3.12 : Diagramme Entité-Association de la BDD	82
Figure 3.13 : Modèle ADOC.....	87
Figure 3.14 : Extrait d'un fichier ARFF.....	88
Figure 3.15 : Architecture d'un agent superviseur.....	90
Figure 3.16 : Architecture d'un agent de prédiction	95
Figure 3.17 : Exercice de Neurofeedback.....	102

Figure 4.1 : Kit de Pendant <i>EEG</i>	104
Figure 4.2 : Diagramme électrique de <i>Pendant EEG</i>	105
Figure 4.3 : Apprenant avec <i>Pendant EEG</i>	106
Figure 4.4 : Résultats d'une classification effectuée par un agent.....	110
Figure 5.1 : Interface de collecte d'information sur les émotions.....	118
Figure 5.2 : Résultats pour les différentes valeurs de k	120
Figure 5.3 : Une participante qui porte Pendant EEG.....	122
Figure 5.4 : Précision par classe selon l'algorithme kNN.....	131
Figure 5.5 : Distribution des instances par Δt	133
Figure 5.6 : Répartition des instances par catégorie d'images.....	134
Figure 5.7 : Répartition des instances selon l'émotion e_t et $e_{t+\Delta t}$	135
Figure 5.8 : Traçage des transitions entre les émotions.	137
Figure 5.9 : L'arbre de transitions à partir de l'émotion dégoût.	138
Figure 5.10 : Interface d'un affichage rythmé du texte.....	140
Figure 5.11 : Répartition des instances par groupe	141
Figure 5.12 : Ordre de dominance des ondes cérébrales.....	142
Figure 5.13 : Les groupes avant et après le clustering.	144
Figure 5.14 : Questionnaire à choix multiple.....	147
Figure 5.15 : Le modèle ADOC de la situation « Apprentissage ».....	149
Figure 5.16 : Le modèle ADOC de la situation « Apprentissage inconscient »	149
Figure 5.17 : Le modèle ADOC de la situation « Non Apprentissage ».....	150
Figure 5.18 : Comparaison entre les 3 situations d'apprentissage	153

Liste des abréviations

ADOC	Apprentissage et Dominance des Ondes Cérébrales
Agent BP	<i>Agent Brain Profile</i>
Agent CW	<i>Agent Cogni Wave</i>
Agent DB	<i>Agent Database Man</i>
Agent EW	<i>Agent Emo Wave</i>
Agent II	<i>Agent Interact Input</i>
Agent NF	<i>Agent Neuro Feed</i>
Agent NP	<i>Agent Neuro Pedagog</i>
Agent SW	<i>Agent Sound Wave</i>
Agent TW	<i>Agent Track Wave</i>
Agent VW	<i>Agent Visio Wave</i>
Agent WI	<i>Agent Wave Input</i>
AOC	Amplitudes Ondes Cérébrales
AUML	<i>Agent-based Unified Modeling Language</i>
BDI	<i>Believe Desire Intention</i>
EAP	État d'Apprentissage de l'apprenant.
EEG	Électroencéphalogramme
EEM	État Émotionnel de l'Apprenant.
ECG	Électrocardiogramme

EMG	Électromyogramme
EPQ	<i>Eysenck Personality Questionnaire</i>
IAPS	<i>International Affective Picture System</i>
ICM	Interface Cerveau Machine
IOC	Intervalles des Ondes Cérébrales
IUG	Interface Utilisateur Graphique
JADE	<i>Java Agent Development Framework</i>
ODC	Ordre des Dominances Cérébrales
PDM	Processus Décisionnel Markovien
PIA	Profile Interactif de l'Apprenant
SAM	<i>Self Assesment Manikin</i>
SMA	Système Multi Agent
STI	Système Tutoriel Intelligent
STI-CS	Système Tutoriel Intelligent Cérébro-Sensible
TDAH	Trouble Déficitaire de l'Attention avec ou sans Hyperactivité
WEKA	<i>Waikato Environment for Knowledge Analysis</i>

Introduction

Il y a 5 sections dans l'introduction : 1) le contexte introduit le domaine de recherche; 2) les lacunes présentent les inconvénients des STI actuels; 3) la question de recherche formule la problématique du projet de recherche; 4) les objectifs donnent les étapes concrètes du projet de recherche et 5) la structure du mémoire.

Contexte de recherche

Notre sujet de recherche se situe dans un domaine de l'intelligence artificielle qui concerne plus particulièrement la formation des apprenants au moyen de systèmes intelligents. Ces systèmes couramment appelés systèmes tutoriels intelligents (STI) visent à adapter la formation en tenant compte des caractéristiques de l'apprenant et de ses préférences pédagogiques. Un STI est principalement doté de 4 fonctionnalités : la définition du modèle de l'apprenant, l'élaboration des stratégies tutorielles, l'organisation des connaissances et la gestion de la communication avec l'apprenant [Wenger, 1987]. Selon l'architecture du STI, chacune de ces fonctionnalités est prise en charge par un module qui communique avec tous les autres.

Le module de l'apprenant est présentement constitué : du profil cognitif (les connaissances de l'apprenant) [Polson et Richardson, 1988], du profil psychologique (les caractéristiques personnelles de l'apprenant) [Anderson, 2001] et plus récemment, du profil émotionnel (les émotions exprimées par l'apprenant au cours de sa formation) [D'Mello *et al.*, 2009]. En effet, étant donné que les recherches en neuropsychologies prouvent de plus en plus qu'il existerait un lien entre les émotions et l'apprentissage, plusieurs architectures de STI émotionnels sont apparues [Chaffar, 2009].

Le module du tuteur établit des stratégies pédagogiques basées sur les données collectées à propos de l'apprenant et les théories qui prédisent le profil de l'apprenant. La plupart des théories utilisées par le module du tuteur sont issues du domaine de la

psychologie et de l'éducation qui se basent sur le self-report [Ochs et Frasson, 2004]. Ce n'est que récemment que les chercheurs s'intéressent à la physiologie pour tester des méthodes de prédiction de l'état de l'apprenant basées sur des senseurs physiologiques non intrusifs [D'Mello *et al.*, 2005, 2008; Arroyo *et al.*, 2009].

Parmi les senseurs utilisés dans l'analyse des interactions machine-apprenant dans le cadre des systèmes tutoriels intelligents, on peut citer : l'électromyogramme (EMG) qui capte le signal électrique venant d'un muscle [Blanchard, 2008]; l'électrocardiogramme (ECG) qui enregistre l'activité électrique du cœur par le moyen d'électrodes posées à la surface de la peau; le capteur photopléthysmographique qui mesure le pouls du volume sanguin (PVS) et qui remplace souvent l'ECG en raison de sa simplicité [Arroyo *et al.*, 2009]; les appareils qui mesurent la conductivité de la peau, le rythme de la respiration et la température du corps [Chaffar, 2009].

Lacunes des STI

Nous pouvons identifier 3 lacunes au niveau des STI. 1) Insuffisance au niveau du modèle de l'apprenant. 2) Vétusté des stratégies tutorielles et 3) Inadaptation des senseurs physiologiques.

Insuffisance du module de l'apprenant

Le modèle de l'apprenant est insuffisant car il ne prend pas en considération tous les aspects complexes de la nature humaine de l'apprenant, notamment ceux qui sont liés aux émotions impliquées dans l'apprentissage. En effet, des recherches récentes ont montré l'utilité de détecter les conditions émotionnelles dans lesquelles se fait l'apprentissage. Ces conditions sont complexes mais ouvrent des perspectives pour une meilleure adaptation de la formation à l'apprenant.

Le modèle de l'apprenant a beaucoup évolué avec le temps. De nos jours, on assiste à l'utilisation pure et simple de capteurs sensoriels non intrusifs pour collecter le plus d'informations possibles.

Malgré cela, nous estimons que ces capteurs ne suffisent pas et/ou ne s'appliquent pas toujours à toutes les situations. La nature humaine de l'apprenant étant complexe, il est difficile de la cerner par un nombre limité de moyens technologiques artificiels, froid et dont la capacité d'analyse est réduite ou biaisée. Les senseurs tels que la caméra ainsi que le microphone ne servent pas dans le cas des apprenants à visage impassible et des apprenants taciturnes.

De ce fait, il est utile d'utiliser d'autres types de senseurs qui recueillent des données spontanées, internes à l'apprenant et indépendante de son apparence extérieure. Le cas des visages impassibles et des natures taciturnes constituent des obstacles aux interprétations de ces appareils.

Par ailleurs, des senseurs supplémentaires peuvent être combinés aux senseurs existant. En effet, plusieurs travaux de recherche indiquent qu'une approche multimodale est fortement requise pour la construction d'un module exhaustif, ou presque, de l'apprenant [Kapoor et Picard, 2005; NKambou, 2006].

Vétusté des stratégies tutorielles

Pour ce qui est des stratégies tutorielles qui sont mises en œuvre, elles se basent, pour la plupart sur des techniques de mesures approximative et non très précises. Ce sont des techniques qui sont subjectives car issues de procédés psychologiques. Les données collectées pour le choix d'une stratégie pédagogique sont donc biaisées par la perception de l'apprenant. Celui-ci a une apparence externe influencée par les contraintes sociales et les différences culturelles.

La plupart des stratégies tutorielles sont basées sur des théories psychologiques et des approches éducatives qui utilisent des techniques de mesures différées. L'aspect émotionnel qui joue un rôle important dans l'apprentissage et la prise de décision n'est pas spontanément détectable par l'utilisation des questionnaires.

L'avancée technologique des deux dernières décennies dans le domaine des neurosciences a permis de mieux comprendre le fonctionnement du cerveau. Il est donc important de créer de nouvelles stratégies pédagogiques.

Nature et Instantanéité des senseurs

Les senseurs utilisés pour collecter des données sur l'apprenant sont souvent encombrant. De plus, ne donnant pas toujours, séparément des résultats exhaustifs, ils sont souvent utilisés simultanément pour augmenter le résultat de prédiction de l'état de l'apprenant. De plus, ils sont placés à des endroits dans le corps qui font que le temps de la réponse musculaire n'est pas tout à fait spontané.

Les senseurs présentés au tableau 1.1 du chapitre 1 sont souvent utilisés simultanément pour obtenir de meilleurs résultats. Ceci encombre l'apprenant. Par ailleurs, la plupart de ces senseurs ne tiennent pas compte des éventuelles incapacités motrices ou sensorielles (apprenants sourds, muets, taciturnes, impassibles, souffrant d'hyperactivité ou du syndrome d'enferment qui inhibe tout les mouvements moteur).

De plus, étant donné que le cerveau est le centre des émotions et du traitement cognitif, ces senseurs prennent plus de temps pour répondre à un stimulus qu'un EEG placé directement sur le scalp. L'EEG est le premier appareil à enregistrer la réponse physiologique qui n'est autre que celle du cerveau lui-même [Vion-Dury *et al*, 2008].

Questions de recherche

Nous nous posons principalement 3 questions de recherche :

- **QUESTION 1** : Quels sont les attributs émotionnels et cognitifs de l'apprenant qui peuvent être prédis à partir de ses ondes cérébrales ?
- **QUESTION 2** : Comment influencer les ondes cérébrales de l'apprenant ?
- **QUESTION 3**: Peut-on valider un modèle qui représente la relation entre les ondes cérébrales et des conditions d'apprentissage optimales ?

Objectifs de recherche

Pour répondre aux 3 précédentes questions de recherche, nous devons étendre le STI tel qu'on le connaît aujourd'hui à un STI Cérébro Sensible (STI-CS) par l'intégration d'un système multi-agents appelé NORA (SMA NORA). Nous entendons par STI-CS un système capable de capturer et d'interpréter les ondes cérébrales de l'apprenant. Quant au nom NORA, il a été choisi pour la signification de ses dérivées : NEURONE qui représente la composante élémentaire du cerveau et NOOR qui veut dire LUMIÈRE (en arabe).

Les objectifs principaux de NORA sont :

- **OBJECTIF 1** : Conduire des expérimentations, collecter des données et utiliser des techniques d'apprentissage machine pour prédire les attributs émotionnels et cognitifs de l'apprenant à partir des ondes cérébrales. Nous nous intéressons ici aux attributs qui influencent la qualité de l'apprentissage dans le but d'améliorer le modèle de certains apprenants : comme les sourds, muets, taciturnes, impassibles, handicapés moteurs ou atteints du trouble déficitaire de l'attention avec ou sans hyperactivité (TDAH) ;
- **OBJECTIF 2** : Mise au point de nouvelles stratégies qui induisent des ondes cérébrales particulières pour favoriser l'apprentissage, diminuer le stress et gérer les émotions négatives ;

- **OBJECTIF 3** : Valider un modèle électrique cérébral de l'apprenant qui représente les relations entre les ondes cérébrales et la qualité de l'apprentissage. Se baser sur ce modèle pour traquer l'état de l'apprenant en temps réel.

Ces objectifs constituent les fonctionnalités principales de NORA, un SMA qui communique avec un STI grâce à une plateforme dédiée.

NORA est constitué de 11 agents regroupés en 5 groupes : les agents de collecte de données, les agents de gestion de la base de données, les agents de prédiction, les agents d'induction et les agents superviseurs. L'architecture de ces agents ainsi que la communication entre eux seront détaillés au chapitre 4.

NORA est destinée à améliorer la formation de l'apprenant en l'aidant à gérer le stress, le trac et l'anxiété et à maintenir l'attention, la concentration et l'intérêt. Aussi, il peut servir à contrôler l'hyperactivité dans le cas des apprenants atteints de TDAH.

Structure du mémoire

Ce mémoire est divisé en 5 chapitres : **le chapitre 1** constitue l'état de l'art des STI et un aperçu sur les architectures actuelles des SMA; **le chapitre 2** aborde les fondements de l'approche utilisée pour concevoir NORA et les grandes hypothèses de recherche; **le chapitre 3** détaille l'architecture de NORA et le fonctionnement interne de ses agents ainsi que les principaux protocoles de communication entre eux; **le chapitre 4** décrit la démarche expérimentale qui a servi à valider les hypothèses de recherche; **le chapitre 5** présente les résultats d'évaluations obtenus pour valider nos hypothèses de recherche.

Chapitre 1 : État de l'art

Il y a 2 grandes sections dans ce chapitre. La première aborde un aperçu sur l'évolution des STI, la seconde présente les SMA et leurs différentes architectures.

1.1 Les systèmes tutoriels intelligents.

Un STI vise à adapter efficacement la formation sur ordinateur à un apprenant par le moyen de processus issus de l'intelligence artificielle. Il existe plusieurs architectures de STI mais celles-ci mettent en œuvre des fonctionnalités similaires. L'architecture la plus classique et la plus utilisée est celle qui présente un STI comme étant une interaction de 4 modules décrivant chacun une compétence particulière [Wenger, 1987; Polson et Richardson 1988] (voir figure 1.1).

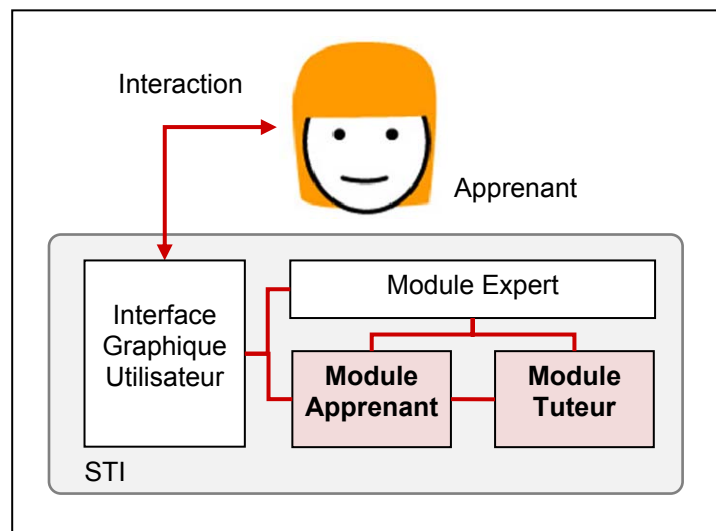


Figure 1.1 : Principaux modules d'un STI [Wenger, 1987]

Ces 4 modules interagissent de différentes manières. Le module du tuteur adapte le contenu du cours via une stratégie pédagogique en se basant sur le module de l'apprenant. L'apprenant accède au contenu du module de l'expert via le module de communication, son comportement et ses résultats d'évaluation permettent au tuteur d'ajuster ses stratégies pédagogiques et de mettre à jour le modèle de l'apprenant via le module de l'apprenant.

Cette architecture est reconnue par le comité IEEE1 des standards de la technologie de l'apprentissage [Devedzic et Harrer, 2005]. On retrouve cette architecture dans de récents STI tels que *SyPros* [Harrer et Herzog, 1999], *SQL Tutor* [Mitrovic, 2003] et *SlideTutor* [Crowley *et al.*, 2003]. Les compétences des modules représentent les fonctionnalités principales d'un STI, à savoir :

- L'organisation des connaissances et le raisonnement sur celles-ci pour résoudre les problèmes d'un domaine particulier;
- Le diagnostic de l'apprenant pour définir le modèle de l'apprenant avec toutes ses informations individuelles;
- La mise au point de différentes stratégies pédagogiques et la gestion des compétences liées à l'aide et à l'adaptation du cours à l'apprenant;
- La gestion de la communication via l'interface apprenant-machine par l'implémentation d'outils accessibles à l'apprenant pour lui permettre d'interagir de manière efficace et transparente avec le STI.

Dans ce présent projet de recherche, nous souhaitons apporter une contribution particulière au module de l'apprenant et au module tutoriel.

1.1.1 Le modèle de l'apprenant

La modélisation de l'apprenant est une phase cruciale pour les STI. C'est à partir du modèle de l'apprenant que le tuteur adapte l'environnement d'apprentissage afin de répondre aux besoins, objectifs et intérêts de l'apprenant [Beck et Woolf, 1998; Murray, 1998]. La modélisation de l'apprenant a graduellement évolué. Au début, ce sont les

1 IEEE : Institute of Electrical and Electronic Engineer.

connaissances de l'apprenant qui sont définies, le profil cognitif comprend les prérequis de l'apprenant, ses aptitudes et ses objectifs [Polson et Richardson, 1988]. Ensuite, il y a eu l'introduction de caractéristiques psychologiques liées à l'apprentissage comme la motivation, les préférences sensorielles et la personnalité de l'apprenant [Kelly et Tangney, 2002]. Cette extension a donné naissance au profil psychologique. Désormais, le modèle de l'apprenant est augmenté de manière à comprendre l'état émotionnel de l'apprenant et ses humeurs [Faivre *et al.*, 2003; Conati *et al.*, 2002; 2004; D'Mello *et al.*, 2005;]. Ainsi, la machine en sait de plus en plus sur l'apprenant, ce qui accentue l'intelligence du système tutoriel et sa capacité à mieux adapter le contenu d'un cours à partir d'un modèle dynamique de l'apprenant [Grandbastien et Labat, 2006].

a) Le profil cognitif

Nous retrouvons la définition des connaissances de l'apprenant au sein du profil cognitif. Celui-ci est mis à jour à l'issue des diverses évaluations et suite à des interprétations de certains comportements de l'apprenant au cours d'une session d'apprentissage. Plusieurs architectures ont été proposées pour représenter les connaissances de l'apprenant dans un STI, notamment : les modèles de recouvrement, les modèles différentiels et les modèles de perturbation [Polson et Richardson, 1988]. Il existe plusieurs techniques pour générer le modèle de l'apprenant, la plupart de ces techniques sont complexes et coûteuses, par exemple les réseaux Bayésiens [Murray, 1998; Petrushin et Sinista, 1993; Villano, 1992; Conati, 2001], les réseaux sémantiques [Collins et Quillian, 1969], la théorie de Dempster-Shafer de l'évidence [Bauer, 1996] et l'approche de la logique floue [Hawkes *et al.*, 1990].

D'autres techniques sont peu coûteuses mais, par contre, peu riches en information sur l'apprenant. Le modèle de traçage [Anderson *et al.*, 1995], par exemple, ne peut que retracer ce que l'apprenant sait sans être capable de reconnaître ses caractéristiques comportementales. L'un des mécanismes que le modèle de l'apprenant supporte est

l'inférence qui propage une évidence dans tout le modèle de l'apprenant en sauvegardant la cohérence des informations [NKambou et Tchétagni, 2002]. En effet, lorsqu'une mise à jour est effectuée sur un des paramètres qui constituent le modèle de l'apprenant, sa valeur doit rester cohérente à l'ensemble des valeurs des autres paramètres.

a.1) Les modèles de recouvrement

Dans ce modèle, l'ensemble des connaissances de l'apprenant est inclus dans l'ensemble des connaissances de l'expert. L'apprentissage doit faire en sorte que les connaissances de l'apprenant s'élargissent jusqu'à ce qu'elles soient égales (idéalement) à celles de l'expert. Cette représentation est encore utilisée de nos jours et un exemple de STI utilisant ce type de représentation est GUIDON [Clancey, 1983].

a-2) Les modèles différentiels

Ce modèle est une extension du modèle de recouvrement. Les connaissances de l'apprenant se distinguent en deux ensembles : les connaissances acquises par l'apprenant à un moment donné et celles que l'apprenant devrait acquérir dans le futur. WEST [Burton et Brown, 1982] est un exemple de STI qui utilise cette représentation des connaissances de l'apprenant.

a-3) Les modèles de perturbation

Contrairement au modèle de recouvrement et au modèle différentiel, le modèle de perturbation tient compte des connaissances erronées de l'apprenant. On retrouve ces connaissances dans ce qu'on appelle « bibliothèque des erreurs » (ou *Bug Libraries*) qui sont gérées par le module de l'expert. Pour créer cette librairie on procède de deux manières : soit en observant les erreurs commises par l'apprenant au cours des évaluations, soit en générant des conceptions erronées à partir d'une théorie cognitive donnée. On retrouve ce modèle dans le STI BUGGY [Burton et Brown, 1978].

b) Le profil psychologique

Le profil psychologique de l'apprenant est un ensemble d'attributs de quantitatifs ou, pour la plupart, qualitatifs. Les valeurs de ces attributs sont fournies par l'apprenant lui-même ou sont calculées suite à des tests psychologiques. Ces tests se présentent dans la plupart des cas sous forme de questionnaires soumis à l'apprenant et des méthodes basées sur des théories psychologiques analysent les réponses et prédisent la valeur de l'attribut recherché. L'âge, le sexe et la langue maternelle sont des exemples d'attributs fournis directement par l'apprenant. Le test *Eysenck Personality Questionnaire* ou EPQ de la personnalité [Eysenck et Eysenck, 1985] et le test du style d'apprentissage *Anderson Learning Style Test* [Anderson, 2001] sont, quant-à eux, des exemples d'attributs dont les valeurs correspondent aux résultats des tests. On utilise ces attributs pour appliquer des théories dont le but est de proposer un profil plus détaillé de l'apprenant, en fonction duquel il est possible de mieux adapter l'environnement du STI.

c) Le profil émotionnel

Le profil émotionnel est le résultat de l'impact des émotions sur l'apprentissage. En effet, de plus en plus de recherches stipulent que la cognition, la motivation et l'émotion sont les trois composantes de l'apprentissage [Snow *et al.*, 1996]. De ce fait, le STI *AutoTutor* [Graesser *et al.*, 1999; 2001; 2004] a été augmenté de manière à ce qu'il puisse tenir compte de l'état émotionnel de l'apprenant. Ce dernier est détecté grâce à l'introduction de trois technologies non intrusives. Elles alimentent des modules d'analyse des expressions faciales, de la posture du corps et du ton de la voix au cours des conversations de l'apprenant avec *AutoTutor*. Pour déterminer l'état émotionnel de l'apprenant, le classificateur émotionnel fusionne plusieurs techniques de classification standards et sophistiquées [D'Mello *et al.*, 2005].

Dans les deux dernières décennies, les recherches s sont concentrées sur le lien entre les émotions et l'apprentissage [Craig *et al.*, 2004; Kort *et al.*, 2001; Meyer *et al.*, 2002;

Picard, 1997]. Trois modèles qui explorent le lien entre les émotions et l'apprentissage sont présentés ci-dessous. Les descriptions sont une traduction de l'article de D'Mello (2005)

c-1) Le modèle de Stein et Levine

Stein et Levine (1991) ont identifié le lien entre les objectifs d'un apprenant et ses émotions. Ils tiennent compte de certaines théories sur les émotions qui stipulent que les apprenants préfèrent certaines émotions à d'autres (exemple : la joie à la tristesse). Leur modèle adopte l'approche orienté objectifs et résolution de problèmes. Il assume que l'objectif des apprenant est d'assimiler de nouvelles connaissances en se basant sur des schémas existants (stéréotypes, croyances, etc...). Stein et Levine assument également que l'expérience émotionnelle est Presque toujours associée à l'interprétation de l'information. Lorsque celle-ci est nouvelle, elle provoque une inadéquation avec le schéma existant et induit une excitation du système nerveux autonome qui produit une émotion. Ce modèle théorique a prédit que l'apprentissage a lieu durant une expérience émotionnelle [Stein et Levine, 1991].

c-2) Le modèle de Kort, Reily et Picard

Ce modèle se base sur la collecte des émotions, menée par [Plutchick, 1980], en déterminant celles qui sont impliquées dans le processus de l'apprentissage humain. La figure 1.2 décrit le modèle à quatre quadrants, celui-ci se présente sous forme de deux axes perpendiculaire.

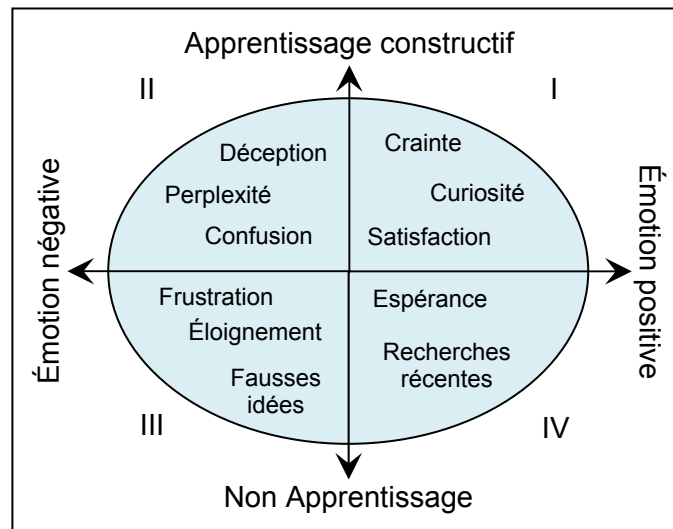


Figure 1.2 : Profil émotionnel de l'apprenant

L'axe horizontal représente les états émotionnels, de l'état le plus négatif à l'état le plus positif. L'axe vertical répartit les performances de l'apprentissage de la pire situation d'apprentissage à la situation optimale. L'état émotionnel de l'apprenant varie d'un quadrant à un autre [Kort *et al.*, 2001].

c-3) Le modèle du déséquilibre cognitif

Un bon nombre de modèles cognitifs démontrent le rôle important du déséquilibre cognitif dans la compréhension et le processus d'apprentissage [Graesser et Olde, 2003; Piaget, 1952]. Une profonde compréhension a lieu lorsque les apprenants sont confrontés à des contradictions, anomalies, obstacles, perturbations, surprise et autres stimuli inattendus [Jonassen *et al.*, 1999; Mandler, 1976; 1999; Schank, 1986]. Le déséquilibre cognitif a le pouvoir d'activer la conscience, l'effort, la délibération cognitive et les questions qui visent à restaurer l'équilibre cognitif. La confusion, la frustration semblent émerger lors du déséquilibre cognitif [D'Mello *et al.*, 2005]. De récentes études empiriques stipulent que la confusion est une émotion importante pour une recherche scientifique [Craig *et al.*, 2004; Rozin et Cohen, 2003]. La confusion indique le non certitude à propos de la prochaine

étape à exécuter [Keltner et Shiota, 2003]. Donc, la confusion est souvent associée au déséquilibre cognitif. De même, la perturbation et l'hésitation indiquent souvent le besoin de clarification et de plus d'information [Rozin et Cohen, 2003].

Le module de l'apprenant fournit des données importantes au module du tuteur. Ce dernier s'en sert pour une stratégie pédagogique adéquate car il en existe plusieurs. La plupart des stratégies pédagogiques sont basées sur des théories du domaine de la psychologie, de la sociologie et des sciences de l'éducation. Les techniques de recherche de ces domaines tentent d'interpréter le comportement externe de l'apprenant.

1.1.2 Les stratégies tutorielles

Le module du tuteur exécute des stratégies pédagogiques en se basant à la fois sur le modèle dynamique de l'apprenant et sur le contenu du module de l'expert. L'apprentissage humain est vu par le tuteur comme une succession de transitions entre des états de connaissances, le but du tuteur est de faciliter le parcours de l'apprenant vers l'espace d'état constitué de ces états de connaissances [Wenger, 1987]. Le tuteur est donc amené à modéliser l'état courant des connaissances de l'apprenant et supporter la transition vers un nouvel état des connaissances. Pour ce faire, le tuteur s'appuie sur des stratégies diverses et qui peuvent être combinées.

Il n'y a pas de synthèse exhaustive sur les stratégies pédagogiques appliquées par le module du tuteur (ou tuteur). Ce qui est sûr, c'est que le tuteur se fie aux réactions de l'apprenant, met à jour son modèle au sein du module de l'apprenant et adapte le contenu du module de l'expert. Pour mettre à jour le profil de l'apprenant, le tuteur peut déclencher une ou plusieurs actions, notamment : communiquer interactivement avec l'apprenant, induire des stimuli sensoriels qui agissent sur l'apprenant ou détecter ses comportements via des capteurs sensoriels implicites ou explicites.

Pour appliquer l'une de ces approches ou une combinaison de ces dernières, le tuteur se base sur des théories qui expliquent les aspects épistémologiques de l'apprentissage et/ou son processus observé chez les apprenants. Parmi celles-ci : la théorie interactionniste de Gagné (1985). Elle présente l'apprentissage comme étant un processus qui résulte d'une interaction entre l'individu et son environnement. Pour qu'il y ait apprentissage, on doit voir un changement dans la performance. L'apprentissage est donc influencé par des événements internes (motivation) et externes (rétroaction donnée par le STI, en l'occurrence, le tuteur). Pour Gagné, l'acte d'apprendre se déroule en huit phases : la motivation, l'appréhension, l'acquisition, la rétention, le rappel, la généralisation, la performance et la rétroaction. Il y a aussi d'autres théories similaires comme celles de Collins (1998) ou celle de Merrill (2002).

Ces théories sont basées sur des résultats issus des domaines de la pédagogie, la psychologie et les sciences de l'éducation. Pour mettre au point ces théories et permettre au tuteur d'intervenir au moment opportun afin d'interagir avec l'apprenant, les STI font appel à des ressources et des techniques de contrôle bien définies. Parmi ces procédés on retrouve l'apprentissage socratique, le *coaching*, l'apprentissage exploratoire, l'apprentissage par perturbation, l'apprentissage par auto-explication, l'apprentissage par la pratique et l'apprentissage par problème [NKambou, 2006].

Trois caractéristiques permettent de retracer ou de décrire l'évolution du module du tuteur dans les STI : l'apparence du tuteur, la nature des interactions apprenant-tuteur et la multiplicité, fréquence et proximité des senseurs qui scrutent le comportement de l'apprenant.

1.1.2.1 Apparence du tuteur

Lorsque les STI sont apparus, les tuteurs n'étaient pas personnifiés. L'apprenant se contentait de parcourir une interface de menus structurés et quasi-statiques, l'aide tutorielle était textuelle ou subtile [Polson et Richardson, 1988]. De nos jours, on assiste à une

tendance plus réaliste, les tuteurs dialoguent vocalement, ont une apparence humaine synthétique, dégagent des expressions faciales quasi réalistes et expriment des états affectifs divers. De plus, ils entament des dialogues constructifs avec l'apprenant pour l'aider et le diriger dans sa session d'apprentissage [Burlison, 2006; Graesser *et al.*, 2004].

1.1.2.2 Nature des interactions apprenant-tuteur

Les interactions entre l'apprenant et le tuteur ont d'abord été limitées aux choix précis d'un certain nombre de réponses possibles à une question précise.

Un peu comme dans le cas des questionnaires à choix multiples, l'apprenant ne pouvait pas tout dire et le tuteur ne pouvait pas tout comprendre. Désormais, avec l'avancée des recherches dans le domaine de l'intelligence artificielle, notamment dans la reconnaissance vocale [Graesser *et al.*, 2004] et le traitement du langage naturel [Heffernan, 2003], les interactions apprenant-tuteur sont beaucoup plus naturelles. Les techniques d'interprétation sont évidemment plus complexes mais l'apprentissage est devenu plus proche de l'apprentissage supervisé par un tuteur humain.

1.1.2.3 Multiplicité, fréquence et proximité des senseurs

Les capteurs qui servent à recueillir des informations sur l'état cognitif et émotionnel de l'apprenant ont évolué. Au début, les capteurs étaient plus de types logiciels et subtils : c'est l'apprenant qui renseignait sur son état cognitif ou émotionnel via des questionnaires, des échelles de mesure et des tests divers. Le tableau 1.1 présente quelques senseurs utilisés pendant l'apprentissage [D'Mello *et al.*, 2009].

Tableau 1.1 : Senseurs utilisés dans le cadre des interactions STI-Apprenant

Senseur	Nom	Descriptions
	Siège des postures	Détecte si l'apprenant assis sur le siège recule en arrière ou avance vers l'écran.
	Bracelet senseur	Mesure la conductivité de la peau de l'apprenant
	Logiciel de lecture mental	Prédit les états suivant de l'apprenant : consentement, concentration, intérêt, réflexion et incertitude chez l'apprenant
	Souris sensible	Mesure la pression globale appliquée par l'apprenant via sa manipulation manuelle de la souris.
	Système de mesure de la pression sanguine	Mesure la distribution de pression sanguine derrière le dos et sous l'apprenant.
	Caméra de détection de l'oeil bleu d'IBM	Détecte les coordonnées des yeux et de la bouche dans le but de prédire l'expression faciale de l'apprenant.

Les capteurs logiciels et matériels sont combinés pour optimiser la correspondance de l'apprenant à son modèle artificiel [Arroyo *et al.*, 2009].

L'architecture de NORA est de type multi-agents. Ce choix est motivé par les nombreux avantages que ce type d'architecture qui présente, généralement, une meilleure robustesse, flexibilité, scalabilité, rapidité d'intégration et facilité de communiquer avec d'autres systèmes.

1.2 Les systèmes multi agents

Un agent est défini comme étant une entité qui perçoit son environnement et agit sur celui-ci [Russell, 1997]. Un SMA est un environnement qui fait coopérer un ensemble d'entités logicielles autonomes (agents) dotées d'un comportement intelligent pour résoudre un problème. Le paradigme des SMA s'est imposé au fil du temps car il est difficile de considérer uniquement l'existence d'un agent comme une entité pour lui seul. Un agent est aussi conçu pour rencontrer d'autres agents (soit artificiels ou humains) dans son environnement. Par conséquent, la dimension sociale d'un agent est l'une des caractéristiques les plus intéressantes et c'est la raison pour laquelle nous parlons de SMA.

1.2.1 Architectures des agents

L'architecture d'un agent est une description de son organisation interne : les données et les connaissances de l'agent, les opérations qui peuvent être effectuées sur ses composantes et le flux de contrôle des opérations. Le choix d'une architecture ou d'une autre est, bien sûr, lié à la structure conceptuelle de l'agent, décrite dans la section précédente, et représente la décision du concepteur sur la façon de bâtir l'agent artificiel. Il existe trois types d'agents : les agents réactifs, les agents BDI et les agents hybrides [Wooldrige M., 2001]

1.2.1.1 L'architecture réactive

Les architectures réactives représentent le fonctionnement de l'agent au moyen de composantes avec une structure de contrôle simple, et sans représentation évoluée des connaissances de l'agent. L'intelligence de l'agent est vue comme étant le résultat des interactions entre ces composantes et l'environnement. Cela veut dire qu'une telle architecture peut résoudre des problèmes complexes, qui normalement demandent un comportement intelligent, sans traiter l'intelligence du point de vue classique de l'intelligence artificielle. On dit que l'intelligence émerge de l'interaction entre des composantes simples, et entre les agents réactifs et l'environnement. Cette approche, qui diffère beaucoup de la conception des agents intelligents, est apparue comme une solution aux critiques visant les approches symboliques, notamment la complexité des calculs nécessités par ces approches, qui paraît incompatible avec les ressources limitées des agents, et la difficulté de trouver toujours le bon modèle cognitif pour certaines applications.

L'architecture réactive la plus connue et la plus influente est celle proposée par Rodney Brooks; elle s'appelle architecture de subsomption, en anglais "subsumption architecture" [Brooks, 1991]. Une architecture de subsomption comporte plusieurs modules, chaque module étant responsable de la réalisation d'une tâche simple. Ces modules correspondent à des comportements spécifiques pour accomplir une tâche particulière, et s'appellent modules de compétence.

Pour la perception de l'environnement, plusieurs modules peuvent assumer l'exécution d'une action différente ; pour choisir l'action la plus opportune, les modules sont organisés en couches hiérarchisées, chaque couche ayant une priorité différente. Les couches supérieures correspondent à des tâches plus abstraites qui sont détaillées à l'aide des tâches plus concrètes et plus simples, les couches supérieures ayant une priorité plus

petite que les couches inférieures. Les couches inférieures correspondent aux tâches simples et elles ont une priorité plus grande. La figure 1.3 montre une telle architecture.

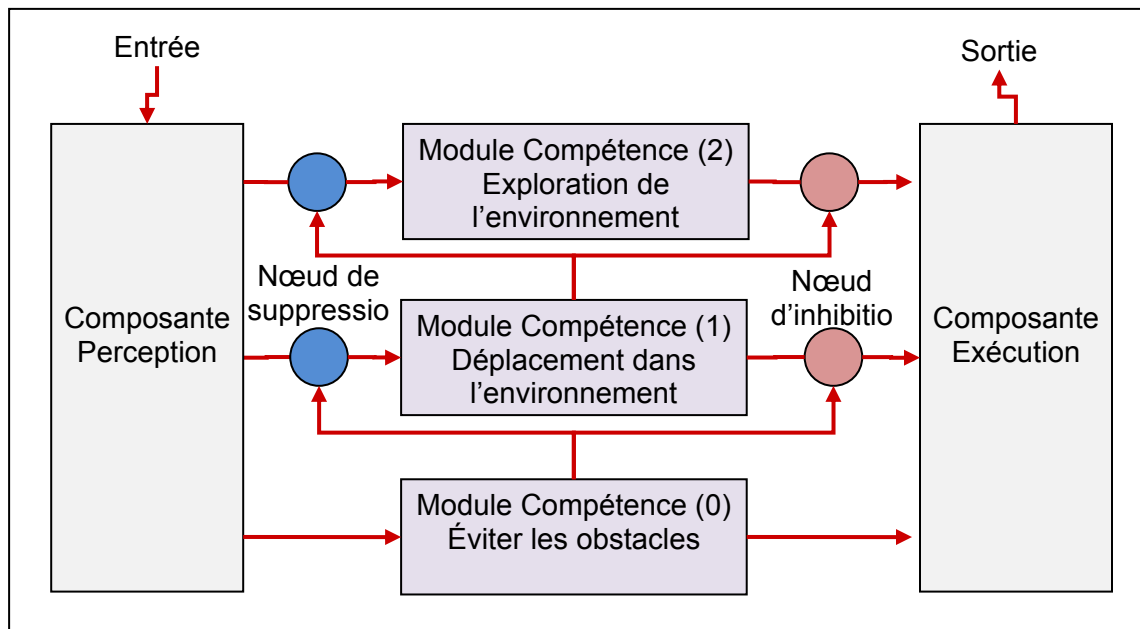


Figure 1.3 : Architecture réactive de subsumption

Si on utilise cette architecture pour construire un robot qui doit faire l'exploration de la planète Mars, on peut définir :

- M0 - module qui a la compétence d'éviter les obstacles ;
- M1 - module qui est responsable des déplacements dans l'environnement tout en évitant les obstacles à l'aide de M0 ;
- M2 : module qui a la compétence supérieure, la plus abstraite, de faire l'exploration systématique de la planète en se déplaçant grâce aux actions du module M1.

Un module sur une couche inférieure a une priorité plus grande qu'un module situé sur une couche plus élevée, parce qu'il est responsable d'une tâche plus simple mais plus "urgente". Dans ce but, le fonctionnement d'un module situé sur une couche supérieure est subordonné à un module inférieur. Un module sur une couche inférieure peut modifier l'entrée d'un module supérieur au moyen d'un nœud de suppression, et invalider l'action du module supérieur au moyen d'un nœud d'inhibition. Par exemple, si un agent veut se déplacer vers l'Est en partant d'une certaine position et qu'il n'y a pas d'obstacle dans cette direction, l'action exécutée par la composante exécution est celle commandée par M1 de se déplacer vers l'Est. Si, par contre, il y a un obstacle, le module M0 prend en compte cet obstacle par sa perception de l'environnement et inhibe le déplacement vers l'Est. M1 essaiera alors de se déplacer dans une autre direction. C'est cette organisation qui justifie l'appellation de subsomption de l'architecture.

1.2.1.2 L'architecture BDI

Une architecture BDI (Belief-Desire-Intention) est conçue en partant du modèle "Croyance-Désir-Intention", de la rationalité d'un agent intelligent [Bratman *et al.*, 1988].

Les croyances d'un agent sont les informations que l'agent possède sur l'environnement et sur d'autres agents qui existent dans le même environnement. Les croyances peuvent être incorrectes, incomplètes ou incertaines et, à cause de cela, elles sont différentes des connaissances de l'agent, qui sont des informations toujours vraies. Les croyances peuvent changer au fur et à mesure que l'agent, par sa capacité de perception ou par l'interaction avec d'autres agents, recueille plus d'information.

Les désirs d'un agent représentent les états de l'environnement, et parfois de lui-même, que l'agent aimerait voir réalisés. Un agent peut avoir des désirs contradictoires ; dans ce cas, il doit choisir parmi ses désirs un sous-ensemble qui soit consistant. Ce sous-ensemble consistant de ses désirs est parfois identifié avec les buts de l'agent.

Les intentions d'un agent sont les désirs que l'agent a décidé d'accomplir ou les actions qu'il a décidé de faire pour accomplir ses désirs. Même si tous les désirs d'un agent sont consistants, l'agent peut ne pas être capable d'accomplir tous ses désirs à la fois.

Proposée pour la première fois par Michael Bratman (1988), la théorie de raisonnement sur laquelle repose l'agent de type BDI montre que les intentions jouent un rôle fondamental dans le raisonnement pratique, car elles limitent les choix possibles qu'un humain (ou un agent artificiel) peut faire à un certain moment.

Une architecture BDI est alors un bon candidat pour modéliser le comportement d'un agent intelligent car :

- Elle s'appuie sur une théorie connue et appréciée de l'action rationnelle des humains;
- La théorie a été formalisée dans une logique symbolique formelle, rigoureuse;
- Elle a été implémentée et utilisée avec succès dans beaucoup d'applications.

Les systèmes d'agents "classiques" qui ont implémenté l'architecture BDI sont : IRMA = Intelligent Resource-bounded Machine Architecture, et PRS = Procedural Reasoning System

Le prototype PRS par exemple, développé à Stanford Research Center [Inverno *et al.*, 1997], a été ensuite utilisé dans le système du contrôle du trafic aérien OASIS à l'aéroport de Sydney en Australie, dans le système du management de business SPOC et il est devenu un produit commercial de la compagnie Agentis Solutions.

Ces deux systèmes sont les plus connus, mais bien d'autres systèmes multi-agents et applications sont réalisés dans une conception BDI.

La figure 1.4 présente les composantes principales d'une architecture BDI. L'agent a une représentation explicite de ses croyances, désirs et intentions. On dénote par B l'ensemble des croyances de l'agent, par D l'ensemble de ses désirs, et par I l'ensemble de ses intentions, et par B , D et I les croyances, désirs et intentions courantes de l'agent. Les ensembles B , D et I peuvent être représentés au moyen de divers modèles de représentation de connaissances, par exemple en utilisant la logique des prédicats du premier ordre, une logique d'ordre supérieur, le modèle des règles de production, ou bien comme de simples structures de données.

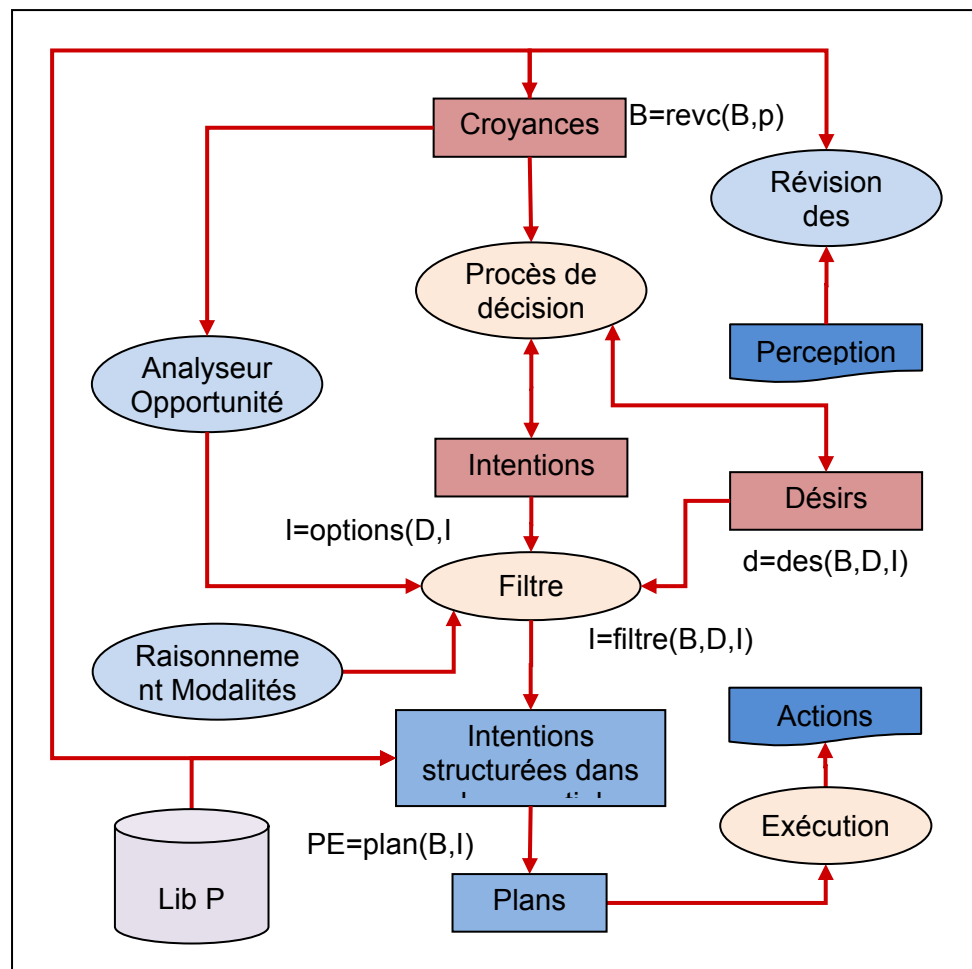


Figure 1.4 : Architecture BDI d'un agent

1.2.1.3 L'architecture Hybride

Une architecture hybride d'un agent intelligent est une architecture composée d'un ensemble de modules organisés dans une hiérarchie, chaque module étant soit une composante cognitive avec représentation symbolique des connaissances et capacités de raisonnement, soit une composante réactive. De cette manière, on combine le comportement proactif de l'agent, dirigé par les buts, avec un comportement réactif aux changements de l'environnement. En plus, on espère obtenir simultanément les avantages des architectures cognitives et réactives, tout en éliminant leurs limitations.

Plusieurs architectures hybrides ont été conçues et utilisées. Une des architectures hybrides les plus connues est celle du système InteRRaP ("Integration of Reactive Behavior and Rational Planning" = Intégration du comportement réactif et planification rationnelle). L'architecture InteRRaP [Muller, 1997] est une architecture en couches avec des couches verticales où les données d'entrée, notamment les perceptions, passent d'une couche à l'autre, comme on le voit sur la figure 1.5. En cela, elle est un peu différente de l'architecture de subsomption qui est une architecture en couches horizontales, où les perceptions sont transmises directement à toutes les couches à la fois (figure 1.5).

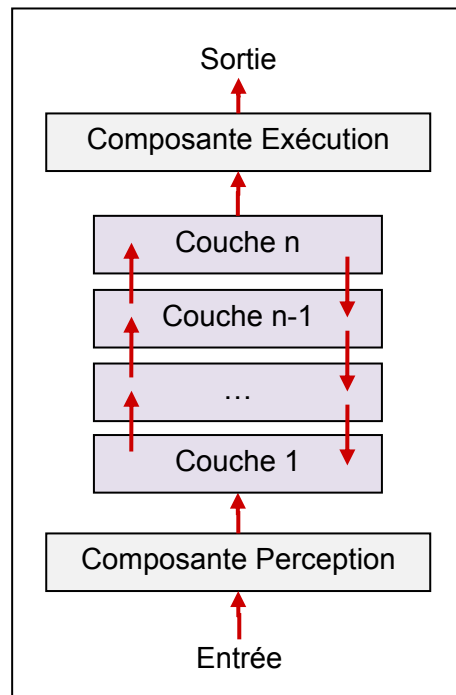


Figure 1.5 : Architecture hybride en couches verticales

Un agent InteRRaP est un agent BDI qui a des buts à atteindre (les buts sont les mêmes que les désirs) et qui est capable de coopérer avec d'autres agents InteRRaP pour accomplir ces buts. Les buts d'un agent sont divisés en 3 catégories :

- Réactions : ce sont des buts simples à accomplir en fonction des perceptions sur l'environnement ;
- Buts locaux : ce sont des buts que l'agent peut accomplir par lui-même ;
- Buts coopératifs : ce sont les buts qui peuvent être accomplis uniquement par une coopération avec d'autres agents dans le système.

Il est intéressant d'observer que, dans cette conception, la réactivité de l'agent est conçue toujours comme un but, c'est-à-dire au niveau cognitif, mais comme un but très simple à réaliser.

Il y a certainement beaucoup à gagner de profiter des interactions entre les agents pour atteindre des objectifs globaux plus ambitieux grâce à la coopération et à la collaboration des intelligences locales de chacun des agents autonomes. Ainsi, il y a eu une large diffusion de la technologie multi-agents. Les agents ne réalisent plus leurs tâches en isolation mais en tenant compte de toutes les perceptions qu'ils se font de leur environnement.

1.2.2 Les technologies d'agents

Un agent logiciel est considéré comme une nouvelle approche dans le développement des applications. Ils aident à faciliter l'intégration et l'utilisation des technologies existantes pour construire des applications. Celles-ci interagissent de façon dynamique avec leur environnement immédiat, c'est-à-dire : l'utilisateur, les ressources locales ou le système informatique et de manière autonome. Il y a eu beaucoup d'efforts de standardisation lors de la conception des agents logiciels. Ces efforts sont dû au fait que le terme agent ne possède pas une définition précise.

Lorsqu'on parle des technologies d'agents, on parle essentiellement des langages d'agent et des protocoles de coordination. Les langages conçus pour les programmes mobiles sont ceux qui sont les plus utilisés dans le développement des agents logiciels, exemples : TCL/TK, Java et Telescript. Ces langages contrôlent les processus sur une seule plate-forme. Ils fournissent des primitives de communication pour la conception d'un agent et ils se préoccupent (pour la plupart) des mécanismes du transport d'agents d'une machine à une autre.

Les langages de communication entre les agents réduisent la description exhaustive des messages *ad hoc* et une grande partie de protocoles. Ces langages représentent les connaissances sous une forme syntaxique et sémantique uniforme et décodable. Il n'est toutefois pas facile de garantir une cohérence du système sur l'aspect conversationnel. Plusieurs efforts de normalisation de la communication inter-agents ont eu lieu au cours de ces dernières années.

1.2.3 Communication entre les agents

Pour coordonner l'activité d'un ensemble hétérogène d'agents autonomes, il faut que les agents parlent le même langage. Le langage de communication constitue donc une interface d'échange d'informations entre les agents d'un SMA. Un Langage de Communication Agent (ACL de l'anglais *Agent Communication Language*) doit être conçu comme un langage de haut niveau qui assure en premier lieu l'échange d'états mentaux et le sens du vocabulaire.

Le format utilisé pour l'échange des connaissances est donné par un langage de contenu, indépendant du langage ACL (exemple : KIF, FIPA-SL, FIPA-CCL). Le vocabulaire commun concerne les définitions précisées dans une ontologie. L'évolution des ACL va dans le sens où l'information partagée est de plus en plus complexe. Au début, ce sont les objets qui étaient partagés (Remote Method Invocation, CORBA); ensuite ce sont les connaissances (faits, règles, procédures de traitement des connaissances). Actuellement, les ACL véhiculent des informations sur les états mentaux (croyances, désirs, intentions). On peut citer ici les langages KQML [Labrou et Finin 1998; Labrou et *al.*,1999] et FIPA-ACL [FIPA, 1997].

1.2.4 Plateformes de développement des agents

Les plates-formes multi-agents sont des environnements de développement de SMA. Elles sont le résultat de travaux qui ont réutilisés des architectures et des langages

existants pour construire des environnements de développement de ces systèmes. Les plates-formes multi-agents contribuent à renforcer le succès de la technologie multi-agents. Elles permettent aux développeurs de concevoir et réaliser leurs applications sans perdre de temps à réaliser des fonctions de base pour la création et l'interaction entre agents et éliminent, dans la plupart des cas, la nécessité d'être familier avec les différents concepts théoriques des systèmes multi-agents.

Parmi les plates-formes fournies comme logiciels libres, JADE, MACE, ZEUS, et MADKIT ont contribué au développement d'agents cognitifs, et SWORM pour les agents réactifs.

1.2.4.1 La plateforme JADE

JADE (Java Agent Development Framework) [Bellifemine et *al.*, 1999] est une plate-forme multi-agents développée en Java par CSELT (Groupe de recherche de Gruppo Telecom, Italie). Les SMA développés sous la plate-forme JADE sont conformes à la norme FIPA [FIPA, 1997]. JADE comprend deux composantes de base : une plate-forme agents compatible FIPA et un paquet logiciel pour le développement des agents Java.

JADE est une plateforme qui fournit des moyens facilitant l'intégration d'un système multi-agents. Elle contient :

- Un environnement où les agents peuvent s'exécuter et accomplir leurs tâches. Cet environnement est activé par l'agent NS qui lance par la suite les autres agents.
- Une librairie de classes que les agents utilisent pour agir et communiquer entre eux.
- Une suite d'outils graphiques qui facilitent la gestion et la supervision de la plateforme des agents (côté développeur).

Dans JADE, chaque agent créé appartient à un conteneur; celui-ci peut contenir plusieurs agents. Un ensemble de conteneurs constitue une plateforme. Chaque plateforme doit contenir un conteneur spécial appelé conteneur principal et tous les autres conteneurs s'enregistrent auprès de celui-là dès leur lancement

La figure 1.6 illustre les concepts de base de JADE en montrant un petit exemple de deux plateformes JADE composées respectivement de deux conteneurs simples et d'un conteneur principal [JADE, 2009].

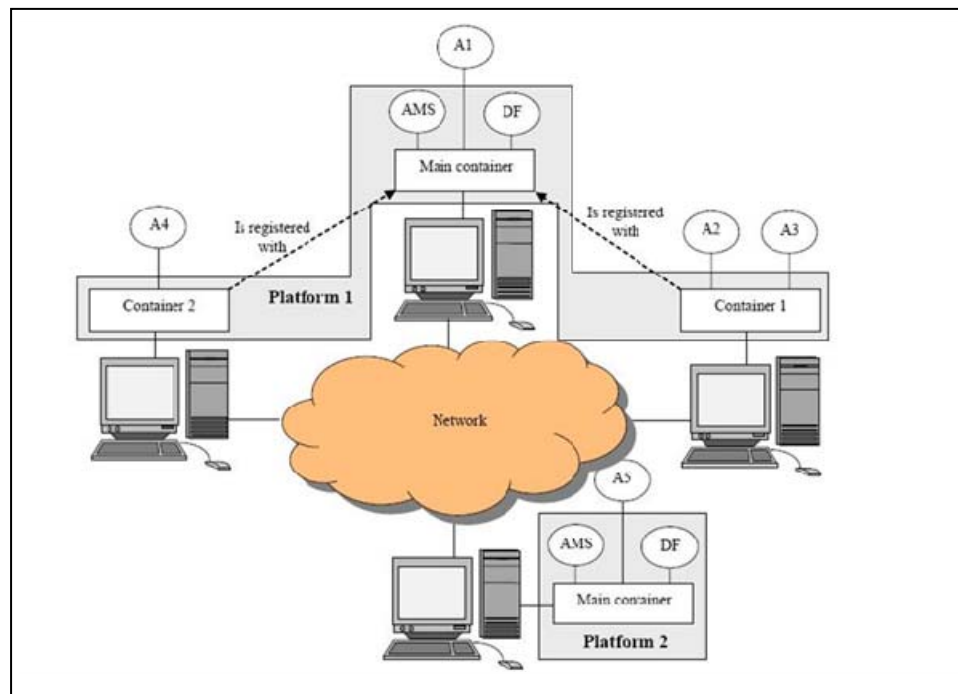


Figure 1.6 : Principes de la communication dans JADE

Chaque agent est identifié par un identifiant unique et peut communiquer avec n'importe quel autre agent sans avoir besoin de connaître son emplacement :

- Dans le même conteneur (exemple agents A2 et A3)
- Dans la même plateforme mais dans des conteneurs différents (ex A1 et A2)

- Dans deux plateformes différentes (ex. A4 and A5).

Un conteneur principal se distingue des autres conteneurs simples par le fait qu'il contient toujours deux agents spéciaux appelés respectivement : Agent pour la gestion du système (AMS) et le facilitateur (DF). Ils sont automatiquement créés au lancement du conteneur principal :

- L'agent AMS fournit le service de nommage (pour assurer par exemple que chaque agent possède un identifiant unique dans la plateforme) et qui représente l'autorité de la plateforme (par exemple il est possible de créer/arrêter des agents en envoyant des requêtes à l'AMS)
- L'agent DF fournit un système de pages jaunes qui permet aux agents de retrouver les agents fournisseurs de services.

Pour créer les agents, l'agent NS doit premièrement récupérer le conteneur en cours de JADE avant de lancer le processus d'échange des messages entre les agents.

Avec l'expansion des systèmes multi-agents, les concepteurs des STI mettent au point des environnements d'apprentissage interactif où des agents pédagogiques autonomes interagissent avec l'apprenant [Aïmeur *et al.*, 1997; Johnson *et al.*, 2000]. C'est le cas de IDEAL [Shang et Chen, 2001] ou encore JADE [Silveira et Vicari, 2002].

Les agents pédagogiques peuvent être des agents personnifiés et animés [Rickel, 1999]. En interagissant avec un ou plusieurs apprenants dans un environnement partagé, ils optimisent l'apprentissage [Baylor et Ryu, 2003] et expriment des émotions diverses [Heraz et Frasson, 2006]. Un agent pédagogique joue différents rôles : il peut être apprenant, enseignant, assistant, compagnon ou perturbateur [Devedzic et Harrer, 2005].

Selon les besoins, plusieurs architectures de STI sont apparues. Dans le cas de l'apprentissage autonome, non collaboratif et non distribué, l'architecture classique

demeure la plus utilisée. Cependant, l'architecture multi-agents est la plus adéquate à notre situation. En effet, pour contribuer à l'enrichissement des fonctionnalités d'un STI il faut opter pour une architecture qui facilite l'intégration de nouvelles composantes. Les composants doivent être capables de raisonner sur les connaissances et les capacités des autres dans le but d'une coopération effective. Pour ce faire, ils doivent être dotés de capacités de perception et d'action sur l'environnement et doivent posséder une certaine autonomie de comportement, on parle alors d'agents et par conséquent de système multi-agents [Durfee *et al.*, 1987].

De nos jours, on assiste à l'incorporation de senseurs matériels, les informations relatives à l'apprenant sont détectées physiologiquement grâce à des appareils de mesure non intrusifs qui scrutent des caractéristiques apparentes comme la souris [Kirsch, 1997], la caméra [NKambou et Héritier, 2004], le microphone [Graesser *et al.*, 2004] ou des caractéristiques cachées comme le rythme cardiaque et la température du corps [Strauss, 2005]. De plus en plus de senseurs sont combinés pour extraire des données à analyser. Le module du tuteur emploie des algorithmes d'apprentissage-machine pour déterminer les caractéristiques spécifiques à l'apprenant. Les stratégies tutorielles adoptent désormais des techniques de mesure physiologiques.

Les recherches actuelles stipulent qu'apprendre à contrôler consciemment nos ondes cérébrales aide à accroître l'aptitude à nous concentrer et à réduire nos niveaux de stress et d'anxiété [Norris et Currier, 1999]. Malgré les avantages évidents des techniques de *Neurofeedback*, l'entraînement est restreint et limité. L'EEG et les logiciels adaptés sont encore chers et monopolisés par l'industrie médicale. Les EEG abordables commencent à faire leur apparition, mais les logiciels demeurent limités. Il est intéressant de constater que les STI ne profitent pas de l'avantage que peut offrir une interface cerveau-machine. Cette dernière, n'a jamais été intégrée à un STI.

Conclusion

Ce chapitre nous a permis d'exposer deux sections importantes : Les STI et les SMA. Dans la première section, nous avons vu l'évolution du module de l'apprenant, du module tuteur et des senseurs utilisés pour collecter des informations sur l'apprenant. Dans la seconde section, nous avons revu les architectures, les technologies et les processus de communication entre les agents.

Pour répondre à nos questions de recherche, nous avons donc opté pour l'architecture multi-agent dont les avantages permettent une facilité d'implémentation et d'intégration. La nature de la contribution que nous souhaitons apporter au module de l'apprenant et au module du tuteur et les hypothèses de recherche feront l'objet du chapitre suivant, ce sont les fondements de notre contribution dans ce projet de recherche.

Chapitre 2 : Fondements de l'approche

Dans ce chapitre, nous faisons une introduction sur l'activité électrique cérébrale et nous formulons les hypothèses de recherche suivies d'une introduction à la solution NORA qui a pour but d'atteindre les objectifs de notre recherche.

2.1 L'activité électrique cérébrale

Les appareils de mesure tels que l'électroencéphalogramme (EEG) fournissent une description dynamique de l'activité du cerveau. En mesurant l'évolution du champ électromagnétique à la surface du crâne, on met en évidence de véritables chemins de communication qui relient et conditionnent l'activité de grands ensembles de neurones.

2.1.1 Les ondes cérébrales

Une onde électrique se produit lorsqu'il y a un changement périodique dans les paramètres de propagation d'un courant électrique. Une onde est caractérisée par sa longueur λ , sa fréquence γ , sa vitesse de propagation ν et son amplitude a . La longueur λ , mesurée en mètre, représente la distance entre deux crêtes² successives de l'onde. La fréquence γ , mesurée en Hertz (Hz), est le nombre de crêtes par seconde qui passent en un point donné. L'inverse de la fréquence est la période $T = 1/\lambda$, celle-ci représente la durée, en seconde, pour que l'onde parcoure un cycle; un cycle est le passage complet d'un état au même état. La vitesse de propagation ν est le produit de la longueur d'onde par sa fréquence $\nu = \lambda \times \gamma$. L'amplitude a représente l'intensité maximale du champ électrique, elle est mesurée en microvolts (μV).

Il existe dans le cerveau plusieurs types d'ondes. Les principales ondes spontanées du cerveau sont présentées au tableau 1.2. Ce sont les ondes *delta*, *thêta*, *alpha* et *bêta*.

² La crête est le sommet d'une onde

Quand l'une d'elles constitue la partie dominante ou une partie importante du tracé, on dit que cette dominance est de rythme *alpha*, ou *bêta*, etc.

Un tracé peut être soit synchronisé ou désynchronisé, il est synchronisé lorsqu'une onde est nettement dominante, bien visible, et répartie sur presque toutes les dérives, sur la majeure partie du cortex³, sinon, il est désynchronisé, ce qui peut être pathologique.

a) Le rythme Delta

Les ondes *delta* sont intenses, lentes et essentiellement présentes chez les nourrissons. Elles ont une fréquence de 0.5 à 3 *Hz*. Chez l'adulte sain, elles s'observent uniquement au cours du sommeil profond. En dehors de ces circonstances, elles indiquent une grave affection cérébrale.

b) Le rythme Thêta

La fréquence d'une onde *thêta* est de 4 à 7 *Hz*. Elle peut caractériser un état méditatif ou de transe chez un adulte sain ou une certaine affection cérébrale. Cette fréquence domine chez les enfants sains en bas âge.

c) Le rythme Alpha

Le rythme *alpha* synchronisé, sa fréquence varie entre 8 et 12 *Hz*. Son amplitude peut atteindre 50 μV . Ce rythme s'observe chez le sujet adulte en bonne santé lorsqu'il est au repos et que ses paupières sont fermées. Lorsque le sujet ouvre les yeux, les ondes *alpha* disparaissent. Elles sont plus nettes sur les régions occipitales du cuir chevelu.

³ Le cortex est la partie externe du cerveau

d) Les rythmes Bêta

Les rythmes *bêta* sont abondant sur les régions *Pz* et *Fz*. La fréquence des ondes bêta varie entre 12 et 25 *Hz*, leur amplitude est généralement inférieure à 25 μV . Ces rythmes apparaissent en état de veille intense, et lorsque les yeux sont ouverts.

Tableau 1.2 : États mentaux associés aux ondes cérébrales

Symbole	Nom	Intervalle (Hz)	État mental
δ	Delta	0.05 – 3	Sommeil profond, hypnose
θ	Theta	4 – 7	Intuition, créativité, imagination
α	Alpha	8 - 12	Relaxation, détente, pensée abstraite, sensation de paix et de bien être
β_1	Beta 1	12 - 15	Focalisation relaxe
β_2	Beta 2	15 - 20	Éveil intense, attention maximale
β_3	Beta 3	20 et +	Agitation, anxiété

Les interfaces cerveau-machines servent à avoir un feedback sur l'activité électrique cérébrale. Les ondes cérébrales peuvent nous renseigner sur l'état mental de l'apprenant. L'EEG n'est pas un appareil intrusif. Son utilisation est de plus en plus répandue, elle sert à des fins personnelles, cliniques, éducatives, artistiques ou de recherche.

2.1.2 L'électroencéphalographie

L'électroencéphalographie est le procédé par lequel on obtient un enregistrement de l'activité électrique (ou bioélectrique) spontanée du cerveau en utilisant des électrodes posées sur le cuir chevelu. L'électroencéphalographie quantitative fait analyser le résultat par un ordinateur, ce qui augmente considérablement l'efficacité de la méthode. Grâce aux charges électriques induites entre les neurones du cerveau, on peut enregistrer une différence de potentiel entre deux électrodes. Ce procédé permet d'identifier les ondes cérébrales, qui renseignent sur l'état mental d'un sujet (tableau 3.1). L'EEG est l'appareil

qui permet d'enregistrer simultanément l'activité cérébrale des différentes zones du cuir chevelu de façon à pouvoir effectuer des comparaisons entre ces différentes zones cérébrales. Hans Berger fût le premier à mettre au point un EEG en 1924.

Le résultat produit par un EEG est l'électroencéphalogramme. Il se présente comme une série de tracés (ou courbes, ou dérivations), les uns au-dessous des autres, correspondant chacun à certaines des électrodes, et donc à la région du cerveau qui est en regard d'elles. Chaque tracé est à peu près sinusoïdal et comprend une succession d'ondes, c'est-à-dire de courtes variations irrégulières, notamment pointue, arrondie, large ou étroite.

2.1.3 Le placement des électrodes

Les électrodes utilisées en électroencéphalographie sont des pièces conductrices qui établissent un contact électrique avec une région du cuir chevelu afin de recueillir l'activité électrique qui y est produite.

Pour faciliter les comparaisons, il existe un standard pour le positionnement des électrodes et les conditions d'enregistrement sont devenues elles aussi universelles. La figure 2.1 montre le standard du positionnement des électrodes sur le cuir chevelu.

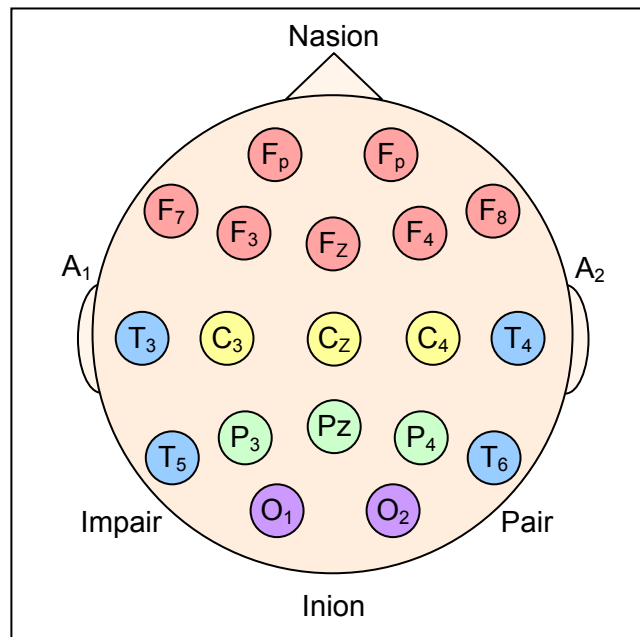


Figure 2.1 : Positionnement standard des électrodes

2.1.4 Le Neurofeedback

Contrôler la machine par la pensée peut s'avérer de la science fiction, mais les interfaces cerveau-machine existent déjà. De nos jours, on peut utiliser l'électroencéphalgraphe (EEG) pour générer un électroencéphalogramme, celui-ci est un tracé qui représente le retour dynamique de l'activité cérébrale électrique. Les interfaces basées sur des mesures EEG sont les interfaces cerveau-machine, elles font l'objet de plusieurs applications dans le domaine de la psychologie clinique, de l'art et de la musique.

En 1958, Joe Kamiya découvrit que nous possédons la capacité subjective de différencier les ondes générées par notre cerveau après une période d'entraînement et aussi la capacité d'atteindre une onde cérébrale désirée; en effet, notre cerveau fonctionne à différents rythmes électriques, chaque rythme correspond à une onde cérébrale dite dominante. C'est ainsi que le *Neurofeedback* est né.

Les examens suggèrent qu'environ 90% des personnes remarquent l'influence positive de l'entraînement à contrôler le rythme de leur propre activité cérébrale électrique dominante. Les mesures d'évaluation de cette technique se basent sur des indicateurs tels que le nombre d'erreurs commises, l'habileté visuelle et auditive, les résultats scolaires, le quotient intellectuel (QI) et le quotient émotionnel (QE). Le Neurofeedback n'est pas pratiqué chez les enfants de moins de 7 ans. Il présente un intérêt pour les enfants plus âgés, atteints du trouble de déficit de l'attention avec ou sans hyperactivité (TDAH) [Levesque, 2006]. On illustre les signaux de retour sous forme de présentations visuelles effectives.

BioExplorer [CyberEvolution, 2006] illustré à la figure 2.2 est un logiciel sous *Windows* qui permet l'acquisition, le traitement et l'affichage en temps réel des ondes cérébrales. Il est destiné à un usage personnel, à des fins éducatives ou expérimentales. *BioExplorer* fournit plusieurs modèles d'affichage. Nous allons l'utiliser dans nos expériences.

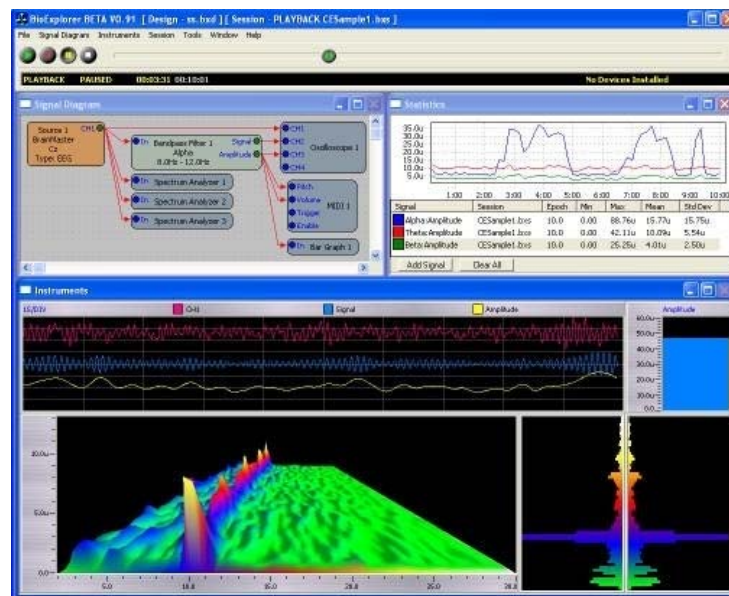


Figure 2.2 : Interface *BioExplorer* Version 3.1 [CyberEvolution, 2006]

Le *Neurofeedback* traite aussi l'épilepsie ou l'alcoolisme [Budzynski, 1999]. Les artistes peuvent aussi utiliser les interfaces cerveau-machine pour générer des compositions musicales originales, des graphiques abstraits et d'autres performances artistiques [Rosenboom, 1990 ; Miranda *et al.*, 2003]. Plusieurs interfaces ont été créées pour permettre l'acquisition et l'affichage de l'activité électrique cérébrale. *Brainathlon* [Palk, 2004] est un jeu vidéo contrôlé par l'activité électrique cérébrale des joueurs. Un EEG enregistre les ondes cérébrales des joueurs. Ces ondes sont retournées via une interface spécifique à la machine et elles sont par la suite analysées, filtrées et utilisées pour contrôler le déroulement du jeu.

2.1.5 Avantages d'induire des ondes cérébrales

Stimuler le cerveau peut l'amener à être dans l'un des états indiqué dans le tableau 3.1. Voici quelques avantages à induire certains états mentaux.

a) Aider à la méditation

La méditation est un état de profonde relaxation. Cet état permet de réduire le stress et de maximiser la concentration [Austin, 1999]. Comme les techniques traditionnelles pour apprendre à méditer sont coûteuses, le Neurofeedback semble être une meilleure solution qui peut être adaptée à chaque besoin. Des stimuli visuels ou sonores peuvent aussi être utilisés pour induire certains états mentaux. Aucune aptitude particulière n'est requise.

Lorsqu'un apprenant expérimente la transition vers un état mental, son cerveau apprendra le processus et le reproduira automatiquement en cas de besoin et sans avoir besoin de stimuli ou de Neurofeedback.

b) Réduire le temps d'apprentissage

L'état mental dominant des enfants en bas de 6 ans est thêta, c'est ce qui explique probablement l'accélération de l'apprentissage et des capacités d'assimilation et de mémorisation à long terme.

c) Remplacer le manque de sommeil

Certaines personnes ont constaté qu'une demi heure par jour de méditation peut remplacer jusqu'à 4 heures de sommeil.

d) Traitement de certaines pathologies

Le contrôle des ondes cérébrales est aussi utilisé pour traiter les états de dépression, de faible estime de soi, du déficit de l'attention et de l'autisme. Ça diminue aussi les maux de tête et les migraines.

2.2 Hypothèses de recherche

Nous formulons 3 hypothèses de recherche. Les expérimentations qui ont été conduites pour vérifier ses hypothèses sont exposées au chapitre 3 :

- **HYPOTHESE 1** : Des attributs émotionnels et cognitifs de l'apprenant peuvent être prédits à partir de ses ondes cérébrales.
- **HYPOTHESE 2** : Des stimuli visuels et auditifs peuvent influencer les ondes cérébrales de l'apprenant.
- **HYPOTHESE 3**: Il existe un modèle qui présente la relation entre les ondes cérébrales de l'apprenant et ses états d'apprentissage.

Pour vérifier ces hypothèses de recherche, nous avons besoin de concevoir et d'implémenter NORA un SMA qui communique avec un STI.

2.3 Introduction à NORA

L'architecture de NORA est de type multi-agents. Ce choix est motivé par les nombreux avantages que peut représenter ce type d'architecture, notamment : la robustesse, la flexibilité, la scalabilité, la rapidité d'intégration et la facilité de communiquer avec d'autres systèmes.

Dans notre cas, NORA est conçu pour communiquer avec un STI dans le but d'étendre celui-ci à un STI-CS. Un agent présente les avantages suivants :

- **L'autonomie** : l'agent agit sans l'intervention d'humains ou d'autres intervenants, et a un certain contrôle sur ses actions et ses états internes.
- **La coopération** : l'agent interagit avec d'autres agents (pouvant aussi être un module du STI ou l'apprenant) à l'aide d'un langage de communication d'agent.
- **La réactivité** : l'agent perçoit son environnement (pouvant être l'apprenant via l'interface graphique, l'ensemble des autres agents, les modules du STI ou tous ces éléments combinés), et répond de manière opportuniste aux changements qui y surviennent.
- **La proactivité** : l'agent n'agit pas simplement aux stimuli de son environnement, il est aussi capable de démontrer des comportements dirigés par des buts en prenant des initiatives qui servent ses intérêts et ses priorités et l'aide à atteindre ses objectifs.
- **La communication** : les agents sont équipés de techniques de planification et d'optimisation, de connaissances sur les objets qui utilisent des protocoles de communication et de négociation pour l'interaction et la coopération entre eux.

2.3.1 Fonctionnalités de NORA

NORA est doté des fonctionnalités suivantes :

- Collecter les données qui proviennent de l'activité électrique cérébrale de l'apprenant ainsi que des variables enregistrées pendant l'interaction de l'apprenant avec le STI via le clavier et la souris.
- Gérer les données collectées dans une base de données centrale pour générer de nouveaux modèles qui affinent le modèle de l'apprenant
- Prédire certains attributs émotionnels et cognitifs de l'apprenant à partir de ses ondes cérébrales et établir les conditions cérébrales optimales pour un meilleur apprentissage.
- Induire des ondes cérébrales particulières en utilisant des stimuli visuels et auditifs pour formuler des stratégies neuropédagogiques efficaces dans la perspective d'un apprentissage favorable.
- Communiquer les résultats de prédiction et les stratégies d'induction au STI : les prédictions sont envoyées au module de l'apprenant et les inductions sont envoyées au module du tuteur.

La figure 2.3 montre le flux de données entre les composantes principales de NORA et la communication entre celui-ci et le STI.

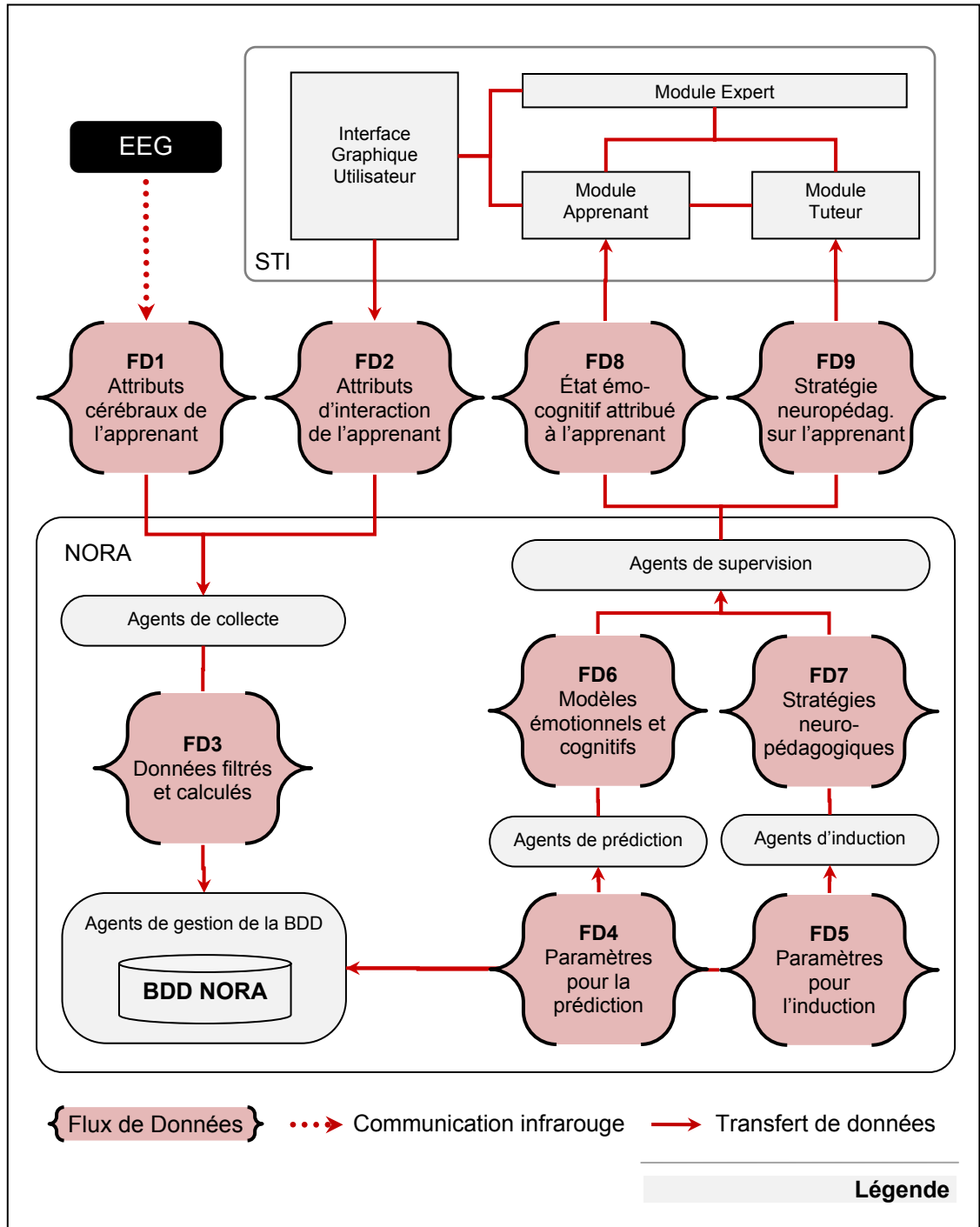


Figure 2.3 : Vue générale de NORA

2.3.2 Composantes principales de NORA

NORA est composé des 5 groupes d'agents suivants :

- Groupe des agents qui collectent des informations concernant l'apprenant;
- Groupe des agents qui mettent à jour la base de données de NORA;
- Groupe des agents qui prédisent les attributs émotionnels et cognitifs d'un apprenant à partir de ses ondes cérébrales;
- Groupe des agents qui génèrent des stratégies neuropédagogiques pour reproduire des conditions favorables à l'apprentissage;
- Groupe des agents gèrent les agents de prédiction et d'induction pour déterminer le profil cérébral de l'apprenant et la stratégie neuropédagogique optimale.

2.3.3 Description des données dans NORA

La figure 2.1 montre un flux important de données échangées entre les composantes de NORA ainsi qu'entre NORA et le STI. Ces données sont de divers types et sont capturées, filtrées, interprétées et calculées avant, pendant ou après la période d'interaction entre l'apprenant et le STI.

Dans ce qui suit, nous décrivons brièvement la nature de ces données. Les détails sont présentés au chapitre 4 :

a) Attributs cérébraux de l'apprenant (Flux FD1)

Ce sont les amplitudes des ondes cérébrales mesurées par l'EEG et enregistrées continuellement pendant toute la période d'interaction entre l'apprenant et le STI.

b) Attributs d'interactions de l'apprenant (Flux FD2)

Ce sont les variables statiques ou dynamiques qui proviennent du clavier et de la souris enregistrées avant ou pendant la période d'interaction entre l'apprenant et le STI. Ces variables décrivent des caractéristiques de l'apprenant.

c) Données filtrées et calculées (Flux FD3)

Ce sont les variables du flux de données FD1 qui sont filtrées celles du flux de données FD2 qui sont calculées. En effet, pour stockées dans le but d'être traitées plus tard par les algorithmes d'apprentissage machine, certaines des variables des flux FD1 et FD2 doivent être filtrés et/ou calculées.

d) Paramètres pour la prédiction (Flux FD4)

Ce sont les variables indépendantes des modèles de prédiction pour déterminer l'état émotionnel et cognitif de l'apprenant à partir de ses ondes cérébrales.

e) Paramètres pour l'induction (Flux FD5)

Ce sont les attributs de l'apprenant et l'état émotionnel et cognitifs désirés pour élaborer la stratégie neuropédagogique favorable à l'apprentissage.

f) Modèles émotionnels et cognitifs (Flux FD6)

C'est le résultat de l'application d'algorithme d'apprentissage machine sur les données collectées pour prédire l'état émotionnel et cognitif de l'apprenant.

g) Actions neuropédagogiques (Flux FD7)

C'est le stimulus visuel ou auditif à appliquer sur l'apprenant pour induire des ondes cérébrales particulières et qui sont favorables à l'apprentissage.

h) État émotionnel et cognitif attribué à l'apprenant (Flux FD8)

C'est l'état prédit de l'apprenant. Il est calculé par les agents de prédiction et transmis au module de l'apprenant du STI dans le but de renforcer le modèle de l'apprenant et affiner le pourcentage de prédiction de son état émotionnel et cognitif.

i) Stratégie neuropédagogique sur l'apprenant (Flux FD9)

C'est la stratégie neuropédagogique optimale à appliquer sur l'apprenant. Elle est élaborée grâce aux suggestions d'actions visuelles ou auditives envoyées par les agents d'induction. La stratégie est envoyée au module du tuteur pour être exécutée via l'IGU.

Conclusion

Il y avait 3 sections dans ce chapitre : dans la première, nous avons pu constater que l'activité électrique du cerveau est une donnée importante qui semble avoir une interprétation sur l'état de l'apprenant. Ces états influencent la qualité de l'apprentissage. Par ailleurs, les techniques de Neurofeedback permettent à l'apprenant de s'entraîner à contrôler ses ondes pour atteindre des objectifs divers comme par exemple : maintenir la concentration.

Dans les sections 2 et 3, nous avons formulé les hypothèses de recherche suivies d'une introduction à la solution logicielle qui permet d'implémenter l'outil pour évaluer les hypothèses. Le chapitre 3 présente les détails de l'architecture de NORA.

Chapitre 3 : Architecture de NORA

Ce chapitre détaille l'architecture globale de NORA ainsi que celle de chacun de ses agents. Le but est de décrire le fonctionnement de NORA et de détailler le protocole de communication entre les agents et avec les modules du STI.

3.1 Les agents de NORA

NORA est composé de 11 agents répartis en 5 groupes.

- Groupe des agents pour la collecte des données : *l'agent Wave Input* (agent WI) et *l'agent Interact Input* (agent II) collectent des informations concernant l'apprenant;
- Groupe des agents pour la gestion de la base de données : *L'agent DataBase Man* (agent DB) met à jour la base de données de NORA;
- Groupe des agents de prédiction : *l'agent Emo Wave* (agent EW), *l'agent Cogni Wave* (agent CW) et *l'agent Track Wave* (agent TW) prédisent les attributs émotionnels et cognitifs d'un apprenant à partir de ses ondes cérébrales;
- Groupe des agents d'induction : *l'agent Visio Wave* (agent VW), *l'agent Sound Wave* (agent SW) et *l'agent Neuro Feed* (agent NF) génèrent des stratégies neuropédagogiques pour reproduire des conditions favorables à l'apprentissage;
- Groupe des agents superviseurs : *l'agent Brain Profile* (agent BP) gèrent les agents de prédiction pour déterminer le profil cérébral de l'apprenant et *l'agent Neuro Pedagog* (agent NP) gèrent les agents d'induction pour déterminer la stratégie neuropédagogique optimale.

La figure 3.1 présente l'architecture générale de NORA et illustre les liens de communication entre ses agents et avec les modules du STI.

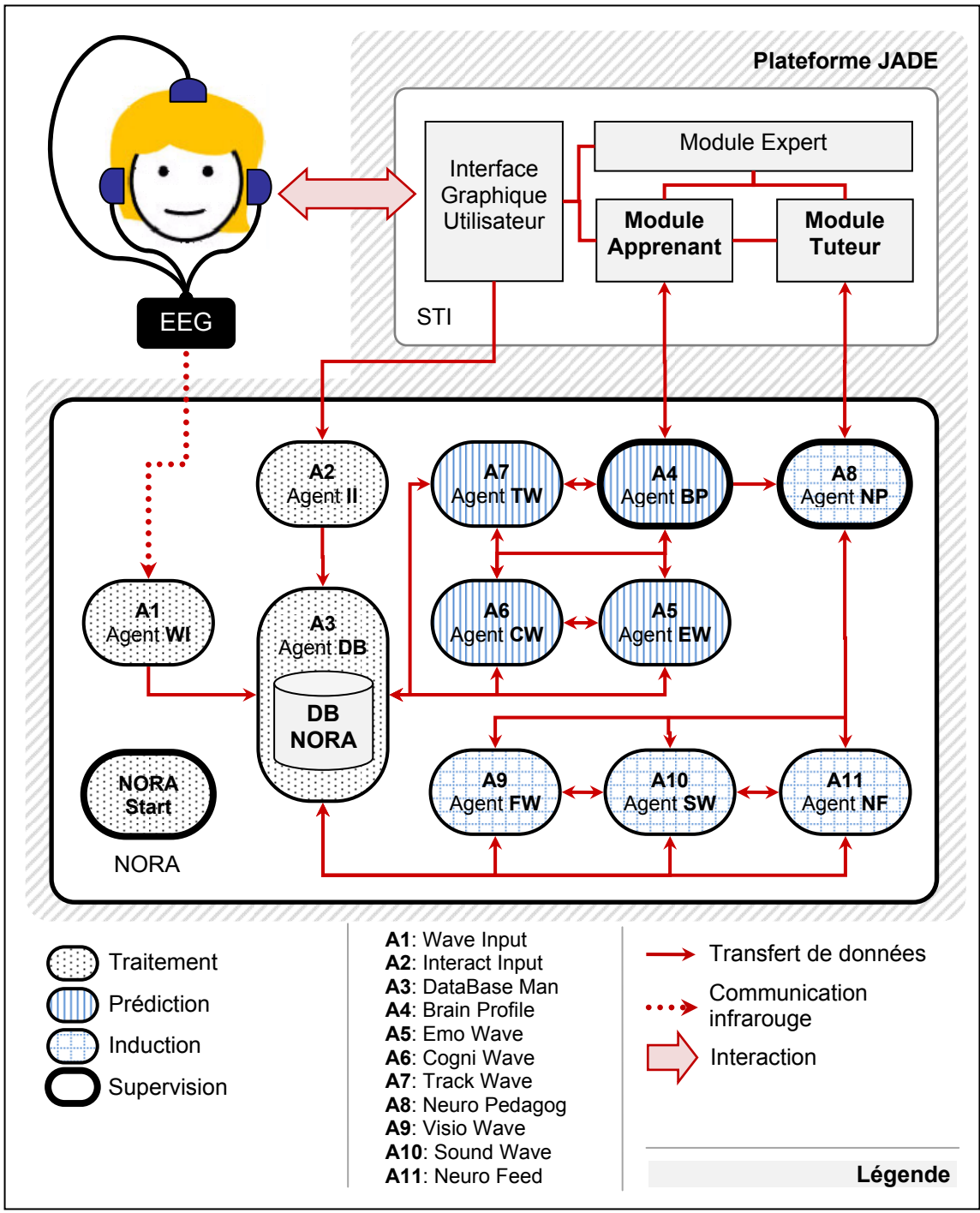


Figure 3.1 : Architecture de NORA

Voici un scénario-type qui décrit le protocole de communication globale entre les agents de NORA et avec les modules du STI. L'ordre des comportements ci-dessous n'est pas séquentiel, plusieurs actions peuvent s'exécuter en parallèle et d'autres peuvent s'interchanger.

- L'agent NORA Start crée tous les agents.
- Les agents de collecte de données WI et NI envoient leurs données en temps réel à l'agent DB qui s'occupe des les enregistrer dans la base de données
- L'agent DB envoie des notifications aux agents de prédiction et aux agents d'induction pour les prévenir de la disponibilité de nouvelles données.
- Les agents de prédictions EW, CW et TW et les agents d'inductions VW, SW et NF envoient des requêtes à l'agent DB pour obtenir des données qui les aident à renforcer leurs modèles de prédiction.
- L'agent BP reçoit une demande de prédiction de la part du module apprenant du STI. Celui-ci lui demande de prédire des attributs émotionnels et cognitifs à partir des ondes cérébrales de l'apprenant.
- L'agent BP recrutent parmi les agents de prédiction qu'il supervise, celui ou ceux qui accepteront d'exécuter des requêtes de prédiction.
- Les agents de prédiction EW, CW et TW négocient entre eux pour optimiser leurs tâches, ne pas entrer en conflit et répondre à la requête de l'agent BP.
- L'agent BP envoie le résultat des prédictions au module de l'apprenant et reçoit de ce dernier une prédiction estimée par d'autres techniques et une évaluation de

sa prédiction. L'agent BP envoie une évaluation de la prédiction à l'agent qui l'a émise et celui-ci met à jour sa base de croyance (son modèle de prédiction)

- L'agent NP reçoit une demande d'induction de la part du module tuteur du STI. Il demande alors à l'agent BP de lui envoyer l'état de l'apprenant et celui espéré.
- L'agent NP recrute parmi les agents d'induction qu'il supervise, celui ou ceux qui accepteront d'exécuter des requêtes d'induction.
- Les agents d'induction VW, SW et NF négocient entre eux pour optimiser leurs tâches, ne pas entrer en conflit et trouver une stratégie d'induction optimale avant de l'envoyer à l'agent NP.
- L'agent NP envoie la stratégie es agents d'induction au module du tuteur. Si sa stratégie est appliquée, il reçoit de l'agent BP une prédiction sur le nouvel état de l'apprenant. Ce nouvel état est envoyé à l'agent d'induction qui est à l'origine de la stratégie et celui-ci met à jour sa base de croyance (son modèle d'induction).

Nous décrivons dans les sections qui suivent le matériel utilisé et l'architecture interne de chacun des agents de NORA

3.2 Protocoles de communication

Tous les agents communiquent par échange de messages. Ces messages expriment les informations qu'un agent émetteur désire que les autres agents prennent en considération. Dans notre approche, nous proposons l'utilisation du langage de Communication agent de FIPA [FIPA, 2009]. Voir l'exemple ci-dessous :

```

)
:sender (agent-identifieur :name agentNP@NORA.192.176.68.2)
:receiver (set (agent-identifieur :name agentBP@NORA.152.255.10.5))
:content "(askfind emotional attributes Γ(emon, emod, emov)"
:language fipa-sl
:ontology auction
:protocol Contract Net
)

```

Ce message est envoyé par l'agent NP à l'agent BP pour lui demander de lui envoyer des informations sur certains attributs émotionnels de l'apprenant. Un message est le support d'information utilisé par les agents de NORA pour communiquer.

La figure 3.2 illustre un exemple de communication entre l'agent DB et l'agent EW.

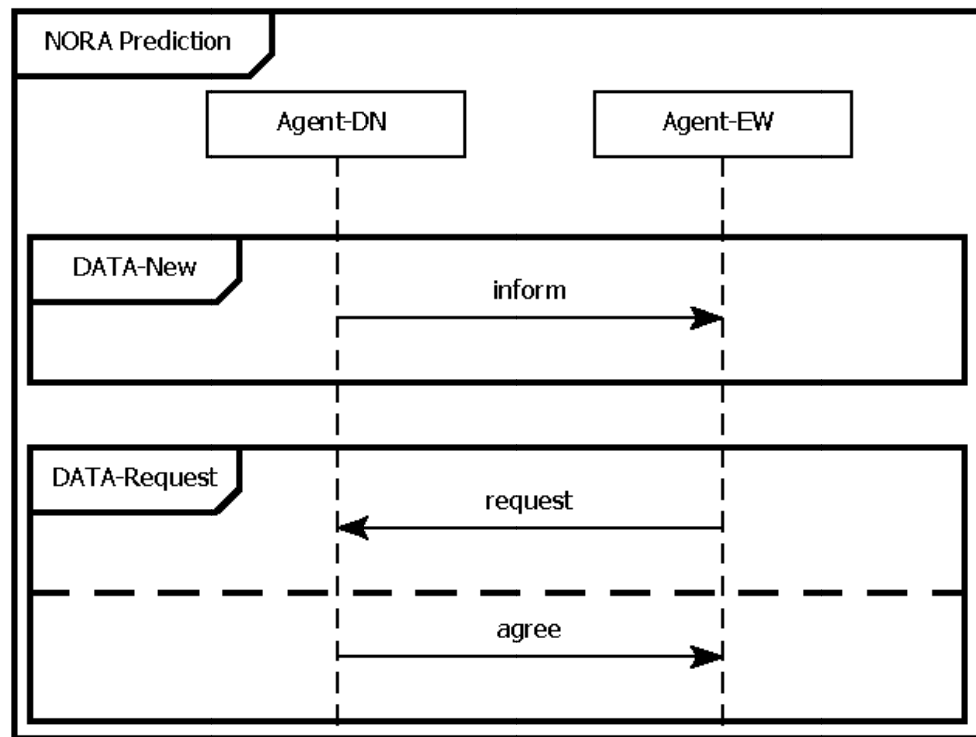


Figure 3.2 : Communication entre les agents : DB et EW

Dans ce scénario, l'agent DB informe l'agent EW de la disponibilité de nouvelles données. L'agent EW prend en considération la notification et envoie de suite une requête pour extraire les nouvelles données selon un format spécifié. L'agent DB accepte la requête et envoie les données à l'agent EW.

3.2.1 Communiquer pour négocier

Dans notre approche, nous proposons l'utilisation du protocole Contract-Net pour gérer la négociation entre les agents superviseurs et les agents qu'ils gèrent. C'est un mécanisme de négociation entre deux types d'agents : contractant et gestionnaire. Il permet à un gestionnaire, suite à quelques échanges avec un groupe d'agents, de retenir les services d'un agent appelé contractant pour l'exécution d'une tâche contrat. Ce protocole est qualifié de type « sélection mutuelle » puisque, pour signer un contrat, l'agent élu doit s'engager envers le gestionnaire pour l'exécution de la tâche qui lui sera confiée et le gestionnaire, de sa part, ne sélectionne que l'agent ayant fourni la proposition la plus avantageuse. La version originale du protocole décrite dans ce qui suit comporte trois étapes principales : l'appel d'offre, la soumission des propositions et l'attribution de contrat.

Exemple de négociation

L'agent BP peut effectuer une négociation Un-à-Plusieurs. Il demande aux agents de prédiction qu'il supervise de lui envoyer l'état de l'apprenant. Il peut ajouter des conditions à sa requête comme le seuil de prédiction acceptable ou le temps de réponse. Les agents répondent selon leurs priorités et leurs disponibilités à exécuter la requête et l'agent BP peut conclure son contrat en faisant un compromis sur ses conditions initiales ou en affectant directement la tâche à l'agent qui y répond le mieux.

3.2.2 Communiquer pour coopérer

Les agents ayant le même objectif peuvent coopérer entre eux afin d'améliorer leurs plans locaux. Ce type de coopération est assuré par l'heuristique du commerce simulé [Bachem *et al.*, 1996]. Le commerce simulé est un algorithme qui tire ses origines du mécanisme commercial : les agents de prédiction optimisent leurs plans locaux en effectuant des transactions (achat ou vente) relatives successivement aux différents clients à servir. Chaque agent construit une liste appelée liste des ventes contenant les différents clients qu'il désire vendre. En pratique, cette liste contient les clients les plus coûteux relativement au plan local de l'agent. Cette liste est accessible par tous les agents qui coopèrent entre eux. Par la suite, chaque agent calcule le coût d'insertion dans son plan local, pour chaque client dans les listes de vente. Un agent n'accepte d'acheter un client que si le coût d'insertion de ce dernier dans son plan local est inférieur au coût proposé par le vendeur.

Exemple de coopération

Deux agents de prédiction qui réalisent la même tâche peuvent coopérer pour minimiser le coût global. L'agent TW se voit affecter la tâche de prédire un attribut émotionnel, pour renforcer la précision de son modèle, il sollicite l'agent EW pour réaliser la même tâche. La valeur obtenue et envoyée à l'agent BP est le résultat d'une coopération ayant eu lieu entre les deux agents EW et TW.

3.3 Agent NORA Start (Agent NS)

L'agent NS est un agent Portail qui supervise la création et la suppression des agents de NORA. Par ailleurs, il crée une interface graphique qui affiche le déroulement de la communication entre les agents (figure 3.3).

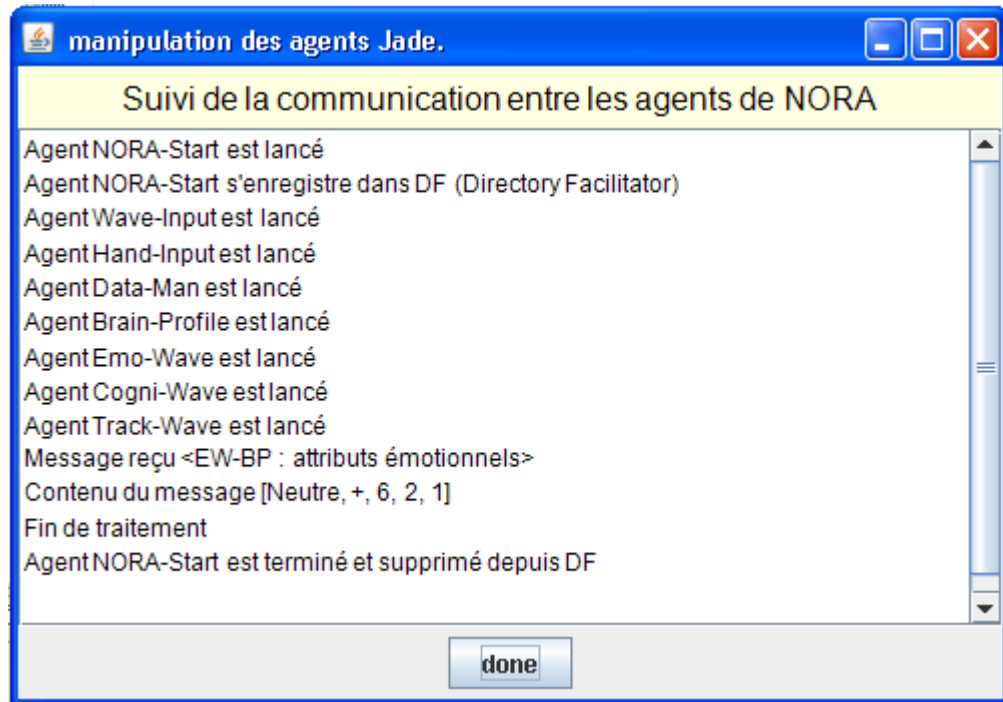


Figure 3.3 : Interface de l'agent NORA Start

Tous les agents de NORA se trouvent dans le package noraPAK (figure 3.4). Leur fonctionnement requiert l'utilisation des méthodes de la librairie JADE (Java Agent Development Framework) [Bellifemine *et al.*, 1999] et de WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis) [Witten *et al.*, 2005]. JADE est une plateforme qui facilite le développement des agents de NORA et la gestion de la communication entre eux.

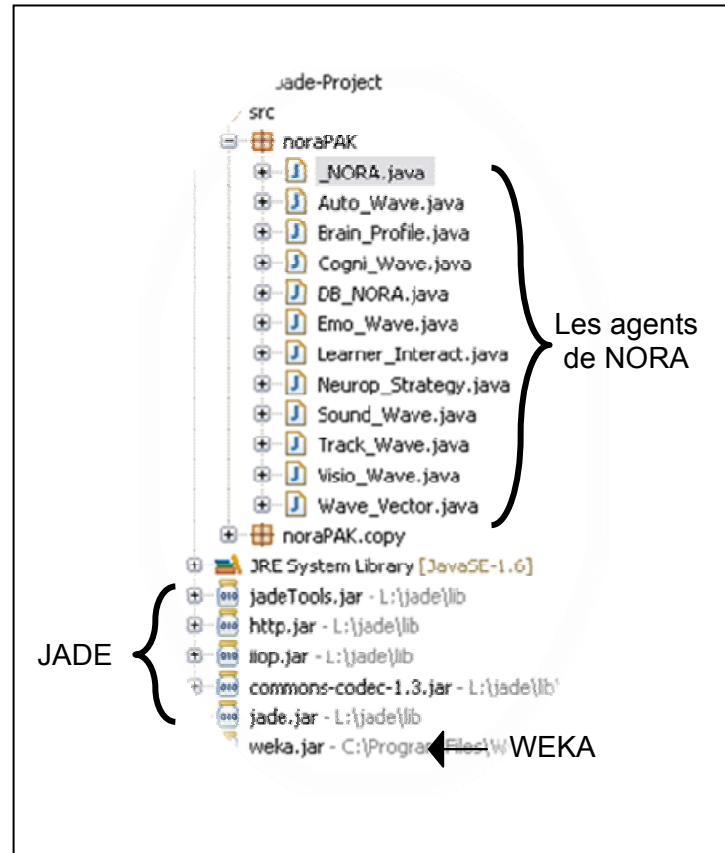


Figure 3.4 : Agents et librairies de NORA

La figure 3.1 n'illustre pas l'architecture interne des agents. Pour détailler les fonctionnalités et les comportements des agents, nous utilisons le diagramme AUML (Agent-based Unified Modeling Language) de Bauer (2001). Chaque agent est représenté sous la forme d'un rectangle divisé en cinq compartiments. Le nom de chaque agent est défini au sommet d'un rectangle; en dessous sont représentés ses croyances qui représentent l'ensemble des attributs relatifs à son état; les actions que l'agent peut exécuter sur son environnement sont représentées dans le troisième compartiment; les autres fonctions énumérées dans le quatrième compartiment sont des méthodes standards de Java. Le

dernier compartiment représente la librairie des actes communicatifs que l'agent peut exécuter selon un protocole spécifique.

3.4 Agent Wave Input (Agent WI)

L'agent WI est un agent réactif qui traite des données liées au signal électrique brut envoyé par Pendant EEG. L'architecture de l'agent WI est présentée à la figure 3.5.

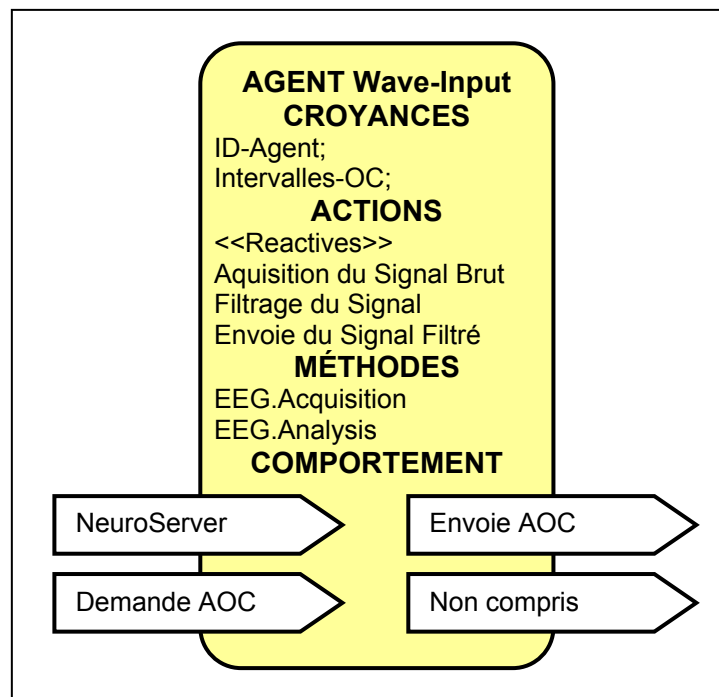





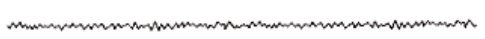


Figure 3.5 : Architecture de l'agent WI

On appelle IOC, l'ensemble des intervalles de fréquences considérés par NORA. Le tableau 3.1 décrit 6 bandes de fréquence : $\{\delta, \theta, \alpha, \beta_1, \beta_2, \beta_3\}$.

$$IOC = \bigcup_{i=1}^6 frp_i \dots frq_i$$

Tableau 3.1 : Fréquences considérées par l'agent WV

Symbole	Nom	Fréquences (Hz)	État mental associé
δ	Delta	[0 – 4[
θ	Theta	[4 – 8[
α	Alpha	[8 – 12[
β_1	Beta1	[12 – 15[
β_2	Beta2	[15 – 20[
β_3	Beta3	[20 – 25]	

On appelle AOC les amplitudes respectives des 6 bandes de fréquence.

$$AOC = \{\overline{\delta}, \overline{\theta}, \overline{\alpha}, \overline{\beta_1}, \overline{\beta_2}, \overline{\beta_3}\}$$

Le principal objectif de l'agent WI est d'acquérir le signal brut depuis l'appareil Pendant EEG ; de le filtrer selon les intervalles indiquées par IOC et d'envoyer le vecteur AOC à l'agent DN.

3.4.1 Neuroserver

Les données en provenance de *Pendant EEG* sont interceptées par Neuroserver [Cilibrasi, 2006] qui est un serveur TCP/IP open source et standard.

3.4.2 Acquisition du signal

Pour lire ces paquets, *NORA* peut ouvrir une connexion socket sur le port de communication de *Neuroserver*. *NORA* utilise pour ce faire des bibliothèques libres dans le cadre du projet OpenEEG de sourceforge.net [Brainathlon, 2004].

Les données collectées peuvent être traitées en direct ou en différé. Pour les traitements différés ou pour des analyses complémentaires, on peut enregistrer les signaux électriques dans des fichiers spécifiques au format standard EDF [Kemp *et al.*, 1992] ou au format plus riche EDF+ [Kemp et Olivan, 2003].

3.4.3 Filtrage du signal

Le filtrage est la transformation du signal brut en la somme de plusieurs signaux réguliers appartenant chacun à une bande de fréquence déterminée par IOC. Pour ce faire, l'agent WI utilise le filtre numérique à réponse impulsionnelle infinie (IIR). Ce filtre possède l'avantage d'être récursif, c'est-à-dire que la sortie du filtre dépend à la fois du signal d'entrée et du signal de sortie, il possède ainsi une boucle de feedback qui lui permet de minimiser le temps de calcul et de donner des résultats en temps réel [Lyons, 2004]. Cette caractéristique est importante pour les besoin de notre projet. L'algorithme utilisé pour implémenter ce filtre est Butterworth [Frequency Devices, 2005].

Dans un filtre IIR, chaque entrée et sortie est multipliée par un coefficient pour obtenir une nouvelle sortie. Le nombre d'entrées utilisées par un filtre récursif est appelé Ordre du filtre. En règle générale, plus l'ordre du filtre est grand, plus la fréquence déterminée est meilleure. L'équation générale d'un filtre IIR d'ordre M est :

$$y_n = b_0(x_n) + b_1(x_{n-1}) + b_2(x_{n-2}) + \dots + b_M(x_{n-M}) + a_1(y_{n-1}) + a_2(y_{n-2}) + \dots + a_M(y_{n-M})$$

Dans cette équation, y_n représente la nième sortie. La série $b_0 \dots b_M$ représentent les coefficients utilisés des entrées $x_n \dots x_{n-M}$ et la série $a_1 \dots a_M$ représente la série des coefficients utilisées pour les sorties précédentes $y_{n-1} \dots y_{n-M}$ [Lyons, 2004].

La figure 3.6 montre le résultat de l'application du filtre IIR sur le signal brut. Celui-ci est présenté en haut et les bandes de fréquences résultats delta, thêta, alpha, beta1, beta2 et beta3 sont présenté successivement en bas.

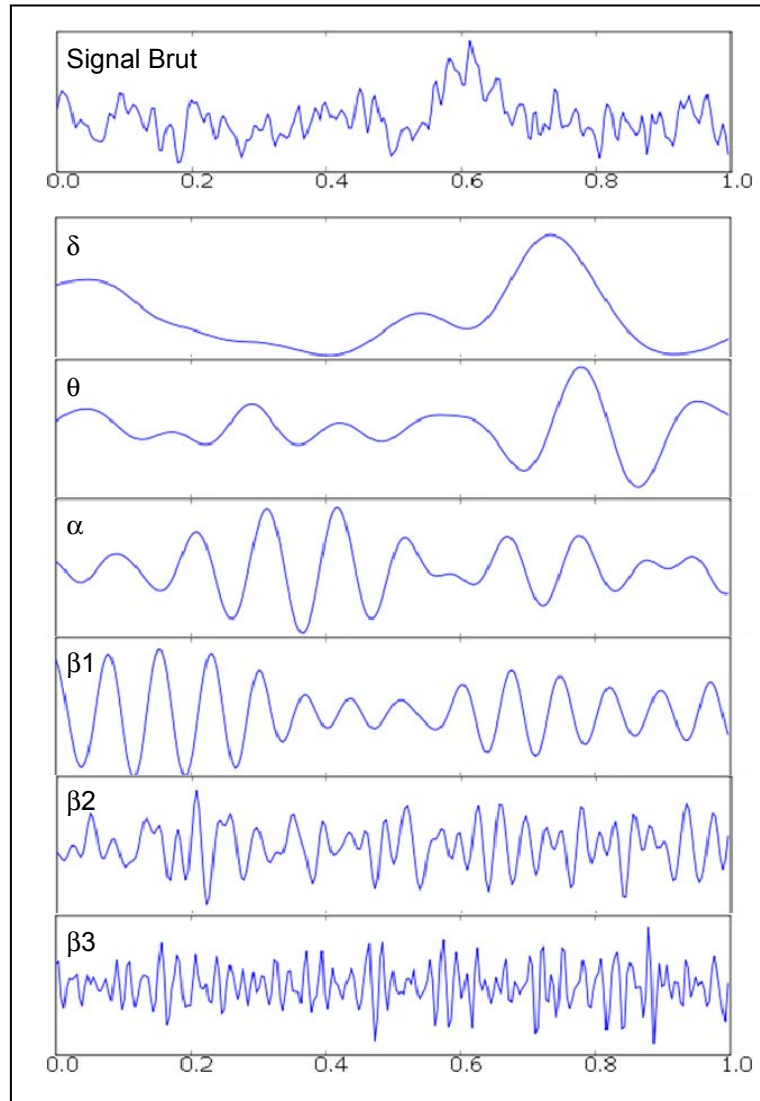


Figure 3.6 : Signal brut filtré en 6 bandes de fréquences

3.5 Agent Interact Input (Agent II)

L'agent II est un agent réactif qui récupère des données entrées par l'apprenant au cours de son interaction avec l'interface graphique utilisateur du STI. L'architecture de l'agent II est présentée à la figure 3.7.

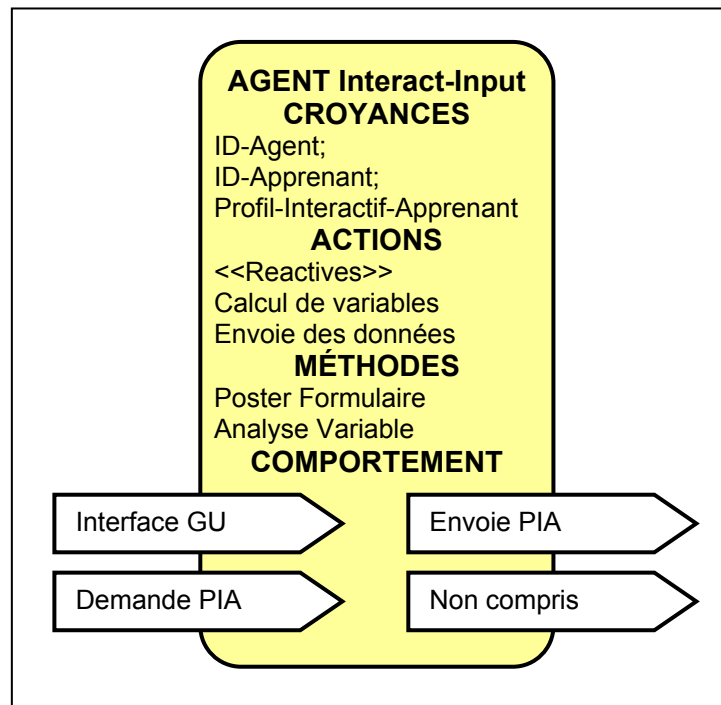


Figure 3.7 : Architecture de l'agent II

On appelle PIA, le profil interactif de l'apprenant. Il regroupe l'ensemble des caractéristiques et des attributs individuels de l'apprenant. Ces attributs sont soit obtenu directement par l'apprenant-lui-même soit calculés à la base de données élémentaires fournies par l'apprenant. Le vecteur PIA est défini comme suit :

$$PIA = \{ID, Sex, BD, Perso, Access, Patho, LStyle, Re adibility, emotion, know, Hab\}$$

Où les composantes du vecteur sont décrites ci-dessous. Le tableau 3.2 présente les variables collectées par l'agent II. Les variables calculées sont décrites dans les sections suivant le tableau.

Tableau 3.2 : Données interactives de l'apprenant

Variable	Description	Valeur et fréquence de MAJ
ID	Identifiant de l'apprenant	Il est attribué par le système
SEX	Sexe de l'apprenant (F/M)	L'apprenant indique son sexe une fois
BD	Date de naissance destinée à calculer la tranche d'âge de l'apprenant	L'apprenant indique sa date de naissance une fois
PERSO	Variable calculée à partir d'un questionnaire (5 personnalités)	Variable calculée une fois (voir explication en bas)
ACCESS	Accessibilité de l'apprenant	L'apprenant indique son état une fois (Sourd, Muet, Taciturne, Impassible)
PATHO	Incapacités de l'apprenant	L'apprenant indique son incapacité une fois (TDHA, Paralyse motrice)
LSTYLE	Style d'apprentissage	Variable calculée (voir explication en bas)
READIBILITY	Rythme de lecturabilité de l'apprenant	Variable calculée (voir explication en bas)
EMOTIONS	Dimensions, valences et attributs émotionnels de l'apprenant	Variables fréquemment indiquées par l'apprenant au cours d'une session d'apprentissage
KNOW	Méta connaissance de l'apprenant sur soi	L'apprenant indique son état (Estime de soi, Note obtenue, Compréhension du cours et Réponse aux questions de l'examen)
HAB	Mode d'étude habituel	Silence, Musique, Bruits divers

3.5.1 La personnalité

La personnalité de l'apprenant est déterminée grâce au test des cinq grands facteurs [McCrae et Costa, 1999]. Ce test évalue les grandes tendances de la personnalité (extraversion, équilibre émotionnel, méticulosité, ouverture, conscience des autres).

- Sociabilité / dynamisme (extraversion) : extraverti, tourné vers le monde extérieur, aime l'action, communicatif, recherche de sensations.

- Meticulosité (ou conscience) : rigoureux, fiable, conscient des choses, sens critique, autodiscipline, volonté de réussir.
- Équilibre émotionnel (ou stabilité émotionnelle), lymphatique, égalité d'humeur, aborde les épreuves avec confiance, réfléchi.
- Conscience des autres (ou agréabilité), sensible, empathique, altruiste, coopératif, agréable, sentimental, consensuel.
- Ouverture/imagination (ou curiosité intellectuelle), recherche ce qui est nouveau, imaginaire, rêveur, aime garder plusieurs alternatives.

3.5.2 Le style d'apprentissage

Bien que l'apprenant utilise ses cinq sens pour assimiler un apprentissage, ceux-ci ne contribuent pas également à sa connaissance de base. Les apprenants n'utilisent pas la vue, l'ouïe et le toucher de la même manière au cours d'une session d'apprentissage. De même que l'apprenant développe une préférence pour l'utilisation de la main gauche ou de la main droite, il adopte aussi une méthode de prédiction pour rassembler l'information transmise par le STI :

- Ainsi, certaines personnes apprennent mieux par la vue ; on les appelle des apprenants visuels.
- D'autres, qui utilisent l'ouïe, sont identifiés comme des apprenants auditifs.
- D'autres encore préfèrent le toucher ou la manipulation de la souris pour déplacer des objets à l'écran ; ce sont des apprenants kinesthésiques.

Les préférences sensorielles sont une composante importante du style d'apprentissage. Celui-ci est déterminé grâce au questionnaire de Bissel (1971).

3.5.3 La lecturabilité

La lecturabilité est ce qui caractérise un texte dont les caractères sont lisibles et le sens est compréhensible. Pour calculer le rythme de la lecturabilité, nous soumettons tous les apprenants à la lecturabilité du même texte. Le rythme de la lecturabilité est calculé par le système qui reçoit deux notifications de la part de l'apprenant : le moment où il démarre la lecturabilité du texte et l'instant où il en finit (figure 3.8).

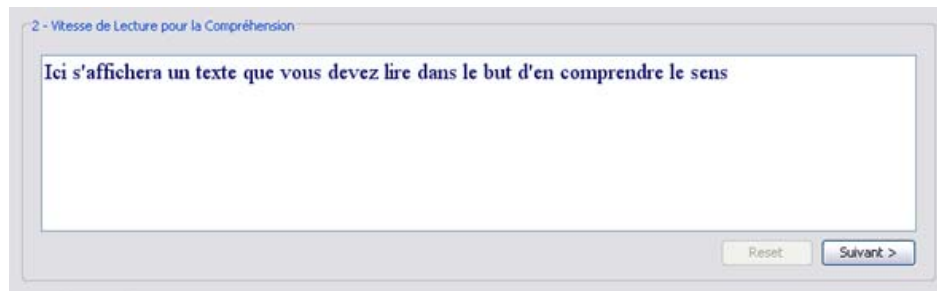








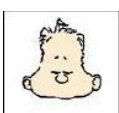
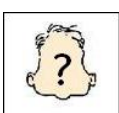


Figure 3.8 : Interface pour entrer les informations

3.5.4 Les attributs émotionnels

Nous nous intéressons aux émotions exprimées au cours d'une session d'apprentissage. Celles-ci sont : la colère, l'ennui, la confusion, le mépris, la curiosité, le dégoût, l'eureka et la frustration [D'Mello, 2006]. Le tableau 3.3 définit chacune de ces émotions et les icônes qui ont été utilisées. Nous y avons ajouté les deux choix : « Neutre » et « Je ne sais pas » dans le cas de l'absence d'une émotion ou d'une confusion de l'apprenant pour interpréter sa propre émotion.

Tableau 3.3 : Émotions durant l'apprentissage

Icône	Émotion	Description
	Colère	Sentiment fort de déplaisir et habituellement accompagné d'antagonisme
	Mépris	Sentiment par lequel on juge qu'une chose est indigne d'estime, de considération et d'attention
	Frustration	Sentiment profond d'insatisfaction et d'insécurité qui résulte de l'échec à atteindre un objectif comme celui de résoudre un problème
	Curiosité	Sentiment qui exprime le désir d'apprendre, de savoir et d'assimiler
	Confusion	Sentiment d'oubli, d'ignorance ou de manque de connaissance qui font que l'on prend une chose pour une autre
	Eureka	Sentiment exprimé à l'issue d'un triomphe, d'une découverte ou de l'atteinte d'un objectif important
	Ennui	Sentiment de lassitude et d'agitation qui sont la conséquence d'un manque d'intérêt
	Dégoût	Sentiment d'aversion à l'égard d'une chose déplaisante et hautement répugnante
	Neutre	L'apprenant ne ressent aucune émotion particulière
	Je ne sais pas	L'apprenant ne sait pas interpréter son état émotionnel

Pour déterminer les 3 dimensions émotionnelles : Plaisir, Excitation et Dominance, on utilise l'échelle SAM présentée à la figure 3.9.

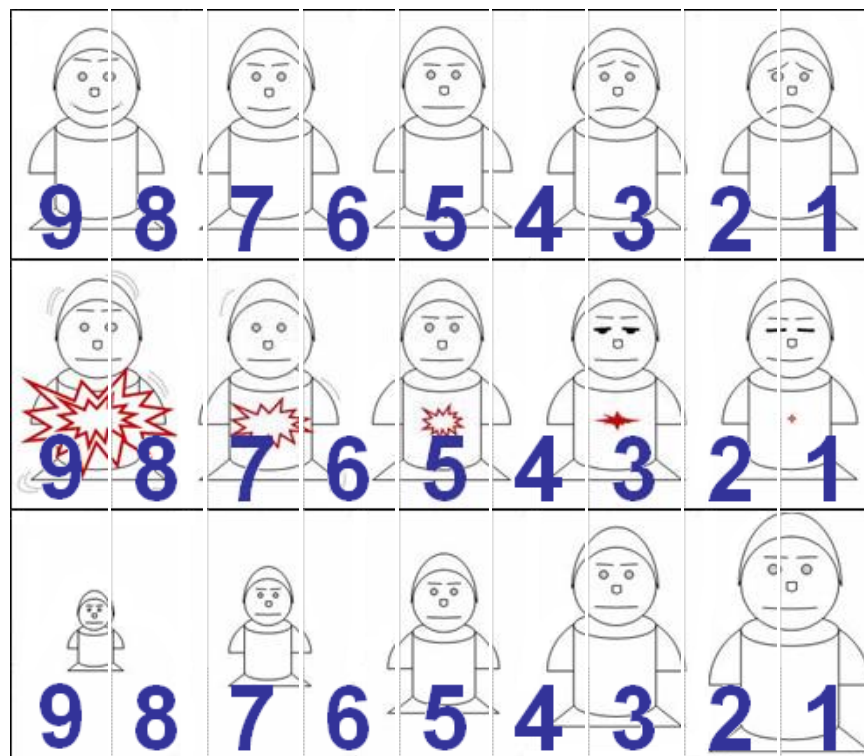


Figure 3.9 : Échelle SAM

Dans l'échelle SAM, il y a deux attributs à évaluer sur 9. Le premier est la polarité de l'émotion ressentie (positive ou négative) et le deuxième est l'intensité (excitante, non excitante) de l'émotion ressentie. Ces deux attributs sont situés sur deux axes parallèles. Chacun des axes est gradué de 1 à 9. Il y a 5 icônes sur chaque axe. Elles correspondent respectivement aux valeurs : 1, 3, 5, 7 et 9. Les valeurs : 2, 4, 6 et 8 représentent des états entre les icônes.

Pour récupérer ces données, l'agent II communique avec l'interface graphique utilisateur du STI. La figure 3.10 montre une des interfaces de collecte de données.

1 - Informations Personnelles

Login Sexe Age 00 Compréhension du Français Écrit Lieu préféré pour étudier Mode préféré pour étudier État Général

2 - Vitesse de Lecture pour la Compréhension

Ici s'affichera un texte que vous devez lire dans le but d'en comprendre le sens

3 - Informations Générales

01. Votre humeur subit-elle souvent des hauts et des bas ? Oui Non Je ne sais pas

02. Êtes-vous une personne bavarde ? Oui Non Je ne sais pas

03. Est-ce que le fait de vous endetter vous inquiète ? Oui Non Je ne sais pas

04. Êtes-vous une personne plutôt pleine d'entrain (pleine de vie) ? Oui Non Je ne sais pas

05. Avez-vous déjà été avide (gourmand) en prenant plus que votre part de quoi que ce soit ? Oui Non Je ne sais pas

06. Prendriez-vous des drogues dont les effets pourraient être étranges ou dangereux ? Oui Non Je ne sais pas

07. Avez-vous déjà blâmé quelqu'un pour avoir fait quelque chose dont vous vous saviez responsable ? Oui Non Je ne sais pas

08. Préférez-vous plutôt suivre les règles ou agir de votre propre initiative ? Oui Non Je ne sais pas

09. Vous arrive-t-il souvent d'en « avoir marre » ou d'en « avoir assez » ? Oui Non Je ne sais pas

10. Avez-vous déjà pris quoi que ce soit qui appartenait à autrui (ne serait-ce qu'un bouton ou une épinglette) ? Oui Non Je ne sais pas

11. Pensez-vous être une personne nerveuse ? Oui Non Je ne sais pas

12. Pensez-vous que le mariage est « vieux jeu » et démodé et qu'on devrait s'en débarrasser ? Oui Non Je ne sais pas

13. Êtes-vous en mesure d'apporter un peu de vie dans une fête plutôt ennuyante ? Oui Non Je ne sais pas

14. Êtes-vous un éternel inquiet ? Oui Non Je ne sais pas

15. Avez-vous tendance à rester effacé lors d'occasions sociales ? Oui Non Je ne sais pas

16. Le fait de savoir que votre travail comporte des erreurs vous inquiète-t-il ? Oui Non Je ne sais pas

17. Avez-vous déjà triché à un jeu ? Oui Non Je ne sais pas

18. Souffrez-vous de nervosité ? Oui Non Je ne sais pas

19. Avez-vous déjà profité de quelqu'un ? Oui Non Je ne sais pas

20. Êtes-vous souvent silencieux en compagnie d'autres personnes ? Oui Non Je ne sais pas

21. Vous arrive-t-il souvent de vous sentir seul ? Oui Non Je ne sais pas

22. Vaut-il mieux suivre les règles de la société ou les vôtres ? Oui Non Je ne sais pas

23. Est-ce que les autres vous considèrent comme quelqu'un plein(e) d'entrain (plein(e) de vie) ? Oui Non Je ne sais pas

24. Mettez-vous toujours en pratique ce que vous prêchez ? Oui Non Je ne sais pas

Figure 3.10 : Interface graphique de l'agent II

3.6 Agent Database Man (Agent DB)

L'agent DB est un agent proactif qui récupère continuellement les vecteurs de données AOC et PIA envoyés respectivement par les agents WI et HI. L'architecture de l'agent DB est présentée à la figure 3.11.

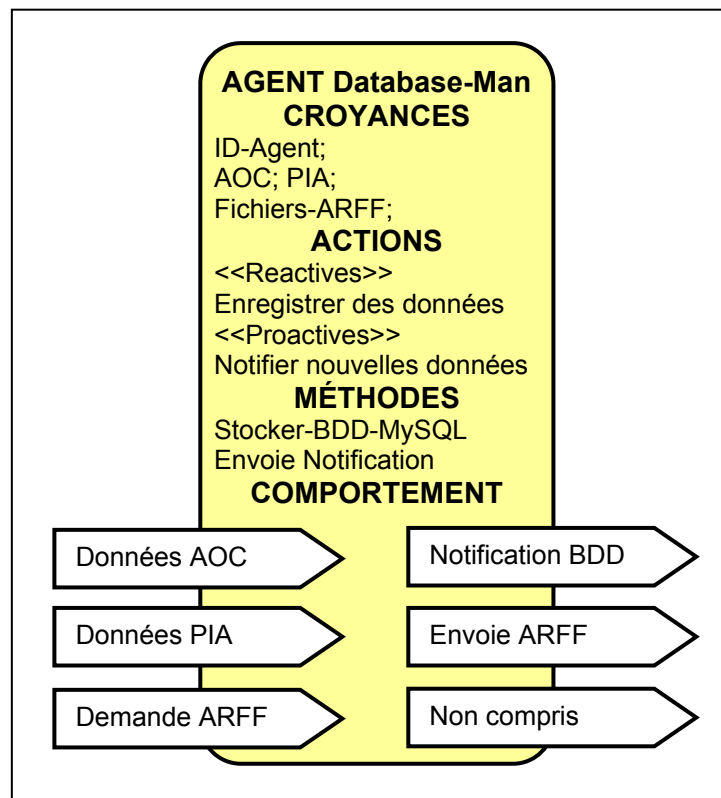


Figure 3.11 : Architecture de l'agent DM

L'agent DM s'occupe principalement de mettre à jour de la base de données centrale de NORA ; de notifier certains agents sur la disponibilité de nouvelles données et d'envoyer des fichiers d'une structure spécifique à l'agent prestataire.

3.6.1 Structure de la Base de données

La base de données NORA contient 6 tables principales : la table des apprenants, la table des attributs émotionnels, la table de leçons, la table des réponses, la table des stimuli et la table des ondes cérébrales. La figure 3.12 illustre le schéma entité-association de la BDD de NORA.

- La table des apprenants contient les informations sur l'apprenant.
- La table des attributs émotionnels de l'apprenant (l'émotion, les dimensions émotionnelles et la valence émotionnelle)
- La table des leçons contenant les connaissances parcourues par l'apprenant
- La table des connaissances de l'apprenant contient ses réponses à toutes les questions (liées aux leçons ou à ses connaissances métacognitives)
- La table des stimuli visuels et sonores ainsi que les stratégies appliqués sur l'apprenant
- La table des ondes cérébrales enregistrées pendant tout le long des interactions entre l'apprenant et le STI.

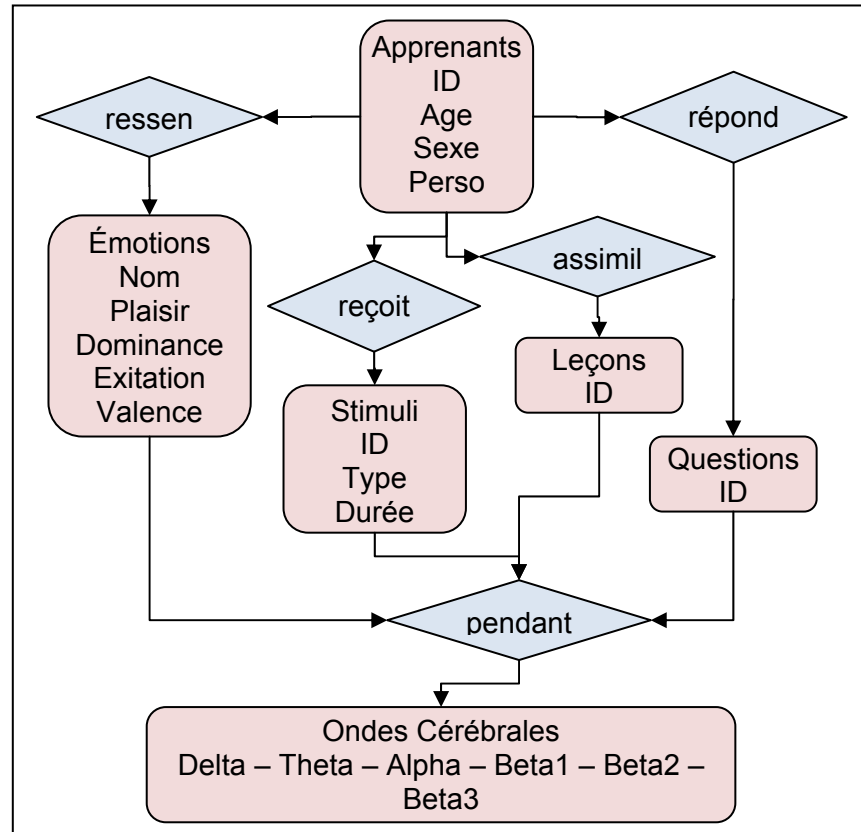







Figure 3.12 : Diagramme Entité-Association de la BDD

3.6.2 Les stimuli visuels

Des études ont démontré l'influence des images de la base de données IAPS sur les attributs émotionnels. Le tableau 3.4 présente des exemples d'images extraites de la base de données IAPS.

Tableau 3.4 : Extrait de la base IAPS

Photo	Description	Corrélations
	1052 Serpent Dangereux	Emotion : Peur Valence : Négative Plaisir : 3.50/9 Excitation : 6.52/9 Dominance : 3.36/9
	1463 Chats joyeux	Amusement Valence : Positive Plaisir : 7.45/9 Excitation : 4.79/9 Dominance : 6.43/9
	1900 Poisson au fond de l'océan	Neutre Valence : Positive Plaisir : 6.65/9 Excitation : 3.46/9 Dominance : 6.07/9
	2058 Bébé content	Contentement Valence : Positive Plaisir : 7.91/9 Excitation : 5.09/9 Dominance : 6.67/9
	7360 Mouches sur un gâteau	Dégoût Valence : Négative Plaisir : 3.59/9 Excitation : 5.11/9 Dominance : 5.21/9

Il y aurait donc une corrélation entre la perception de ces images et les dimensions émotionnelles [Lang *et al.*, 2005] et une corrélation entre ses images et les émotions ainsi que la valence émotionnelle [Mikels *et al.*, 2005].

3.6.3 Le modèle ADOC

Nous appelons modèle ADOC (Apprentissage et Dominances des Ondes Cérébrales) le modèle qui sert à déterminer les dominances cérébrales favorables à l'apprentissage. Avant d'expliquer ce qu'est le modèle ADOC, définissons les vecteurs EEM, EAP et le vecteur ODC.

a) Le vecteur EEM

On appelle EEM, l'état émotionnel de l'apprenant. Cet état est une variable à 5 dimensions définie à partir des attributs émotionnels mesurés par l'agent EW. EEM est défini par la formule suivante :

$$EEM = (Emotion, Valence, Plaisir, Excitation, Do min ance), \text{ avec}$$

- $Emotion \in \{Anger, Boredom, \dots, Confusion\}$: est l'émotion qui a lieu pendant l'apprentissage et dont l'ensemble est défini dans le tableau 2.3.
- $Valence \in \{Positive, Negative\}$: est la valence émotionnelle qui peut être négative ou positive à l'apprentissage.
- $(Plaisir, Excitation, Do min ance) \in \{1, 2, \dots, 9\}^3$: sont les dimensions émotionnelles définies par la figure 4.11.

b) Le vecteur EAP

On appelle EAP, l'état d'apprentissage de l'apprenant. Il est déterminé par l'agent CW. ECO prend l'une des valeurs suivantes :

$EAP = (CLearning, ILearning, UnLearning)$, avec

- CLearning est l'état d'apprentissage conscient
- ILearning est l'état d'apprentissage inconscient
- UnLearning est l'état de non apprentissage.

c) Le vecteur ODC

On appelle ODC, l'ordre des dominances cérébrales un vecteur ordonné de dimension égale à 6. La première ordonnée est le nom de l'onde cérébrale dont l'amplitude est maximale et la dernière ordonnée est le nom de l'onde cérébrale dont l'amplitude est minimale. ODC est calculé à partir d'AOC. Il est défini comme suit :

$ODC = (oc^1, oc^2, oc^3, oc^4, oc^5, oc^6)$, avec

$$oc^1 = FQ\left(\arg \max_6(AOC)\right)$$

$$oc^2 = FQ\left(\arg \max_5(AOC - \{oc^1\})\right)$$

$$oc^3 = FQ\left(\arg \max_4(AOC - \{oc^1, oc^2\})\right)$$

$$oc^4 = FQ\left(\arg \max_3(AOC - \{oc^1, oc^2, oc^3\})\right)$$

$$oc^5 = FQ\left(\arg \max_2(AOC - \{oc^1, oc^2, oc^3, oc^4\})\right)$$

$$oc^6 = FQ\left(\arg \min_6(AOC)\right) \text{ et}$$

$$FQ(\bar{o}_i) = oc_i, 1 \leq i \leq 6$$

FQ est la fonction qui permet de retrouver nom de l'onde cérébrale oc^i associée à l'amplitude cérébrale o .

On appelle TODC la transition souhaité entre un ODC_{t1} enregistré à l'instant $t1$ et un ODC_{t2} dans un temps futur.

$$TODC = ODC_{t1} \rightarrow ODC_{t2}$$

Le modèle ADOC représente la relation entre les variables ODC et EAP. Les dominances cérébrales sont représentées par des anneaux imbriqués sachant que l'anneau de l'extrémité du modèle est associé à la première dominance oc1. La première onde dominante représente l'état mental dominant de l'apprenant, la deuxième onde dominante oc2 représente l'état mental secondaire de l'apprenant et ainsi de suite. De plus, le modèle ADOC donne des informations sur la distribution des pourcentages de dominance des 6 ondes cérébrales au cours d'une session d'apprentissage.

Ce modèle est mis à jour par l'agent BP suite aux résultats envoyés par les agents de prédiction. Il est illustré à la figure 3.13. Chaque anneau représente l'ordre des dominances et contient le pourcentage de dominance de chaque onde au cours d'une session d'apprentissage. L'anneau externe montre la distribution des pourcentages de dominance des 6 ondes en tant que premières ondes dominantes. Le plus petit anneau interne montre la distribution des pourcentages de dominance des 6 ondes en tant que dernières ondes dominantes au cours d'une session d'apprentissage.

Les 3 symboles : Carré, Disque et Triangle représentent respectivement les 3 situations d'apprentissage : Apprentissage, Apprentissage Inconscient et Non Apprentissage. Ils sont parfois associés à certaines parties des 6 anneaux pour indiquer l'onde cérébrale prédominante dans une situation d'apprentissage donnée.

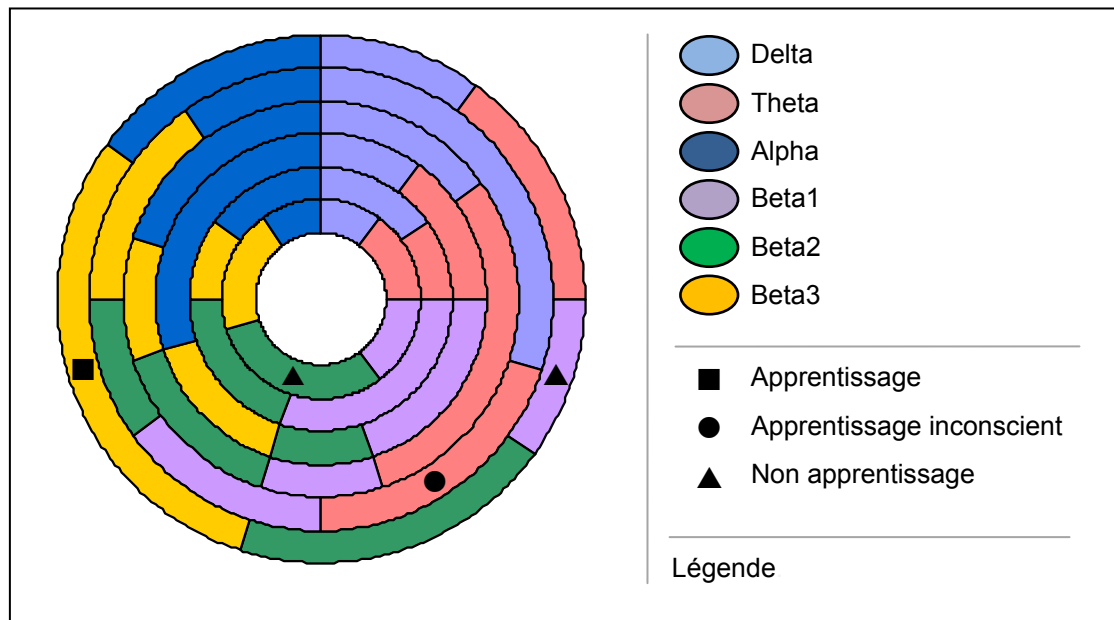


Figure 3.13 : Modèle ADOC

Par exemple, dans la figure 3.14, la distribution des pourcentages de dominance pour le premier anneau est : $\{(delta, 10\%), (theta, 15\%), (alpha, 15\%), (\mathbf{beta1, 10\%}), (beta2, 20\%), (beta3, 30\%)\}$ et celle du dernier anneau est : $\{(delta, 10\%), (theta, 15\%), (alpha, 10\%), (beta1, 15\%), (\mathbf{beta2, 30\%}), (beta3, 20\%)\}$.

Sachant le triangle se trouve sur la zone beta 1, la 6ème dominance du premier anneau ainsi que sur la zone beta2, la première dominance du dernier anneau alors, cela signifie qu'il n'y a pas d'apprentissage lorsque cet ordre de prédominances a lieu. Des résultats plus détaillés sur la validité de ce modèle sont présentés au chapitre 5.

Le modèle ADOC peut être utilisé pour donner des informations plus précises sur les prédominances cérébrales à travers 6 niveaux (Figure 3.14) au lieu de se limiter à un seul niveau d'interprétation comme indiqué dans le tableau 3.1.

Le modèle ADOC de chaque apprenant est constamment mis à jour et l'objectif à long terme de l'agent BP est de déterminer le modèle ADOC applicable à tous les

apprenants ou à des apprenants appartenant à un même groupe. Grâce au modèle ADOC, l'agent BP peut déterminer les conditions à l'apprentissage. Une fois les conditions optimales de l'apprentissage déterminées, l'agent BP peut envoyer à l'agent NP une requête TODC pour lui demander de changer l'état ODC_{t1} à ODC_{t2} . L'agent NP et ses agents de planification établissent une stratégie neuropédagogique adéquate pour induire les dominances cérébrales favorables à l'apprentissage.

3.6.4 Le format des données

Les fichiers générés par l'agent DB sont de types ARFF. C'est le format d'un fichier texte destiné à être utilisé par la librairie WEKA [Witten *et al.*, 2005]. Le fichier ARFF est subdivisé en deux parties : la première correspond au dictionnaire de données, la seconde à la description des valeurs. La figure 3.14 montre la structure du fichier `agent_ew_12554.arff` destiné à l'agent EW.

```

agent_ew_12554.arff - SciTE
File Edit Search View Tools Options Language Buffers Help
agent_ew_12554.arff
% 1. Title: Nora Database Format 12554
%
% 2. Sources:
% (a) Creator: Alicia Heraz (herazali@iro.umontreal.ca)
% (a) Date: Juin, 2009
%
@RELATION brainwaveEmotion
@ATTRIBUTE learner NUMERIC
@ATTRIBUTE datetime date
@ATTRIBUTE picture NUMERIC
@ATTRIBUTE delta NUMERIC
@ATTRIBUTE theta NUMERIC
@ATTRIBUTE alpha NUMERIC
@ATTRIBUTE beta NUMERIC
@ATTRIBUTE emotion1 {0,1,2,3,4,5,6,7,8,9}
@ATTRIBUTE emotionl {anger,boredom,confusion,content,curiosity,disgust,eureka,frustration,neutral,other}

@DATA
1,2009-01-30 18:13:16,0,-1.18,-0.51,-0.59,1.09,8,neutral
1,2009-01-30 18:15:51,661,-0.1,0.27,-0.25,0.16,2,confusion
1,2009-01-30 18:16:15,600,0.05,0.27,-0.18,0.16,8,neutral
1,2009-01-30 18:16:48,520,0.2,0.2,-0.1,0.38,6,eureka
1,2009-01-30 18:17:18,568,0.38,-0.18,-0.18,0.46,8,neutral
1,2009-01-30 18:17:48,568,0.31,-0.59,-0.18,1.13,4,curiosity
1,2009-01-30 18:18:14,156,-0.55,-0.4,-0.18,0.98,5,disgust
1,2009-01-30 18:18:33,551,-0.81,-0.25,-0.25,1.06,8,neutral

```

Figure 3.14 : Extrait d'un fichier ARFF

Pour créer le fichier, l'agent DM utilise le constructeur : `Instances(java.io.Reader reader)` comme indiqué dans le fragment de code ci-dessous.

```

filename = "agent_ew_12554.arff";
reader = new FileReader(filename);
instances = new Instances(reader);

```

Pour construire un ensemble d'exemples, l'agent DN doit d'abord, dans l'ordre :

- Définir les attributs, et leur type.
- Extraire de la BDD l'ensemble d'exemples selon les attributs.
- Définir l'attribut qui jouera le rôle de la classe.
- Construire chaque exemple, et l'intégrer à l'ensemble.

Les deux principaux types d'attributs dans WEKA sont : les attributs numériques dont le constructeur est `Attribute(String attributeName)` et les attributs nominaux dont le constructeur est `Attribute(String attributeName, FastVector attributeValues)`. Ci-dessous, un extrait de code ayant servi à créer le fichier de la figure 4.16.

```

// Créer les attributs numériques "delta" and "theta"
Attribute delta = new Attribute("delta");
Attribute theta = new Attribute("theta");
// Créer un FastVector pour contenir les valeurs "anger", "boredom",
"confusion"
FastVector emovector = new FastVector(3);
emovector.addElement("anger");
emovector.addElement("boredom");
emovector.addElement("confusion");
// Créer l'attribut émotionnel pouvant prendre les 3 valeurs
// "anger", "boredom", "confusion"
Attribute emotionnel = new Attribute("emotionnel", emovector);

```

3.6.5 Notification des autres agents

A chaque T période de temps ou K nouveaux enregistrements dans la base de données, l'agent DN envoie une notification à certains agents pour les informer de la disponibilité de nouvelles données.

3.7 Agents superviseurs BP et NP

NORA comprend deux agents superviseurs : l'agent BP et l'agent NP. Tous les deux gèrent un ensemble d'agents qui exécutent des tâches. Leur architecture est de type BDI, elle est présentée à la figure 3.15.

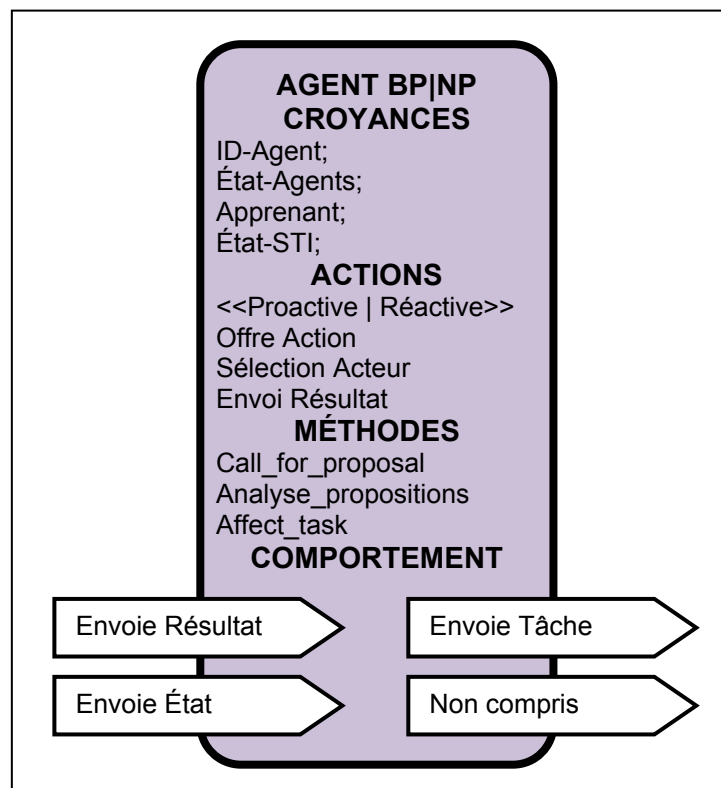


Figure 3.15 : Architecture d'un agent superviseur

L'agent superviseur attribut une tâche à l'un des agents qu'il gère. Nous allons appeler ces agents gérés : les agents supervisés. Ainsi, les agents supervisés par l'agent BP sont les agents EW, CW et TW et les agents supervisés par l'agent NP sont les agents VW, SW et NF.

Pour leur fonctionnement, les agents superviseurs adoptent le processus décisionnel markovien (PDM) qui permet de maximiser le gain espéré à long-terme.

Soit $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$, l'ensemble des tâches qu'un agent superviseur attribue à ses agents définis par l'ensemble $A = \{a_1, a_2, a_3\}$. Chaque agent a_k de l'ensemble A possède une quantité limitée R_{ak} de ressources qu'il peut utiliser pour réaliser des tâches. L'exécution d'une tâche se traduit par un gain qui varie en fonction de l'agent qui exécute la tâche.

Chaque agent a_k possède une fonction de récompense g_{ak} définie sur l'ensemble de tâches T comme suit :

$$g_{ak} : T \rightarrow \mathfrak{R}^+$$

Où $g_{ak}(t_i)$ est le gain que l'agent a_k obtient à l'issue de l'exécution de la tâche t_i .

Le gain total G_{ak} d'un agent a_k à fin de l'exécution des tâches est défini par la formule suivante :

$$G_{ak} = \sum_{t_i \in B_{ak}} g_{ak}(t_i)$$

Où B_{ak} est l'ensemble de tâches exécutées par l'agent a_k . De la même manière, nous définissons le gain total G de NORA à la fin de l'exécution des tâches par :

$$G = \sum_{a_k \in A} G_{ak}$$

Par ailleurs et comme il est incertain, pour un agent, de déterminer avec certitude la valeur des ressources requises pour exécuter ses tâches, nous utilisons une représentation discrète de la consommation de ressources. Soit $R^k = \{r_i^1, r_i^2, \dots, r_i^p\}$, l'ensemble des ressources qui peuvent être consommées par un agent a_k pour exécuter une tâche t_i .

Nous appelons PE_{ak} , la distribution des probabilités qui représente la connaissance de l'agent a_k sur l'exécution incertaine des tâches. Elle est définie comme suit :

$$PE_{ak} : T \times \{r_i^j : t_i \in T, 1 \leq j \leq p\} \rightarrow]0,1]$$

Tel que : $PE_{ak}(t_i, r_i^j)$ est la probabilité que l'agent a_k consomme la ressource r_i^j pour exécuter la tâche t_i .

Le PDM consiste en un ensemble d'états S , un ensemble d'action AC , un modèle de transition et un gain espéré. Il est construit par chacun des agents superviseurs afin d'allouer les tâches aux agents qu'ils supervisent de manière à maximiser le gain espéré de NORA.

3.7.1 Représentation des états

$s_i \in S$ est l'état du système à l'instant i . Il représente la combinaison de la tâche allouée et la ressource probable et est défini comme suit :

$$s_i = ((B_i^1, R_i^1), \dots, (B_i^m, R_i^m))$$

Tel que R_i^k sont les ressources disponibles de l'agent a_k à l'instant i et B_i^k est l'ensemble des tâches allouées à l'agent a_k jusqu'à l'instant i . Il est défini comme suit :

$$B_i^k \subseteq \{t_1, \dots, t_i\}, B_i^k \cap B_i^l = \emptyset$$

L'allocation d'une tâche à l'agent a_k s'effectue après l'estimation de la quantité de ressources disponibles pour l'exécution de la tâche.

L'état initial S_0 et l'état final S_n du système sont définis comme suit :

$$S_0 = ((\phi, R_{a1}), \dots, (\phi, R_{a3})), S_n = ((B_n^1, R_n^1), \dots, (B_n^m, R_n^m))$$

La transition d'un état à l'autre se fait par l'application d'une action.

3.7.2 Actions et modèle de transition

Dans notre cas, une action $ac_i^k(t_i, a_k) \in AC$ exécutée par l'agent superviseur consiste en l'attribution d'une tâche t_i à un agent a_k et en l'estimation de la ressource qui sera consommée par l'agent sous-traité pour exécuter la tâche qui lui est attribuée. Appliquer une action ac_i^k sur un état s_{i-1} conduit à un état s_i tel que :

$$S_{i-1} = ((B_{i-1}^1, R_{i-1}^1), \dots, (B_{i-1}^k, R_{i-1}^k), \dots, (B_{i-1}^m, R_{i-1}^m))$$

$$S_i = ((B_i^1, R_i^1), \dots, (B_i^k, R_i^k = R_{i-1}^k - r_i^j), \dots, (B_i^m, R_i^m))$$

Où

$$1 \leq j \leq p$$

$$B_i^k = \begin{cases} B_{i-1}^k \cup \{t_i\}, & \text{si } R_{i-1}^k \geq r_i^j \\ B_{i-1}^k, & \text{sin on} \end{cases}$$

$$R_i^k = 0, \text{ si } R_{i-1}^k < r_i^j$$

Lorsque la totalité des ressources sont consommées sans que la tâche ne soit exécutée alors le gain est nul. La probabilité de la transition entre l'état S_{i-1} et un état S_i est la probabilité que la quantité de ressources r_i^j soit consommée, donnée par $PE(t_i, r_i^j)$.

3.7.3 Gain espéré et politique optimale

L'agent superviseur décide de son choix de l'action à appliquer sur un état en fonction du gain qu'il espère obtenir. Nous appelons $Q(ac(t_i, a_k))$ le gain espéré, il est obtenu suite à l'application de l'action $ac(t_i, a_k)$. On appelle politique une action à

appliquer sur un état. On note $\pi(S_{i-1}) = ac(t_i, a_k)$ la politique qui correspond à l'action $ac(t_i, a_k)$ appliquée sur l'état S_{i-1} . Une politique optimale est toute politique qui maximise le gain espéré pour chaque état. Le calcul du gain espéré pour chaque état s'obtient grâce aux équations de Bellman [Puterman, 1994] suivantes :

Pour un état non terminal $S_{i-1}, i = 1, \dots, n$:

$$V[S_{i-1}] = \max_{ac_k \in Ac} \{Q(ac(t_i, a_k))\}$$

$$Q(ac(t_i, a_k)) = \sum_{j=1}^p PE_{a_k}(t_i, r_i^j) \times V[S_i^j]$$

Où S_i^j est l'état correspondant à la consommation de la quantité r_i^j .

Pour un état terminal $S_n = ((B_n^1, R_n^1), \dots, (B_n^m, R_n^m))$:

$$V[S_n] = \sum_{a_k \in A_i} \sum_{B_n^k} g_{a_k}(t_i)$$

La politique optimale $\pi^*(S_{i-1}), i = 1, \dots, n$ sera donc définie comme suit :

$$\pi^*(S_{i-1}) = \arg \left(\max_{ac_k \in Ac} \{Q(ak(t_i, a_k))\} \right)$$

L'équation précédente représente l'allocation optimale étant dans un état non terminal S_{i-1} . La répartition optimale des tâches est atteinte à l'état terminal S_n . De façon formelle, un état S_i se calcule selon la formule suivante :

$$S_i = \arg \left(\max \{PE(t_i, r_i^j) \times V[S_i^j]\} \right)$$

Où S_i^j est l'état correspondant à la consommation de la quantité de ressources r_i^j .

3.8 Agents supervisés EW, CW, TW, VW, SW et NF

Il y a deux groupes d'agents supervisés : les agents de prédiction EW, CW et TW et les agents d'induction VW, SW et NF. Les agents supervisés sont de type BDI. Leur architecture est présentée à la figure 3.16.

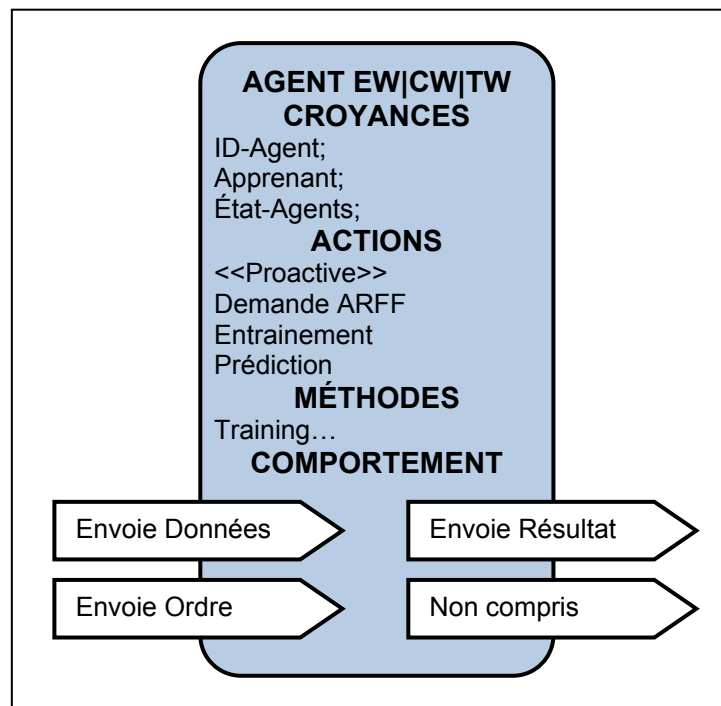


Figure 3.16 : Architecture d'un agent de prédiction

La répartition des tâches étant faite par les agents superviseurs, les agents d'un même groupe communiquent entre eux pour coordonner leurs choix locaux. Chaque agent possède son propre PDM et il sélectionne ses tâches pour maximiser son gain espéré. La stratégie de coordination est basée sur l'allocation séquentielle des tâches pendant plusieurs cycles de négociation. Chaque cycle se distingue par le nombre de tâches allouées et les messages échangés.

Chacun des agents des deux groupes sélectionne ses tâches selon un PDM local. A chaque étape i , un agent décide s'il doit exécuter ou ignorer la tâche t_i . La prise de décision est basée sur ses ressources disponibles.

3.8.1 Représentation des états

Un état s_i du PDM local à chaque agent supervisé est défini comme suit :

$$s_i = (B_i, R_i)$$

Où

$B_i \subseteq \{t_1, \dots, t_i\}$ est l'ensemble des tâche à exécuter à l'instant i et R_i sont les ressources disponibles.

L'état initial s_0 et l'état final s_n sont définis comme suit :

$$s_0 = (\emptyset, R_{a_k}), s_n = (B_n, T_n)$$

L'état final signifie que l'agent a effectué toutes les décisions pour toutes les tâches ou que toutes les ressources sont consommées. La transition d'un état à l'autre se fait par l'application d'une action.

3.8.2 Actions et modèle de transition

Il y a deux types d'actions exécutées par un agent.

- L'action $act(t_i)$ signifie que l'agent accepte d'exécuter la tâche t_i .
- L'action $noact(t_i)$ signifie que l'agent décide d'ignorer la tâche t_i .

L'action $act(t_i)$ consiste en la sélection d'une tâche et en l'estimation de la quantité de ressources consommées. L'application de l'action $act(t_i)$ sur un état $s_{i-1} = (B_{i-1}, R_{i-1})$ conduit l'agent à un des états suivants :

$$s_i = (B_i, R_i = R_{i-1} - r_i^j)$$

Où

$$1 \leq j \leq p$$

$$B_i = \begin{cases} B_{i-1} \cup \{t_i\}, & \text{si } R_{i-1} \geq r_i^j \\ B_{i-1}, & \text{sin on} \end{cases}$$

$$R_i = 0, \text{ si } R_{i-1} < r_i^j$$

La probabilité de transition entre l'état s_{i-1} et l'état s_i en appliquant l'action $act(t_i)$ est $PE(t_i, t_i^j)$.

L'action $noact(t_i)$ n'entraîne aucune consommation de ressources. L'application de l'action $noact(t_i)$ sur l'état $s_{i-1} = (B_{i-1}, R_{i-1})$ conduit l'agent à l'état $s_i = (B_i = B_{i-1}, R_i = R_{i-1})$ avec une probabilité égale à 1.

3.8.3 Gain espéré et politique optimale

La décision de choisir une action ou une autre dépend du gain que l'agent espère obtenir par l'application de l'action. Soient $Q(act(t_i))$ et $Q(noact(t_i))$ les deux gains espéré suite à l'application des actions $act(t_i)$ et $noact(t_i)$ respectivement, $\pi(s_{i-1})$ la politique à suivre pour un état s_{i-1} et $V[s_{i-1}]$ le gain espérée de la politique suivie. La politique $\pi^*(s_{i-1})$ est dite optimale si elle maximise le gain espéré de chaque état. Les équations de Bellman [Puterman, 1994] donnent les formules de calcul suivantes :

Pour un état non terminal $s_{i-1} = (B_{i-1}, R_{i-1}), i = 1, \dots, n$:

$$V[s_{i-1}] = \max \{Q(act(t_i)), Q(noact(t_i))\}$$

$$Q(act(t_i)) = \sum_{j=1}^p PE(t_i, r_i^j) \times V[s_i^j], \quad Q(noact(t_i)) = V[s_i = (B_{i-1}, R_{i-1})]$$

Où s_i^j est l'état correspondant à la consommation de la quantité de ressources r_i^j .

Pour un état terminal $s_n = (B_n, R_n)$:

$$V[s_n] = \sum_{t_i \in B_n} g_{a_k}(t_i)$$

La politique optimale $\pi^*(s_{i-1})$ sera donc définie comme suit :

$$\pi^*(s_{i-1}) = \arg(\max \{Q(act(t_i), Q(noact(t_i)))\})$$

L'équation précédente représente l'allocation optimale étant dans un état non terminal s_{i-1} .

3.8.4 Sélection optimale des tâches

Soit $B_{\max} \subseteq T$, l'ensemble des tâches qui maximise le gain espéré d'un agent et $\Pi(s_{i-1})$, la séquence des actions que l'agent doit appliquer, à partir de l'état s_{i-1} pour maximiser son gain espéré. Cette séquence est définie formellement comme suit :

$$\Pi(s_{i-1}) = \pi^*(s_{i-1}), \pi^*(s_i), \dots, \pi^*(s_{n-1})$$

Où $s_i, i=1, \dots, n$ est l'état atteint par l'application de l'action $\pi^*(s_{i-1})$ sur l'état s_{i-1} .

s_i peut donc être calculé comme suit :

$$s_i = \begin{cases} (B_i = B_{i-1}, R_i = R_{i-1}), si \pi^*(s_{i-1}) = noact(t_i) \\ \arg\left(\max\{PE(t_i, r_i^j) \times V[s_i^j]\right), \text{sin on} \end{cases}$$

Où s_i^j est l'état correspondant à la consommation de la quantité de ressources r_i^j .

Le choix optimal à partir d'un état s_{i-1} est l'ensemble $B_{\max}(s_{i-1})$ tel que

$$B_{\max}(s_{i-1}) = \{t_j : act(t_j) \in \Pi(s_{i-1}), j = i, \dots, n\}$$

Pour éviter le conflit entre les agents d'un même groupe (deux agents sélectionnent la même tâche), une coordination est requise.

3.8.5 Coordination des choix locaux

L'agent superviseur répartit les tâches séquentiellement dans un processus de plusieurs cycles de négociation. À chaque cycle, une ou plusieurs tâches sont allouées. Pour coordonner entre leurs choix locaux, les agents adoptent un comportement semblable à la vente aux enchères. Pendant un cycle de négociation, les agents enchérissent par les valeurs de leurs gains espérés. Chaque agent a_k envoie la valeur $g_{a_k}(t_i)$ aux autres agents qui correspond au gain de la politique optimale $\pi^*(s_{i-1})$ appliquée pour l'action $act(t_i)$. Le gain est nul lorsque l'action est $noact(t_i)$. La tâche t_i est allouée à l'agent ayant proposé le gain maximal. Le nouvel état s_i de l'agent à qui la tâche est allouée est calculé (par anticipation) selon la formule suivante :

$$s_i = \arg\left(\max_j \{PE(t_i, r_i^j) \times V[s_i^j]\}\right)$$

Les autres agents qui n'exécutent pas la tâche, appliquent l'action $noact(t_i)$, celle-ci conduit à l'état $s_i = (B_i = B_{i-1}, R_i = R_{i-1})$. Ce protocole de communication est le même pour chaque cycle. La négociation se termine quand toutes les tâches sont allouées ou quand tous les agents ne peuvent plus choisir des tâches à exécuter (leurs ressources ne sont plus suffisantes).

Le comportement des agents d'un même groupe est le même, c'est la nature de leurs actions qui diffère. Dans ce qui suit, nous décrivons la nature des actions appliquées par chacun des agents d'induction : VW, SW et NF.

3.8.6 Nature des actions des agents d'induction

Les agents d'induction ont un comportement et une architecture commune. Cependant, la nature de leurs actions diffère.

a) Agent VW

Pour influencer la fréquence des ondes cérébrales et induire des états émotionnels et cognitifs favorables à l'apprentissage, l'agent VW applique des actions visuelles, c'est à dire, des actions qui agissent sur la vision de l'apprenant. L'agent VW applique deux méthodes visuelles :

- Il utilise des images de la base de données IAPS
- Il agit sur le rythme de l'affichage du texte à l'écran

Par ailleurs, l'agent VW choisit des rythme spécifiques pour l'affichage des informations afin d'agir sur le rythme de la lecturabilité de l'apprenant et donc sur ses ondes cérébrales.

b) Agent SW

L'agent SW est un agent d'induction, son architecture ainsi que son comportement ont été décrit dans les sections précédentes. Les actions appliquées par l'agent SW sont de deux types :

- La musique issue d'iMusic
- Les battements binauraux

La librairie iMusic [iMusic, 2009] est une collection de partitions ayant une certaine durée et classifiées selon leur effet sur le changement de la fréquence cérébrale dominante.

Des études ont démontré l'effet de la musique sur les attributs émotionnels et cognitifs [Iwaki *et al.*, 1997].

Les battements binauraux est un artéfact de traitement auditif, c'est-à-dire des sons dont l'interprétation par le cerveau est différent de leur son apparent [Dove, 1839]. Cette technique consiste à composer deux sons transmis séparément à chacune des deux oreilles de l'apprenant, l'interférence des deux fréquences fait que le cerveau perçoit un son dont la fréquence est la différence entre les deux fréquences. Exemple, si on présente à l'oreille gauche un son de 500Hz et un autre de 510Hz, alors le cerveau perçoit une fréquence de 10Hz qui consiste en un stimulus auditif efficace pour influencer les ondes cérébrales. Cette fréquence de 10Hz est entièrement produite par le cerveau lui-même. Les sons perçus par les deux Oreilles n'interfèrent qu'au moment de leur interprétation par le cerveau.

L'agent SW utilise une librairie de sons de différentes fréquences. Celles-ci varient entre 400Hz et 800Hz. Pour choisir une fréquence donnée, l'agent SW doit s'assurer que le son est suffisamment entendu par l'apprenant sans dépasser les 1000Hz.

c) Agent NF

La stratégie de Neurofeedback consiste à rendre accessible à l'apprenant le déroulement de son activité cérébrale. L'agent NF n'emploie pas des actions qui ont pour but d'agir sur les ondes cérébrales. Il ne fait que proposer des exercices appelés défis qui consistent à maintenir ou à changer l'onde cérébrale dominante. C'est l'apprenant qui apprend de lui-même à relever ces défis en maintenant ou en modifiant son état mental. C'est ce que l'on appelle l'autorégulation. Par exemple, l'apprenant fait des efforts pour améliorer sa capacité à se concentrer, à diminuer son stress ou son anxiété. La figure 3.17 montre l'exemple d'un exercice proposé par l'agent NF

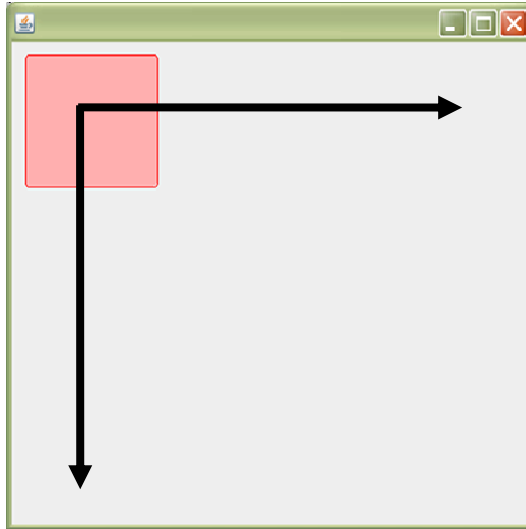


Figure 3.17 : Exercice de Neurofeedback

Dans cet exemple, le défi consiste à élargir les dimensions du rectangle de manière à ce qu'il couvre toute la surface désignée par les flèches. L'apprenant perçoit le feedback de son activité électrique cérébrale à l'écran, il est donc au courant du résultat de ses efforts pour relever le défi.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'architecture de NORA ainsi que le comportement de chacun de ses agents. L'efficacité de certaines des techniques implémentées dans NORA a déjà été prouvée par des recherches en neuroscience, en éducation et en psychologie. Exemple : l'influence de la musique et des battements binauraux sur le cerveau ont déjà été démontrées dans des recherches précédentes [Dove, 1839 ; Iwaki, 1997]. D'autres techniques sont nos hypothèses de recherche dont les résultats de validation sont présentés au chapitre suivant.

Chapitre 4 : Méthodologie expérimentale

Il y a 3 grandes sections dans ce chapitre. La description du matériel, les participants et une introduction aux expérimentations menées. Les résultats sont présentés au chapitre 5.

4.1 Description du matériel

Pour mesurer l'activité électrique du cerveau, nous avons utilisé un EEG appelé *Pendant EEG*. De plus, un kit accompagnateur fut nécessaire pour le placement des électrodes, le nettoyage du scalp et la mesure de la conductivité de la peau.

4.1.1 Pendant EEG

Pendant EEG [McMillan, 2006] est un électroencéphalographe portatif et non physiquement connecté à la machine. Il communique avec celle-ci grâce à un procédé infrarouge via un dongle sans fil. La figure 4.1 montre le kit *Pendant EEG* qui sera utilisé pendant nos expérimentations. En plus de *Pendant EEG*, le kit comprend trois électrodes, le gel abrasif épidermique *NuPREP* [Thought Technology, 2006] pour faciliter la conductivité, et la crème conductrice adhésive *EC2* [Grass TeleFactor, 2006] pour maintenir les électrodes sur le cuir chevelu.

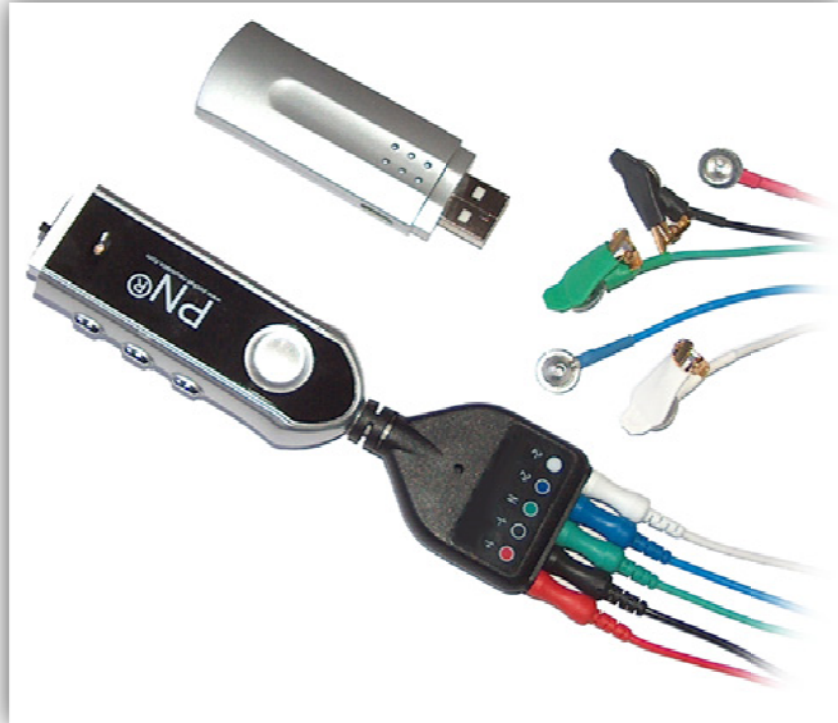


Figure 4.1 : Kit de Pendant *EEG*

Afin de permettre une bonne conductivité, les cheveux doivent être propres, secs et non gras : aucun gel, lotion, huile ou laque ne doivent être utilisés. La pâte conductrice se nettoie à l'eau chaude.

4.1.2 Structure interne de Pendant *EEG*

La figure 4.2 présente le diagramme électrique de *Pendant EEG*. Celui-ci est composé de deux canaux de transmission. Un seul canal nous suffit pour mesurer l'onde cérébrale dominante chez l'apprenant. Un canal comprend une électrode active et une électrode de référence. Comme illustré dans le diagramme électrique de *Pendant EEG*. Le signal analogique est amplifié, filtré et converti en signal numérique. L'amplitude des ondes cérébrales est de l'ordre de quelques microvolts, il faut l'amplifier afin de pouvoir la

capturer. Le filtrage permet par la suite de dissocier le signal cérébral du bruit électrique présent naturellement et émis par l'environnement dans lequel se trouve l'apprenant. Un dongle est connecté via un port USB de l'unité centrale et communique à distance avec l'appareil accroché autour du cou de l'apprenant, un peu comme un pendentif (d'où le nom de l'appareil).

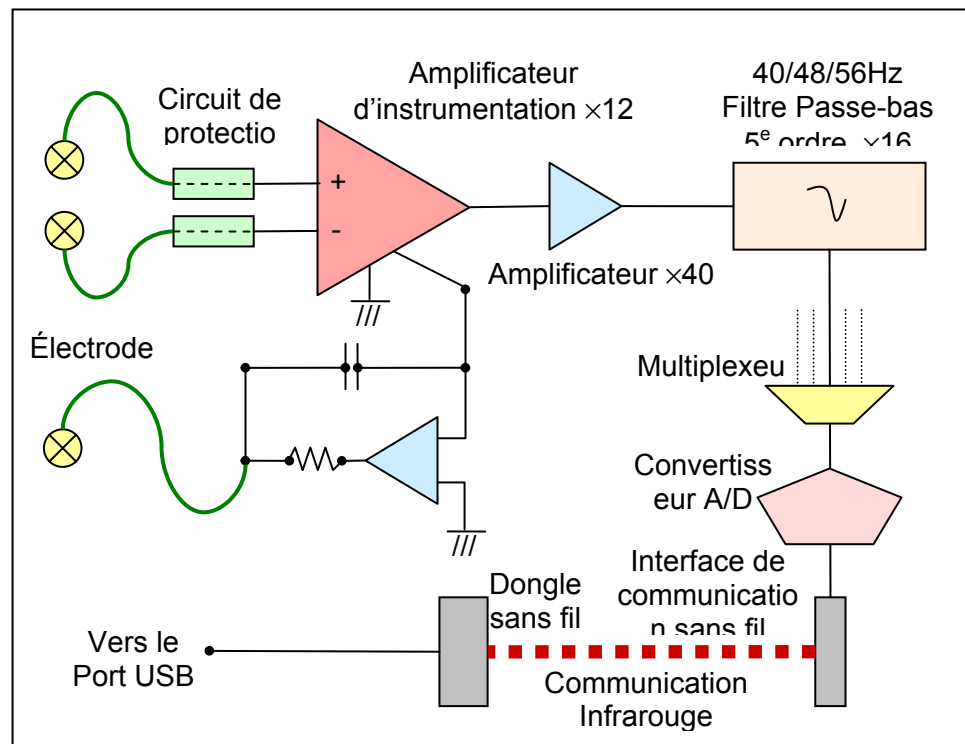


Figure 4.2 : Diagramme électrique de *Pendant EEG*

Pendant EEG est léger et facile à porter, il n'est pas encombrant et peut facilement être oublié au bout de quelques minutes. L'apprenant qui porte *Pendant EEG* sur lui est totalement libre de ses mouvements : aucun câble ne connecte celui-ci à la machine. Les électrodes sont maintenues uniquement grâce à la crème adhésive, nous n'avons donc pas besoin d'utiliser un bandeau ou un casque spécial pour le maintien des électrodes, ce qui

diminue considérablement la sensation d'encombrement chez l'apprenant. La figure 4.3 montre un apprenant portant *Pendant EEG*.



Figure 4.3 : Apprenant avec *Pendant EEG*

4.1.3 Limitations et imperfections du matériel

L'EEG utilise des électrodes non intrusives pour capturer les ondes cérébrales. L'EEG est donc moins précis que l'électrocorticographe (ECG) pour lequel les électrodes sont directement placées sur le cortex. La distance moyenne entre le cortex et la surface du cuir chevelu est de 6.32 mm, elle varie entre 5.3 mm et 7.5 mm, selon les individus [Moreira-Gonzalez *et al.*, 2006]. Comme les électrodes se trouvent placées relativement loin des sources des courants électriques dans le cortex, les ondes cérébrales sont environ 10 fois moins amples que celles recueillies par un électrocorticographe. Par ailleurs, tout mouvement physique peut causer un bruit détectable par les électrodes et interprété comme

une activité cérébrale, notamment, le grincement des dents, le rire, l'éternuement et les mouvements de la tête.

4.2 Choix des participants

Un ensemble de 41 apprenants ont participé dans l'évaluation de NORA au cours de 3 principales expérimentations. Ils sont, pour la plupart, des étudiants recrutés au sein de l'université de Montréal. L'âge des participants variait entre 20 et 30 ans et parmi eux, il y avait 23 de sexe féminin et 18 de sexe masculin. Les participants étaient connectés à l'EEG pendant qu'ils répondaient à des questionnaires et effectuaient des tâches d'apprentissage. Avant le début de chaque expérimentation, chaque participant devait signer un formulaire de consentement et prendre connaissance de toutes les informations pertinentes liées au matériel et au déroulement de la session expérimentale. Le formulaire de consentement est conforme au code d'éthique défini par l'université de Montréal. La description du matériel utilisé et la durée de l'expérimentation. Les données collectées sont tenues confidentielles et le participant en est informé. Nous ne divulguons pas à des tiers les renseignements personnels recueillis avec nos appareils. Seule notre équipe de recherche s'occupe de la consultation et de l'analyse des données collectées.

Plus de 100.000 enregistrements cérébraux furent collectés sur une période de 1 an. Chaque enregistrement cérébral est défini par :

- Sa description qui correspond à l'ensemble des valeurs qui le définissent (attributs cognitifs, amplitudes des ondes cérébrales, attributs émotionnels...)
- La classe qu'on lui a associée (selon l'hypothèse de recherche)
- L'agent destinataire qui va en générer un classifieur

4.3 Description des expérimentations

4.3.1 Les émotions et les ondes cérébrales

Cette évaluation a fait l'objet d'une publication dans la conférence internationale ICALT [Heraz *et al*, 2007]. Les résultats sont présentés au chapitre 5.

- **Hypothèse** : Nous souhaitons savoir s'il existe une relation entre les émotions et les ondes cérébrales.
- **Objectifs** : Tester l'impact des images sur les ondes cérébrales et les émotions. Prédire les émotions impliquées dans l'apprentissage à partir des ondes cérébrales et des stimuli visuels.
- **Variables** : Ondes cérébrales, Émotions impliquées dans l'apprentissage

4.3.2 Les dimensions émotionnelles et les ondes cérébrales

Cette évaluation a fait l'objet d'une publication dans un Journal International [Heraz et Frasson, 2007]. Les résultats sont présentés au chapitre 5.

- **Hypothèse** : Nous souhaitons savoir s'il existe une relation entre les dimensions émotionnelles et les ondes.
- **Objectifs** : Tester différents algorithmes d'apprentissage machine pour prédire les dimensions émotionnelles à partir des ondes cérébrales. Implémenter un agent doté du meilleur modèle de prédiction.
- **Variables** : Ondes cérébrales, Dimensions émotionnelles

4.3.3 Le traçage des émotions via les ondes cérébrales

Cette évaluation a fait l'objet d'une publication dans la conférence internationale ITS [Heraz *et al*, 2008]. Les résultats sont présentés au chapitre 5.

- **Hypothèse** : Nous souhaitons construire un modèle de traçage en mesurant les ondes cérébrales pour mieux comprendre la transition entre les émotions, les stimuli qui les provoquent et leurs durées.
- **Objectifs** : Construire le diagramme de transition entre les émotions pour traquer le changement des émotions chez l'apprenant et les paramètres qui ont influencé les transitions.
- **Variables** : Ondes cérébrales, émotion impliqués dans l'apprentissage.

4.3.4 Le rythme de la lecturabilité et les ondes cérébrales

Cette évaluation a fait l'objet d'une acceptation de publication dans la conférence internationale FLAIRS [Heraz et Frasson, 2008]. Les résultats sont présentés au chapitre 5.

- **Hypothèse** : Nous souhaitons savoir si le changement du rythme de la lecture peut influencer les ondes cérébrales.
- **Objectifs** : Déterminer l'impact de la vitesse de l'affichage d'un texte sur le changement des ondes cérébrales.
- **Variables** : Ondes cérébrales, Vitesse d'affichage d'un texte.

4.3.5 L'apprentissage et les dominances cérébrales

Cette évaluation a fait l'objet d'une soumission à la conférence internationale FLAIRS (en cours). Les résultats sont présentés au chapitre 5.

- **Hypothèse** : Nous souhaitons savoir s'il existe un profil cérébral pour les apprenants ayant des conditions d'apprentissages similaires.
- **Objectifs** : Valider un modèle visuel qui présente le profil cérébral électrique d'un apprenant selon sa condition d'apprentissage.
- **Variables** : Ondes cérébrales, Conditions d'apprentissage.

Pour construire le modèle, nous nous sommes basés sur la collecte réalisées au cours de toutes les expérimentations précédentes.

L'évaluation de NORA en interprétant les données collectées par les agents s'est faite grâce à WEKA [Witten *et al.*, 2005]. WEKA est une librairie libre qui propose un ensemble d'algorithmes issus de l'intelligence artificielle pour implémenter les fonctionnalités de nos agents. WEKA se compose principalement :

- De classes Java permettant de charger et de manipuler les données.
- De classes pour des algorithmes de classification supervisée ou non supervisée.
- D'outils de sélection d'attributs et des statistiques sur ces attributs.
- De classes permettant de visualiser les résultats.

4.4 Interprétation des mesures de WEKA

La figure 4.4 représente les statistiques d'un entraînement que WEKA a retourné par défaut lors de la construction d'un classifieur pour l'agent de prédiction EW.

```

Correctly Classified Instances 23240      73.5466 %
Incorrectly Classified Instances 8359      26.4534 %
Kappa statistic 0.7117
Mean absolute error 0.0311
Root mean squared error 0.1718
Relative absolute error 28.788 %
Root relative squared error 73.9791 %
Total Number of Instances 31599

=== Detailed Accuracy By Class ===
TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  Class
0.614  0.003  0.568  0.614  0.59  1
0.767  0.019  0.737  0.767  0.752  2
0.752  0.019  0.743  0.752  0.748  3
0.731  0.013  0.715  0.731  0.723  4
0.756  0.029  0.75  0.756  0.753  5
0.704  0.023  0.726  0.704  0.715  6
0.729  0.035  0.75  0.729  0.739  7
0.751  0.004  0.772  0.751  0.761  8

=== Confusion Matrix ===
 a  b  c  d  e  f  g  h  i  j  k  l  m  n  o  p  q  <-- classified as
113  3  2  3  8  2  3  5  10  5  5  10  15  0  0  0  0 | a = 1
 4 25 1594 38 29 37 22 47 73 40 32 52 59 22 3 0 0 | c = 2
 7 23 44 37 1634 46 23 34 66 40 62 52 74 19 11 0 0 | e = 3
 5 15 17 27 26 27 972 21 32 24 28 48 56 19 13 0 0 | g = 4
11 33 68 77 69 68 34 69 2484 74 81 63 96 46 11 0 0 | i = 5
 7 42 45 46 66 74 32 61 85 76 1795 92 104 19 4 0 0 | k = 6
 9 56 71 105 78 112 62 102 107 77 104 139 2901 44 14 0 0 | m = 7
 0 7 5 9 10 8 11 9 10 16 7 12 14 9 383 0 0 | o = 8

```

Figure 4.4 : Résultats d'une classification effectuée par un agent

WEKA renvoie des mesures générales suivies d'autres plus précises. Ces mesures sont décrites dans les sections ci-dessous.

4.4.1 Correctly Classified Instances

Le nombre d'exemples bien classés, en valeur absolue, puis en pourcentage du nombre total d'exemples.

4.4.2 Incorrectly Classified Instances

Sous le même format, le nombre d'exemples mal classés.

4.4.3 Kappa statistic

Le coefficient Kappa est censé mesurer le degré de concordance de deux ou de plusieurs juges. Dans WEKA, on est toujours dans le cas de deux juges. On mesure la différence entre l'accord constaté entre les deux juges, et l'accord qui existerait si les juges classaient les exemples au hasard.

Dans WEKA, le jugement, c'est la classe d'un exemple, et les deux juges sont le classifieur et la classe réelle de l'exemple. L'accord/désaccord entre les deux juges se lit directement dans la matrice de confusion : c'est une mesure dont la valeur est d'autant plus grande que la matrice est diagonale.

Le coefficient Kappa se calcule de la façon suivante :

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

avec P_0 : La proportion de l'échantillon sur laquelle les deux juges sont d'accord (i.e. la diagonale principale de la matrice de confusion). Et

$$P_e = \frac{\sum_i p_i p_i}{n^2}$$

Où

- p_i : somme des éléments de la ligne i
- $p_{.i}$: somme des éléments de la colonne i
- n : taille de l'échantillon

Le coefficient Kappa prend ses valeurs entre -1 et 1.

- Il est maximal quand les deux jugements sont les mêmes : tous les exemples sont sur la diagonale, et $P_0 = 1$
- Il vaut 0 lorsque les deux jugements sont indépendants ($P_0 = P_e$)
- Il vaut -1 lorsque les juges sont en total désaccord

Certains auteurs [Landis & Koch, 1977] ont proposé une échelle de degré d'accord selon la valeur du coefficient (tableau 4.1) :

Tableau 4.1 : Interprétation du coefficient Kappa

Valeur de Kappa	Signification
[-1.00... 0.00[Très mauvais
[0.00... 0.21[Mauvais
[0.21... 0.41[Médiocre
[0.41... 0.61[Modéré
[0.61... 0.81[Bon
[0.81... 1.00]	Excellent

Dans notre cas, nous considérons les résultats dont le coefficient Kappa est supérieur à 0.41.

4.4.4 Mean absolute error

Erreur absolue en moyenne : pour chaque exemple, on calcule la différence entre la probabilité (calculée par le classifieur) pour un exemple d'appartenir à sa véritable classe, et sa probabilité initiale d'appartenir à la classe qui lui a été fixée dans l'ensemble d'exemples (en général, cette probabilité vaut 1). On divise ensuite la somme de ces erreurs par le nombre d'instances dans l'ensemble d'exemples.

Plus formellement :

- Soient p_1, p_2, \dots, p_n les probabilités calculées par le classifieur pour chaque exemple d'appartenir à sa vraie classe.
- Soient a_1, a_2, \dots, a_n les probabilités à priori pour chaque exemple d'appartenir à la classe qui leur a été fixée par définition (en général, les a_i valent toujours 1, mais on peut imaginer qu'on soit un peu moins catégorique, et que la classe attribuée ne le soit qu'avec une certaine confiance).
- Alors on calcule :

$$\frac{|p_1 - a_1| + |p_2 - a_2| + \dots + |p_n - a_n|}{n}$$

Dans le cas où le classifieur est un prédicteur, c'est-à-dire qu'il retourne une valeur réelle au lieu d'une classe discrète, c'est la différence entre la valeur calculée et la valeur attendue qui sont utilisées pour p_i et a_i ; ça peut par exemple être le cas pour les réseaux de neurones.

4.4.5 Root mean-squared error

Cette mesure d'erreur concerne principalement les prédicteurs Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne : avec les mêmes notations que ci-dessus, elle correspond à :

$$\sqrt{\frac{(p_1 - a_1)^2 + \dots + (p_n - a_n)^2}{n}}$$

L'erreur quadratique avantage les solutions où il y a beaucoup de petits écarts, par rapport à celles qui sont exactes presque partout, mais qui font de grosses erreurs en un petit nombre de points. Le fait de prendre la racine carrée permet de manipuler des quantités qui ont la même dimension que les valeurs à prévoir.

4.4.6 Relative absolute error

Cette mesure d'erreur concerne principalement les prédicteurs. On compare l'erreur absolue avec l'erreur absolue d'un prédicteur très simple, qui retournerait toujours la valeur moyenne des a_i , soit $\bar{a} = \frac{1}{n} \sum_i a_i$:

$$\frac{|p_1 - a_1| + \dots + |p_n - a_n|}{|a_1 - \bar{a}| + \dots + |a_n - \bar{a}|}$$

4.4.7 Root relative squared error

Cette mesure d'erreur concerne principalement les prédicteurs. C'est le rapport entre l'erreur quadratique et ce que serait l'erreur quadratique d'un prédicteur qui retournerait toujours la valeur moyenne des a_i :

$$\sqrt{\frac{(p_1 - a_1)^2 + \dots + (p_n - a_n)^2}{(a_1 - \bar{a})^2 + \dots + (a_n - \bar{a})^2}}$$

4.4.8 Les mesures d'exactitude par classe

Ces valeurs se trouvent dans la partie "*Detailed Accuracy By Class*". Pour chaque classe, WEKA fournit cinq mesures. Pour une classe donnée, un classifieur, et un exemple, quatre cas peuvent se présenter :

- L'exemple est de cette classe, le classifieur ne se trompe pas : c'est un vrai positif.
- L'exemple est de cette classe, mais le classifieur se trompe : c'est un faux négatif.
- L'exemple n'est pas de cette classe, le classifieur s'est trompé : c'est faux positif.
- L'exemple n'est pas de cette classe, le classifieur l'a su : c'est un vrai négatif.

a) TP Rate

Rapport des vrais positifs. Il correspond à :

$$\frac{\text{NombreDeVraisPositifs}}{\text{NombreDeVraisPositifs} + \text{NombreDeFauxNégatifs}} = \frac{\text{NombreDeVraisPositifs}}{\text{NombreDExemplesDeCetteClasse}}$$

C'est donc le rapport entre le nombre de bien classé et le nombre total d'éléments qui devraient être bien classés.

b) FP Rate

Rapport des faux positifs. Il correspond, symétriquement à la définition précédente, à :

$$\frac{\text{NombreDeFauxPositifs}}{\text{NombreDeFauxPositifs} + \text{NombreDeVraisNégatifs}} = \frac{\text{NombreDeFauxPositifs}}{\text{NombreDExemplesPasDeCetteClasse}}$$

La donnée des taux TP Rate et FP Rate permet de reconstruire la matrice de confusion pour une classe donnée. Symétriquement, la matrice de confusion permet de calculer TP Rate et FP Rate. Les notions de Precision, Recall, et F-Measure se rencontrent plutôt dans le domaine de la classification de textes. Les algorithmes de classification de textes peuvent être utilisés pour trouver tous les articles susceptibles d'intéresser leur utilisateur. Il est alors important de savoir :

- Si tous les articles intéressants ont été trouvés, si on n'en a pas oublié.

- Si tous les articles proposés à l'utilisateur sont pertinents. Combien lui en a-t-on proposés qui en fait ne l'intéresseront pas ?

La première notion est couverte par Recall, et correspond aussi exactement à TP Rate. La seconde correspond à Precision. On souhaite parfois obtenir une mesure globale regroupant ces deux valeurs : on définit alors la F-Measure

c) Precision

C'est le rapport entre le nombre de vrais positifs et la somme des vrais positifs et des faux positifs. Une valeur de 1 exprime le fait que tous les exemples classés positifs l'étaient vraiment.

d) Recall

Un Recall de 1 signifie que tous les exemples positifs ont été trouvés.

e) F-Measure

Cette quantité permet de regrouper en un seul nombre les performances du classifieur (pour une classe donnée) pour ce qui concerne le Recall et la Precision :

$$F - Measure = \frac{2 \times Recall \times Precision}{Recall + Precision}$$

Les sections qui suivent présentent les résultats de l'évaluation de NORA à travers les différentes hypothèses de recherche.

Conclusion

Ce chapitre a permis de présenter les expérimentations menées pour valider NORA. Le chapitre suivant présente les résultats obtenus.

Chapitre 5 : Résultat des évaluations

Ce chapitre présente les résultats obtenus suite à l'évaluation des agents de NORA.

5.1 Les émotions et les ondes cérébrales

Dans cette hypothèse, nous souhaitons savoir s'il existe une relation entre les émotions et les ondes cérébrales. Plus précisément, nous voulons savoir si on peut prédire les émotions à partir des ondes cérébrales en utilisant des stimuli visuels. Cette évaluation a fait l'objet d'une publication dans la conférence internationale ICALT [Heraz *et al*, 2007].

5.1.1 Processus de l'évaluation

17 apprenants ont participé à cette évaluation. Ils étaient connectés à Pendant EEG pour permettre la capture de leurs ondes cérébrales pendant qu'ils regardaient des images aléatoires issues de la base IAPS. Il y avait 3 électrodes et leur placement fut déterminé conformément au système international 10-20 pour le placement des électrodes présenté au chapitre 3. Ils devaient indiquer leurs émotions parmi la liste présentée au tableau 2.3 et ce quand ils le jugent nécessaire (lorsque celle-ci à changé). La durée de l'évaluation pour chaque apprenant était d'environ 15 à 20 minutes. (Voir figure 5.1)

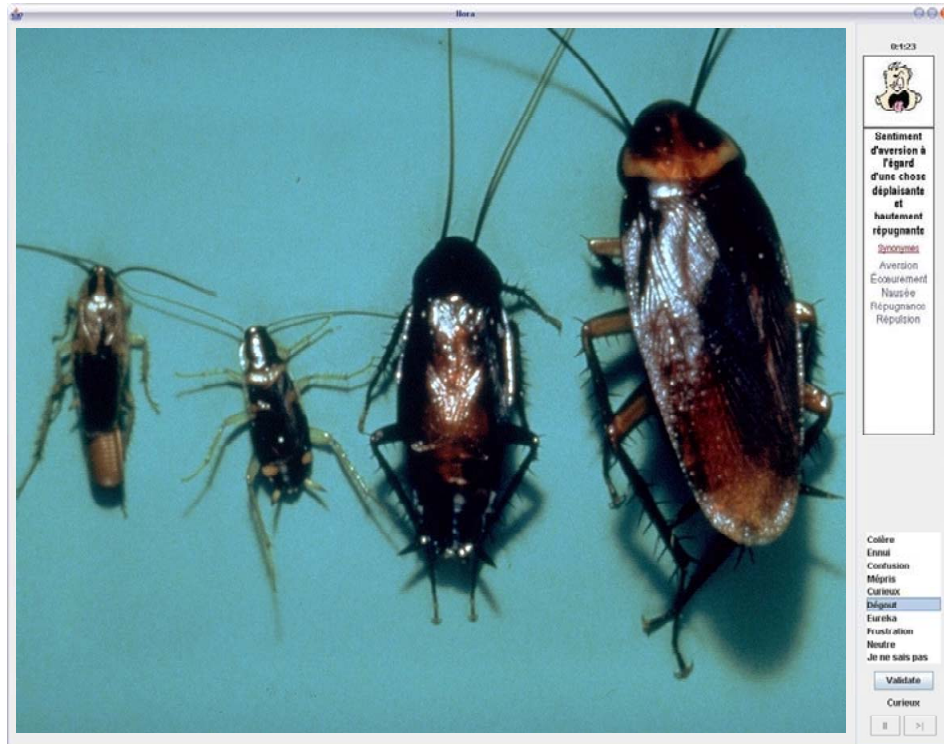


Figure 5.1 : Interface de collecte d'information sur les émotions

L'apprenant pouvait quitter à tout moment et transiter d'une image à une autre à tout moment aussi.

5.1.2 Données collectées

Dans une durée d'environ 300 minutes d'évaluation, il y a eu 32.317 enregistrements cérébraux. Pour une première analyse des données, nous avons fusionné les 3 bandes de fréquences beta1, beta2 et beta3 en une seule bande beta afin de réduire la complexité de la prédiction. On appelle enregistrement cérébral le vecteur suivant :

$$(w_{\delta}, w_{\theta}, w_{\alpha}, w_{\beta}, e)$$

Où $(w_\delta, w_\theta, w_\alpha, w_\beta) \in \mathbb{N}^4$ sont les 4 bandes de fréquences principales et e est l'émotion, $e \in \{Anger, Boredom, \dots, Frustration\}$.

Nous avons écarté de l'analyse statistique les deux émotions 'Neutre' et 'je ne sais pas'. Ce filtrage a réduit la taille de l'ensemble à 19663 enregistrements avec la répartition : 1746 instances de colère, 1294 d'ennui, 1500 de confusion, 754 de mépris, 4217 de curiosité, 3937 de dégoût, 5016 d'eureka et 1208 de frustration. Les amplitudes furent normalisées comme suit :

$$w_i = \frac{w_i - \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n w_{ik} \right)}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left(w_{ik} - \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n w_{ik} \right) \right)^2}}$$

Où $i \in (\delta, \theta, \alpha, \beta)$ et $n = 19663 \times 4$ est la taille de la base de données après filtrage.

5.1.3 Résultat des prédictions

La fonction de mappage pour déterminer l'émotion à partir des ondes cérébrales peut être définie comme suit:

$$f : (w_\delta, w_\theta, w_\alpha, w_\beta) \rightarrow e$$

Nous avons fait appel à plusieurs algorithmes d'apprentissage. Celui qui a donné le meilleur résultat est l'algorithme des k plus proches voisin (kNN). En effet, cet algorithme a l'avantage d'être robuste et efficace pour les larges collections de données et qui sont susceptibles au bruit. Dans WEKA, c'est l'algorithme IBK qui constitue une implémentation du kNN. L'ensemble des données fut subdivisé en deux parties: 70% pour l'entraînement et 30% pour le test. Pour déterminer la meilleure valeur de k, plusieurs entraînements ont été effectués. Les meilleurs résultats sont ceux pour k=1. Le meilleur résultat de prédiction est de l'ordre de 82.27% (Figure 5.2).

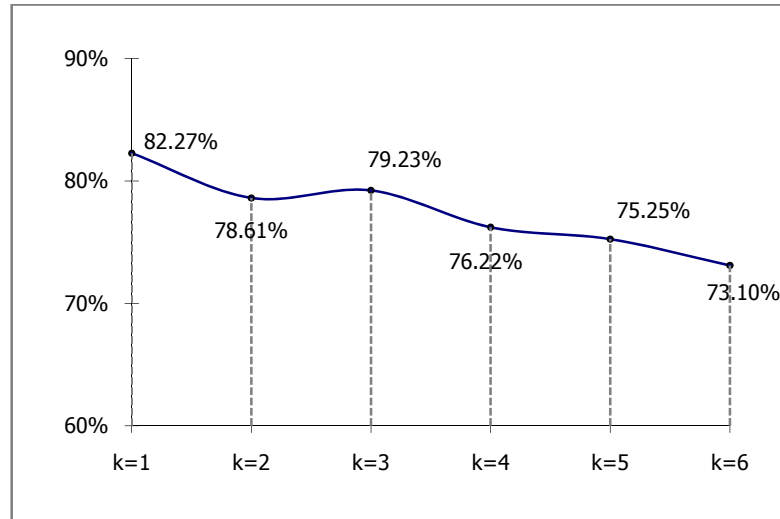


Figure 5.2 : Résultats pour les différentes valeurs de k

Le tableau 5.1 montre les détails de la précision par émotion:

Tableau 5.1 : Précision par émotion

Emotion	Precision	Recall	F-Measure
Anger	0.814	0.822	0.818
Boredom	0.8	0.796	0.798
Confusion	0.792	0.809	0.8
Contempt	0.798	0.787	0.792
Curious	0.814	0.817	0.816
Disgust	0.829	0.836	0.833
Eureka	0.84	0.831	0.835
Frustration	0.825	0.807	0.816

Precision varie entre 79.2% et 84%. Recall varie entre 78.7% et 82.2%. La performance (représentée par F-Mesure) varie entre 79.2% et 83.5%. Le coefficient Kappa est de l'ordre de 0.78 ce qui démontre un bon accord entre l'émotion prédite et l'émotion

réelle. Pour une meilleure estimation de la précision du modèle de prédiction, nous utilisons l'indicateur de Youden [Youden, 1961] qui donne plus de poids aux classes minoritaires. La formule de Youden est définie comme suit :

$$JIndex = Card(EL)^{-1} \sum_{e \in EL} Precision_e$$

Avec $Card(EL)=8$ est la dimension de la classe qui correspond à la cardinalité de l'ensemble des émotions. La valeur de l'indicateur de Youden $JIndex=81.2\%$ qui est très proche du pourcentage de prédiction ($81.2\% \cong 82.27\%$). Ceci signifie que la prédiction est bonne pour chacune des classes. Ceci peut être démontré par la matrice de confusion illustrée dans le tableau 5.2.

Tableau 5.2 : Matrice de confusion

Classifié dans	A	B	C	D	E	F	G	H
A:Anger	412	7	7	1	25	11	23	3
B:Boredom	8	318	5	0	18	12	19	7
C:Confusion	9	5	374	10	15	16	28	4
D:Contempt	8	0	5	166	11	12	9	0
E:Curious	13	25	23	10	1060	64	67	24
F:Disgust	18	12	18	6	52	976	72	13
G:Eureka	31	25	31	14	104	65	1262	9
H:Frustration	9	12	8	1	11	17	14	285

Les plus grandes valeurs se trouvent tout au long de la diagonal ce qui indique que la majorité des instances sont bien classées pour chaque émotion.

5.2 Les dimensions émotionnelles et les ondes cérébrales

Dans cette hypothèse, nous souhaitons savoir s'il existe une relation entre les dimensions émotionnelles et les ondes cérébrales. Plus précisément, nous voulons savoir si

on peut prédire les dimensions Plaisir, Dominance et Excitation à partir des ondes cérébrales en utilisant des stimuli visuels. Cette évaluation a fait l'objet d'une publication dans un Journal International [Heraz et Frasson, 2007]

5.2.1 Processus de l'évaluation

17 apprenants ont participé à cette évaluation. Ils étaient connectés à Pendant EEG pour permettre la capture de leurs ondes cérébrales pendant qu'ils regardaient des images aléatoires issues de la base IAPS. Ils devaient indiquer leurs dimensions émotionnelles et ce quand ils le jugent nécessaire (lorsque celle-ci a changé). La durée de l'évaluation pour chaque apprenant était d'environ 15 à 20 minutes. L'apprenant pouvait quitter à tout moment et transiter d'une image à une autre à tout moment aussi. La figure 5.3 montre un apprenant portant Pendant EEG.



Figure 5.3 : Une participante qui porte Pendant EEG

Étant donné que Pendant EEG est sans câble, l'apprenant se sent plus libre de ses mouvements. Il est aussi très facile à oublier rapidement étant donné son poids très léger.

5.2.2 Données collectées

Pour évaluer notre hypothèse, 31.599 enregistrements cérébraux ont été collectés. Chaque enregistrement correspond au vecteur ci-dessous :

$$(w_\delta, w_\theta, w_\alpha, w_\beta, P, A, D)$$

Où $(w_\delta, w_\theta, w_\alpha, w_\beta) \in \mathbb{N}^4$ sont les amplitudes correspondant aux 4 bandes de fréquences principales et $(P, A, D) \in \{1, \dots, 9\}^3$ sont les valeurs des dimensions Plaisir, Excitation et Dominance. Les amplitudes ont été normalisées selon la même formule décrite dans la section précédente, c'est à dire :

$$w_i = \frac{w_i - \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n w_{ik} \right)}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left(w_{ik} - \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n w_{ik} \right) \right)^2}}$$

Les valeurs des dimensions Plaisir, Excitation et Dominance sont discrètes et varient de 1 à 9 avec un pas de 0.5. $PAD \in \{1, 1.5, 2, 2.5, \dots, 8.5, 9\}^3$. Le tableau 5.3 montre la distribution des données collectées par dimension et selon la valeur de la dimension.

Tableau 5.3 : Distribution des données collectées par classe

Classe	Plaisir (P)		Excitation (A)		Dominance (D)	
{1, 1.5}	1349	04%	71	01%	--	--
{2, 2.5}	4528	14%	1825	06%	778	02%
{3, 3.5}	4393	15%	5345	17%	5519	17%
{4, 4.5}	3546	11%	8479	26%	5779	19%
{5, 5.5}	5458	17%	9893	31%	11124	35%
{6, 6.5}	6292	20%	5412	17%	8018	26%
{7, 7.5}	5523	17%	574	02%	381	01%
{8, 8.5, 9}	510	02%	--	--	--	--

Nous avons supprimée les classes {1, 1.5, 8, 8.5, 9} à cause du faible taux des observations. En effet, les taux respectifs sont (p = 4%; a=1%; d=0%) pour les classes {1, 1.5, 8, 8.5, 9} et (p=2%; a=0%; d=0%) pour {1, 1.5, 8, 8.5, 9}. Ce traitement a réduit la taille de l'ensemble des observations pour les dimensions Plaisir et Excitation : 29740 instances pour la dimension Plaisir et 31528 pour Excitation. L'ensemble n'a pas été réduit pour la dimension Dominance car les observations sont nulles pour les {1, 1.5, 8, 8.5, 9}.

5.2.3 Corrélation avec les dimensions émotionnelles

Les résultats préliminaires démontrent une corrélation significative entre les ondes cérébrales et chacune des trois dimensions émotionnelles : Plaisir, Excitation et Dominance.

Pour étudier ces corrélations, nous avons utilisé le coefficient de corrélation de Spearman. Il constitue, dans notre cas, une alternative au coefficient de corrélation de Pearson car les variables sont qualitatives. La valeur du coefficient de corrélation de Spearman varie entre -1 (classements inverses) et 1 (classements identiques), la valeur zéro indique que les deux classes n'ont vraiment rien à voir l'une avec l'autre. Les résultats sont présentés au tableau 5.4

Tableau 5.4 : Résultat des corrélations

Ondes	Plaisir	Excitation	Dominance
Delta	-,026**	-,005	-,024**
Theta	-,006	,035**	-,031**
Alpha	,005	-,037**	,015**
Beta	-,041**	,026**	-,055**

* significant at $p < ,05$. ** significant at $p < ,01$

Le degré de liberté désigne le nombre de valeurs aléatoires qui ne peuvent être déterminées ou fixées par une équation. Dans notre cas, le degré de liberté est très grand (la taille de l'ensemble des données collectés). Sachant cela, nous pouvons dire que les résultats des corrélations présentées dans le tableau 5.5 sont faibles mais significatifs. L'onde Delta est inversement corrélée avec les dimensions Plaisir et Dominance. L'onde Thêta est corrélée avec la dimension Excitation et inversement corrélée avec la dimension Dominance. L'onde alpha possède également une corrélation faible mais significative avec la dimension Dominance et elle est inversement corrélée avec la dimension Excitation. L'onde Beta corrèle inversement avec les dimensions Plaisir et Dominance et positivement avec la dimension Excitation.

5.2.4 Résultat des prédictions

Plusieurs techniques d'apprentissage machine furent utilisées. Globalement, les résultats démontrent une relation significative entre les ondes cérébrales et les dimensions émotionnelles Plaisir, Excitation et Dominance. Nous avons décidé d'accepter la vraisemblance d'une hypothèse pour toute p-value : $p < .05$.

Dans nos modèles statistiques, nous avons utilisé l'analyse par régression multiple pour évaluer la relation entre les prédicteurs qui sont les ondes cérébrales et une variable dépendant qui consiste en chacune des dimensions émotionnelles.

L'analyse des variances (ANOVA) pour chacune des dimensions est présentée dans les sections suivantes :

a) La dimension Plaisir

Les résultats d'analyse par régression multiple sont présentés dans le tableau 5.5. Le test ANOVA révèle une valeur significative pour F-Statistic = 21.67 ($p=0.000$), ce qui signifie que l'utilisation du modèle de prédiction est acceptable avec les poids β -weights de -0.014, -0.007, 0.012 et -0.048 respectivement pour les ondes cérébrales delta, thêta, alpha

et beta. Seulement 0.3% de la variation du plaisir est expliquée par le modèle ($R^2_{adj} = 0.003$).

Tableau 5.5 : Coefficient pour prédire la dimension Plaisir

Model	Unstandardized		Standard. Coeff.	t	Sig.
	B	Std. Error	beta		
Constant	4.99	0.026		193.967	0.000
Delta	-0.041	0.017	-0.014	-2.416	0.016
Theta	-0.022	0.017	-0.007	-1.314	0.189
Alpha	0.033	0.016	0.012	2.041	0.041
Beta	-0.122	0.014	-0.048	-8.424	0.000

Les ondes Thêta ne contribuent pas significativement dans le modèle ($p=0.189$), ce qui n'est pas le cas des ondes Beta qui y contribuent largement avec une valeur maximale du coefficient de standardisation absolu $|-0.048|$.

b) La dimension Excitation

Les résultats d'analyse par régression multiple sont présentés dans le tableau 5.6. Le test ANOVA révèle une valeur significative pour F-Statistic = 44.16 ($p=0.000$), ce qui signifie que l'utilisation du modèle de prédiction est acceptable avec les poids β -weights de -0.018, 0.110, -0.082 et 0.033 respectivement pour les ondes cérébrales delta, thêta, alpha et beta. Seulement 0.5% de la variation de Excitation est expliquée par le modèle ($R^2_{adj} = 0.005$).

Tableau 5.6 : Coefficient pour prédire la dimension Excitation

Model	Unstandardized		Standard. Coeff.	t	Sig.
	B	Std. Error	beta		
Constant	4.63	0.016		284.401	0.000
Delta	-0.08	0.011	-0.009	-1.657	0.097
Theta	0.110	0.011	0.059	10.438	0.000
Alpha	-0.082	0.010	-0.045	-7.925	0.000
Beta	0.033	0.009	0.020	3.601	0.000

Les deux plus grandes valeurs absolues du coefficient de standardisation sont $|0.059|$ et $|-0.045|$ ce qui signifie que, respectivement, Thêta et Alpha contribuent plus au modèle que les autres ondes cérébrales dans la prédiction de la dimension Excitation.

c) La dimension Dominance

Les résultats d'analyse par régression multiple sont présentés dans le tableau 5.7. Le test ANOVA révèle une valeur significative pour F-Statistic = 36.67 ($p=0.000$), ce qui signifie que l'utilisation du modèle de prédiction est acceptable avec les poids β -weights de -0.020, -0.040, 0.046 et -0.086 respectivement pour les ondes cérébrales delta, thêta, alpha et beta. Seulement 0.3% de la variation de Dominance est expliquée par le modèle ($R^2_{adj} = 0.003$).

Tableau 5.7 : Coefficient of the regression line to predict Dominance

Model	Unstandardized		Standard. Coeff.	t	Sig.
	B	Std. Error	beta		
Constant	5.01	0.015		326.529	0.000
Delta	-0.020	0.010	-0.012	-2.033	0.042
Theta	-0.040	0.010	-0.023	-4.008	0.000
Alpha	0.046	0.010	0.027	4.728	0.000
Beta	-0.086	0.009	-0.057	-10.036	0.000

Les ondes Delta ne contribuent pas significativement dans le modèle ($p=0.042$), ce qui n'est pas le cas des ondes Beta qui y contribuent largement avec une valeur maximale du coefficient de standardisation absolu $|-0.057|$.

L'application de la régression multiple a produit des modèles significatifs pour chacune des dimensions émotionnelles Plaisir, Excitation et Dominance. Le résultat des classifications des dimensions émotionnelles à partir des ondes cérébrales sont présentées dans les sections suivantes :

5.2.5 Classification des dimensions émotionnelles

La fonction de mappage pour déterminer la valeur d'une dimension émotionnelle à partir des ondes cérébrales peut être définie comme suit :

$$f : (w_{\delta}, w_{\theta}, w_{\alpha}, w_{\beta}) \rightarrow (P, A, D)$$

Les algorithmes de classification qui ont été testés sont : les k plus proches voisins, les arbres de décision, l'algorithme de Bagging et la classification par régression. Plusieurs autres algorithmes ont été testés mais très peu ont donné de bons résultats. Le tableau 5.8 montre les résultats obtenus. La technique utilisée pour répartir entre les instances du test et celles de l'entraînement est la k-fold cross-validation (avec $k = 10$). Dans cette technique,

l'ensemble des données (N) est divisé en k sous-ensemble avec une taille approximative égale à (N/k). Chaque classifieur est entraîné sur les (k-1) sous ensemble et l'évaluation se fait sur le sous-ensemble restant. La précision est mesurée et le processus est répété (k) fois. La précision globale correspond à la moyenne des précisions des k entraînements.

Tableau 5.8 : Meilleurs résultats

Algorithme	Classification Accuracy % (kappa statistic)		
	Plaisir (P)	Excitation (A)	Dominance (D)
Nearest Neighbor	73.55 (0.71)	74.86 (0.72)	75.16 (0.71)
J48 Decision tree	66.33 (0.64)	68.51 (0.64)	68.92 (0.64)
Bagging	74.66 (0.72)	74.79 (0.71)	75.29 (0.71)
Classification via regression	59.01 (0.55)	58.54 (0.53)	58.93 (0.52)

Les algorithmes présentés dans le tableau précédent sont bons pour prédire les valeurs de chacune des dimensions émotionnelles : Plaisir, Excitation et Dominance. La précision varie entre 58.54% à 75.16%. Le coefficient Kappa est de l'ordre de 0.53 pour l'algorithme Classification par régression et entre 0.64 et 0.72 pour les autres algorithmes. Ceci démontre un bon accord entre la valeur prédite de la dimension émotionnelle et sa valeur réelle. Pour prédire les 3 dimensions, les meilleurs résultats sont donnés par les algorithmes : le plus proche voisin et le Bagging ($\cong 74\%$ pour Plaisir et Excitation et $\cong 75\%$ pour Dominance) avec un coefficient Kappa de ($\cong .71$), ce qui constitue un bon résultat. Les résultats de la prédiction par classe pour l'algorithme du plus proche voisin sont présentés au tableau 5.9.

Tableau 5.9 : Précision par classe et par dimension PAD

Classes	Precision			Recall			F-Mesure		
	P	A	D	P	A	D	P	A	D
2	0.74	0.71	0.71	0.77	0.73	0.74	0.75	0.72	0.73
2.5	0.73	0.70	0.63	0.75	0.74	0.69	0.74	0.72	0.66
3	0.74	0.71	0.74	0.75	0.74	0.78	0.75	0.72	0.76
3.5	0.71	0.72	0.74	0.72	0.74	0.75	0.72	0.73	0.75
4	0.72	0.76	0.74	0.73	0.77	0.76	0.72	0.76	0.75
4.5	0.72	0.77	0.74	0.72	0.77	0.75	0.72	0.77	0.74
5	0.75	0.76	0.77	0.76	0.76	0.77	0.75	0.76	0.77
5.5	0.69	0.78	0.77	0.69	0.76	0.76	0.69	0.77	0.76
6	0.73	0.76	0.77	0.70	0.73	0.75	0.72	0.75	0.76
6.5	0.78	0.74	0.72	0.76	0.72	0.69	0.77	0.73	0.70
7	0.75	0.69	0.72	0.73	0.66	0.69	0.74	0.67	0.71
7.5	0.76	--	0.83	0.72	--	0.79	0.74	--	0.81

La figure 5.4 illustre les détails des précisions pour chacune des dimensions par classe selon le résultat obtenu par l'application de l'algorithme du plus proche voisin.

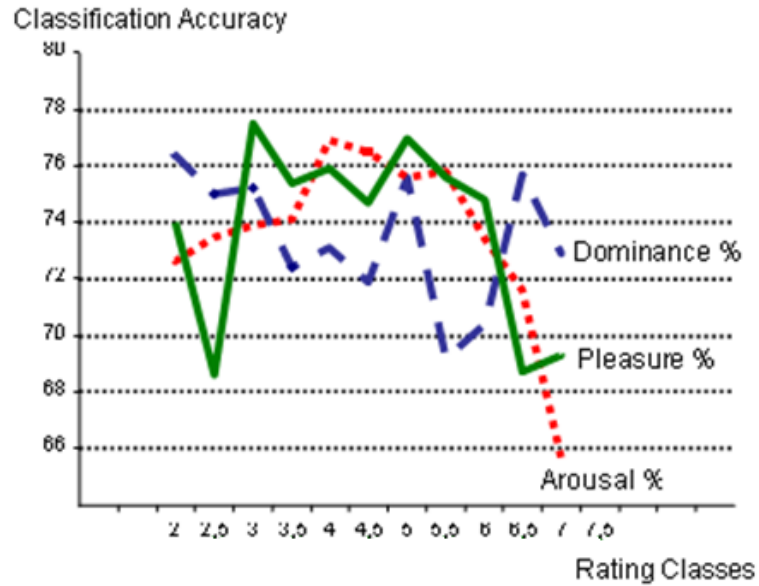


Figure 5.4 : Précision par classe selon l’algorithme kNN

Pour une meilleure estimation de la précision du modèle de prédiction produit par l’algorithme du plus proche voisin, nous utilisons l’indicateur de Youden [Youden, 1961] qui donne plus de poids aux classes minoritaires. La valeur du JIndex pour chaque dimension est : $JIndex(P, A, D) = (73.5\%, 74.6\%, 74\%)$. Ces précisions sont proches des prédictions présentées dans le tableau 3.9 (73.55%, 74.86% and 75.16%). Ceci démontre que la prédiction de chacune des classes pour chacune des dimensions en appliquant l’algorithme du plus proche voisin est bonne.

5.3 Le traçage des transitions émotionnelles

Dans cette hypothèse, nous souhaitons construire un modèle de traçage en mesurant les ondes cérébrales pour mieux comprendre la transition entre les émotions, les stimuli qui les provoquent et leurs durées. Cette évaluation a fait l’objet d’une publication dans la conférence internationale ITS [Heraz *et al*, 2008].

5.3.1 Processus de l'évaluation

17 apprenants ont participé à cette évaluation. Ils étaient connectés à un EEG pendant pour permettre la capture de leurs ondes cérébrales pendant qu'ils regardaient des images aléatoires issues de la base IAPS. Ils devaient indiquer leurs émotions lorsqu'ils le jugent nécessaire (lorsque celle-ci a changé). La durée de l'évaluation pour chaque apprenant était d'environ 15 à 20 minutes. L'apprenant pouvait quitter à tout moment et transiter d'une image à une autre à tout moment aussi.

Les images de la base IAPS ont été catégorisées selon l'étude de Mickels (2005). Cette étude a démontré que chacune des images de la base IAPS avait le potentiel d'induire un certain type d'émotion. Les catégories d'images trouvées par cette étude sont illustrées dans le tableau 5.10

Tableau 5.10 : Catégories de Mikel pour les images IAPS

Catégorie	Description
A	Anger
D	Disgust
F	Fear
U	Undifferentiated
S	Sadness
Am	Amusement
Aw	Awe
C	Contentment
U	Undifferentiated
†	Pictures that are outside two standard deviations from the overall mean and may thus be blends of positive and negative emotions.

5.3.2 Données collectées

Les données collectées ont été filtrées et traitées. Il y avait 30.551 enregistrements dans la base initiale. Ces enregistrements contenaient un identifiant ID pour l'utilisateur, le code CODIM de l'image exposée, l'émotion de l'apprenant et l'heure de l'enregistrement (au format *hh:mm:ss*). Le premier traitement appliqué à la base de données était d'extraire les transitions entre une émotion e_t à une émotion $e_{t+\Delta}$ sachant une catégorie d'image PictureCat et une durée de temps Δt . Nous avons supprimé les instances dont Δt était nul ou supérieure à 50 secondes. La figure 5.5 montre la distribution des instances générées et filtrées selon leurs durées de temps.

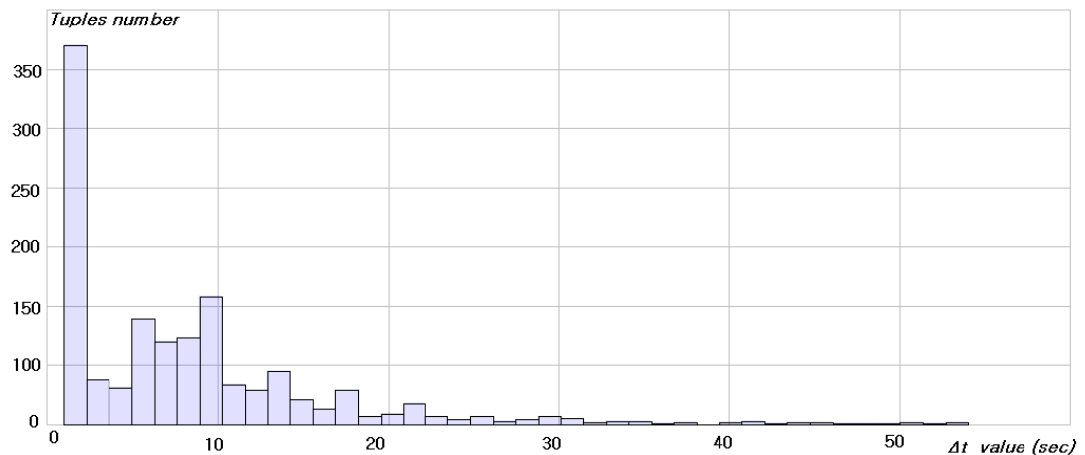


Figure 5.5 : Distribution des instances par Δt .

On peut observer que la plupart des transitions entre les émotions sont de l'ordre d'une dizaine de secondes.

Par ailleurs, nous avons aussi supprimé les instances dont la catégorie d'image est inférieure à 6 car cette valeur est insignifiante par rapport à la fréquence d'observation des autres catégories d'images (figure 5.6). La catégorie la plus observées dans la base de données était U (Undifferentiated) qui est 4 fois plus fréquente que la catégorie S

(Sadness), qui est la deuxième plus fréquente. Ceci dit, comme les images de la catégorie U semblent être la cause de la transition à partir de l'émotion dégoût à une autre, nous avons gardé cette catégorie dans notre ensemble de données.

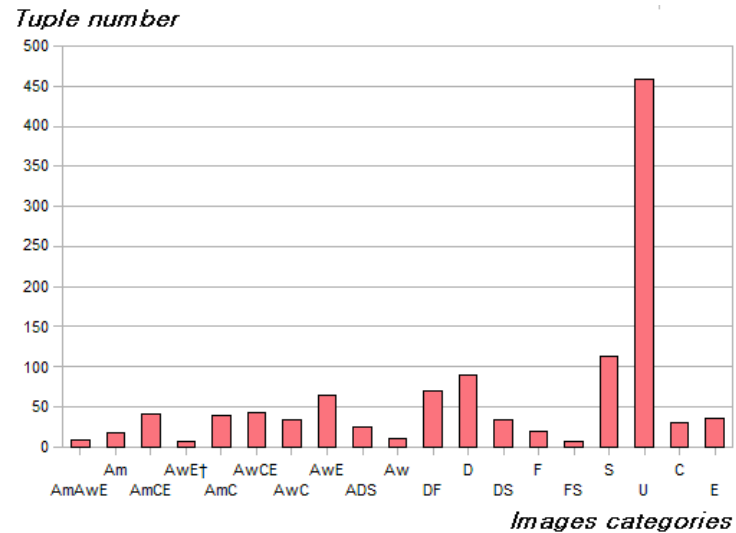


Figure 5.6 : Répartition des instances par catégorie d'images.

Les figures 5.7 (a) et (b) montrent respectivement la répartition des instances selon l'émotion e_t et l'émotion $e_{t+\Delta}$. Les deux histogrammes montrent des fréquences significatives pour toutes les émotions.

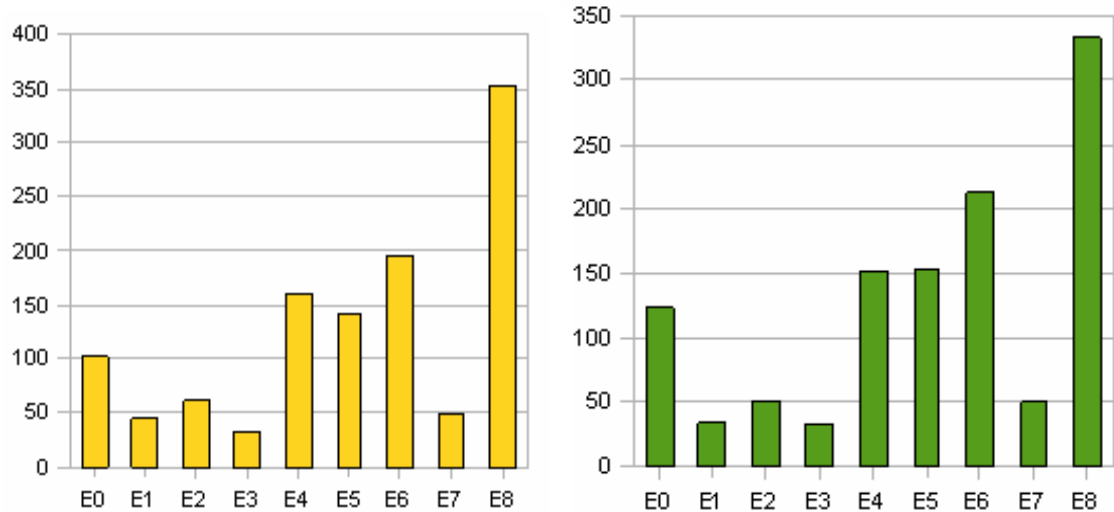


Figure 5.7 : Répartition des instances selon l'émotion e_t et $e_{t+\Delta t}$

5.3.3 Résultats de prédiction

La fonction de mappage pour déterminer une transition entre deux émotions sachant la durée de temps et la catégorie de l'image (qui représente le stimulus) peut être définie par la fonction suivante :

$$f : (e_t, \Delta t, pictureCat) \rightarrow e_{t+\Delta t}$$

Les algorithmes de classification testés sont : Random Forest, Rule Learner et deux variantes de l'algorithme arbres de décision (J48 et CHAD). Le tableau 5.11 montre les résultats obtenus. La technique utilisée pour répartir entre les instances du test et celles de l'entraînement est la k-fold cross-validation (avec $k = 10$). Dans cette technique, l'ensemble des données (N) est divisé en k sous-ensemble avec une taille approximative égale à (N/k) . Chaque classifieur est entraîné sur les $(k-1)$ sous ensemble et l'évaluation se fait sur le sous-ensemble restant. La précision est mesurée et le processus est répété (k) fois. La précision globale correspond à la moyenne des précisions des k entraînements.

Tableau 5.11 : Meilleurs algorithmes de prédiction

Algorithme	Précision	Kappa Statistic
J48, Decision tree	63.11% +/- 3.12%	0.534 +/- 0.038
Random Forest	63.12% +/- 5.72%	0.532 +/- 0.079
CHAID, Decison tree	62.85% +/- 4.21%	0.529 +/- 0.057
Rule learner	60.85% +/- 3.88%	0.508 +/- 0.055

Le résultat de prédiction pour les différents classifieurs est bon. Les précisions varient entre 60.85% (+/- 3.88%) à 63.12% (+/- 3.12%). Le coefficient Kappa est acceptable. Le résultat de la classification par classe pour l'algorithme Arbre de décision J48 est présenté par la matrice de confusion au tableau 5.12.

Tableau 5.12 : Matrice de confusion

Classifié dans	C0	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	Précision
P0	75	1	5	3	11	9	11	4	13	56.82%
P1	0	19	0	0	0	0	0	0	0	100.00%
P2	3	1	26	0	3	3	2	2	4	59.09%
P3	0	0	0	14	1	0	0	0	1	87.50%
P4	1	3	1	2	79	5	18	3	21	59.40%
P5	1	0	3	0	1	74	3	0	7	83.15%
P6	4	6	7	6	12	6	114	2	8	69.09%
P7	0	0	0	0	1	0	1	23	0	92.00%
P8	19	16	19	7	53	46	48	15	298	56.89%

La figure 5.8 illustre l'arbre des transitions obtenu par l'arbre de décision J48.

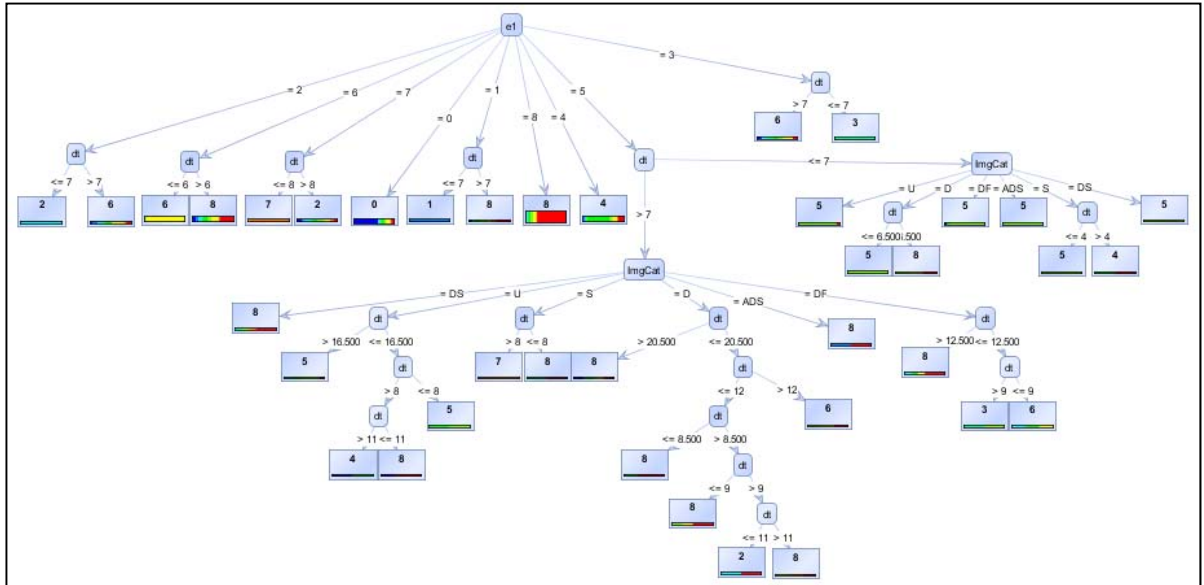


Figure 5.8 : Traçage des transitions entre les émotions.

On peut observer que la durée moyenne d'une émotion varie entre 6 et 9 secondes. La figure 5.9 est un agrandissement du sous-arbre le plus complexe et qui concerne les transitions à partir de l'émotion dégoût.

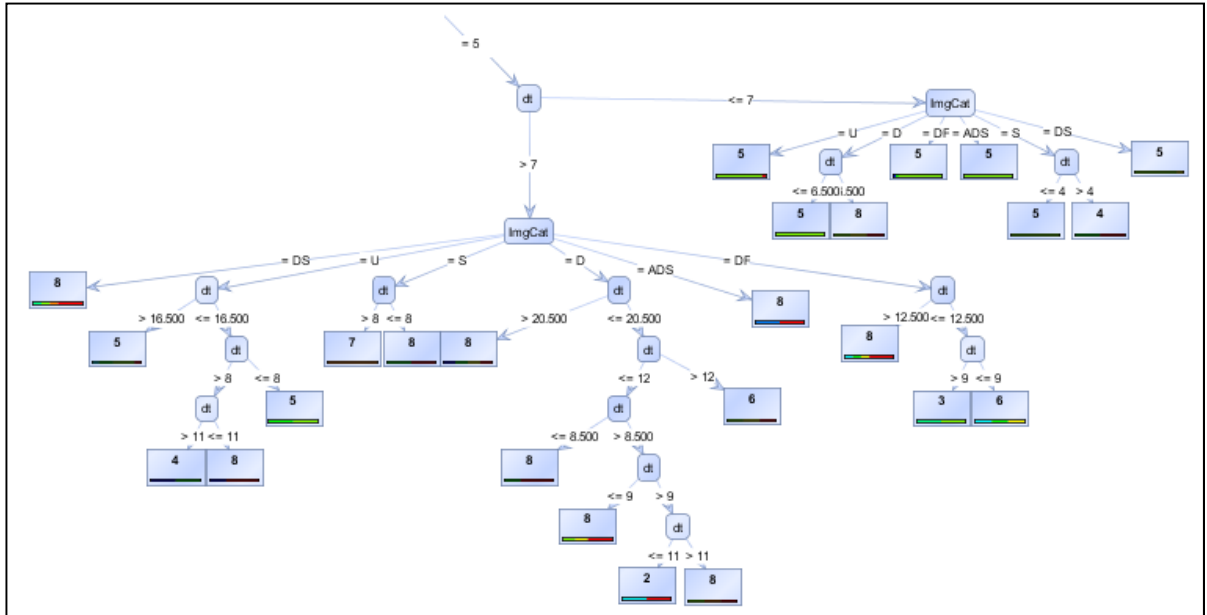


Figure 5.9 : L'arbre de transitions à partir de l'émotion dégoût.

On peut observer que catégorie de l'image est un paramètre significatif dans les transitions à partir de l'émotion dégoût. Il semblerait que pour les autres émotions, le temps est le seul paramètre qui a vraiment une importance dans les transitions.

5.4 Le rythme de la lecturabilité et les ondes cérébrales

Dans cette hypothèse, nous souhaitons savoir si le changement du rythme de la lecturabilité peut influencer les ondes cérébrales. Plus précisément, nous voulons savoir si on peut prédire le rythme d'une lecturabilité à partir des ondes cérébrales sachant le rythme de lecturabilité usuelle de l'apprenant. Cette évaluation a fait l'objet d'une acceptation de publication dans la conférence internationale FLAIRS [Heraz et Frasson, 2008]

5.4.1 Processus de l'évaluation

24 apprenants ont participé à cette évaluation. Ils étaient connectés à l'ordinateur pendant l'EEG pour permettre la capture de leurs ondes cérébrales pendant qu'ils lisaient des textes. Ils étaient répartis en 3 groupes :

- Pour le premier groupe, le texte s'affichait d'un bloc. C'est le groupe témoin.
- Pour le second groupe, le texte s'affichait selon un rythme R1 et les participants étaient contraints à lire au même rythme d'affichage R1.
- Pour le troisième groupe, le texte s'affichait selon un rythme R2 et les participants étaient contraints à lire au même rythme d'affichage R2

Il y avait en tout 7 textes dont la taille variait de 200 à 300 mots. Nous avons demandé aux participants de lire les textes attentivement et essayer d'en retenir le maximum d'information. La figure 5.10 montre l'interface qui affiche un des textes :

Un architecte installe un pont de papier sur une rivière française

L'architecte japonais Shigeru Ban a inauguré vendredi un «pont de papier» que pourront emprunter jusqu'à 20 personnes à la fois, grâce à la solidité des tubes de carton qui le composent, à côté du Pont-du-Gard, célèbre aqueduc romain dans le sud-est de la France.

«C'est un contraste très intéressant: le pont romain en pierres et le pont de papier. Le papier aussi peut être permanent, avoir de la force et de la durée, il faut se débarrasser de ses préjugés» explique à l'AFP Shigeru Ban, qui réalise là une première mondiale avec ce matériau simple et recyclable dont il s'est fait une spécialité. «La forme s'inspire du Pont du Gard», avec une portée de 20 mètres comme une arche du niveau inférieur du pont antique classé au Patrimoine mondial, ajoute l'architecte.

Né en 1957 à Tokyo, il est connu pour ses abris en carton destinés aux sinistrés de séismes au Japon, en Turquie ou en Inde ou bien aux réfugiés du Rwanda. En France, il est maître d'oeuvre, avec Jean de Gastines, du Centre Pompidou de Metz, en bois, béton, acier et verre (qui doit ouvrir en 2008).

«Un pont, c'était l'un de mêmes rêves», poursuit-il en remerciant la vingtaine d'étudiants de l'École nationale supérieure d'architecture de Montpellier (sud de la France) qui ont réalisé avec trois étudiants du Japon le montage en un mois, dans le cadre de leur stage ouvrier. Son pont, à 500 mètres du pont romain, enjambe le Gardon jusqu'à une petite île où se prélassent les baigneurs. Il sera ouvert au public à partir de lundi dans le cadre d'une exposition jusqu'au 16 septembre. Il sera ensuite démonté jusqu'après la saison des crues puis reconstruit pour «devenir un élément de la visite», dit le directeur du site Bernard Pouverel.

Des essais avec 1,5 tonne d'eau dans des ballons ont testé sa solidité, explique Marc Ferrand, assistant de Shigeru Ban qui a supervisé l'installation. Cette «structure en papier contreventée et post-tendue» pèse 7,5 tonnes, avec 281 tubes de carton d'un diamètre de 11,5 cm et d'une épaisseur de 11,9 mm contenant chacun une tige filetée. Les marches sont constituées d'un matériau en papier et plastique recyclés et les fondations de caisses en bois pleines de sable et galets trouvés sur place, afin de permettre un démontage rapide et aussi parce que «de ciment est très difficile à recycler», souligne Shigeru Ban.

État Émotionnel

Emotion

Plaisir

Excitation

Dominance

Lectures

0:2:45

II >

Figure 5.10 : Interface d'un affichage rythmé du texte

On peut remarquer que l'apprenant pouvait indiquer son état émotionnel et ses dimensions émotionnelles en cliquant sur les icônes alignées à droite. Il peut aussi faire une pause et passer au texte suivant.

5.4.2 Données collectées

Pendant 2 semaines sur un total d'environ 30 heures, 89.889 enregistrements ont été collectés. Pendant l'expérimentation, deux apprenants ont été écartés à cause de leurs difficultés à comprendre le français, de l'extrême lenteur de leurs rythmes de lecturabilité

comparées aux autres participants et de leur mauvaise compréhension des instructions. La taille de l'ensemble collecté a donc été réduite à 85.567 enregistrements dans la base de données.

La figure 5.11 montre la répartition des enregistrements cérébraux sur les 3 groupes. Le premier groupe contient 35% des enregistrements, le second contient 45% et le troisième groupe comprend 20% des enregistrements.

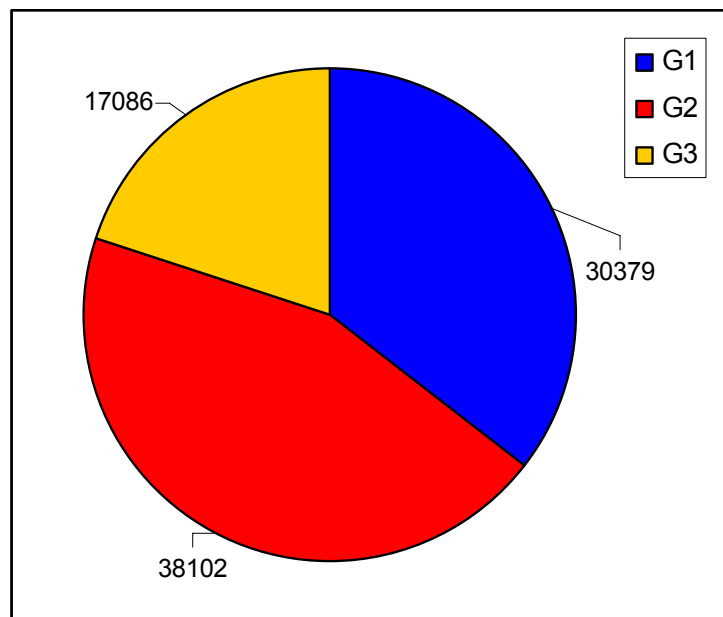


Figure 5.11 : Répartition des instances par groupe

La figure 5.12 montre la fréquence des dominances des différentes ondes cérébrales dans l'ensemble des données collectées.

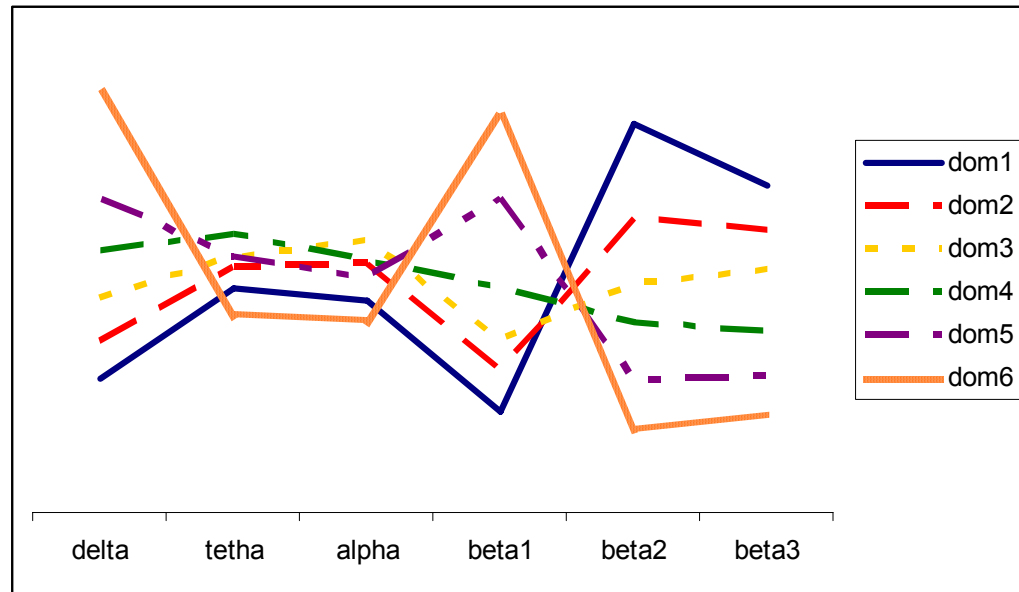


Figure 5.12 : Ordre de dominance des ondes cérébrales

Comme nous pouvons le constater, l'onde beta2 est celle qui est la plus fréquente parmi les ondes de première dominance (ce qui est normal, car les apprenant étaient éveillés et plus au moins concentrés sur leur tâche). Les autres ondes qui peuvent être en première dominance sont : beta3, thêta, alpha, delta and beta1.

- L'ordre des fréquences qui dominant en 2^e position est : (beta2, beta3, alpha, thêta, delta and beta2).
- L'ordre des fréquences qui dominant en 3^e position est (alpha, thêta, beta3, delta, beta2, and beta1).
- L'ordre des fréquences qui dominant en 4^e position est (thêta, delta, alpha, beta1, beta2, beta3)
- L'ordre des fréquences qui dominant en 5^e position est (thêta, delta, alpha, beta1, beta2, and beta3)

- L'ordre des fréquences qui dominant en 6^e position est (delta, beta1, thêta, alpha, beta3, and beta2)

5.4.3 Résultat du clustering

Nous avons utilisé l'algorithme k-means pour le clustering (l'apprentissage non supervise). Cet algorithme utilise la mesure euclidienne pour mesurer la distance entre les instances et les clusters. Nous avons indiqué à l'algorithme le nombre de clusters que nous souhaitons obtenir (3) en espérant que les clusters générés seront les 3 groupes d'apprenants. Le tableau 5.13 montre les résultats obtenus. Nous pouvons voir le centroïde de chaque cluster qui comprend les valeurs moyennes du vecteur qui caractérise le cluster. Par exemple le centroïde du cluster 1 est (dom1 = beta3; dom2, dom3 = beta2; dom4 = thêta; dom5 = delta; dom6 = beta1; Groupe = 2).

Tableau 5.13 : Centroïdes des clusters

	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
dom1	Beta3	beta2	beta2
dom2	beta2	Beta2	beta3
dom3	beta2	alpha	theta
dom4	Theta	beta3	delta
dom5	Delta	theta	beta1
dom6	beta1	delta	alpha
Groupe	Group 2	Group 1	Group 3

La figure 5.13 montre une comparaison entre le nombre d'instances pour chaque groupe avant et après le clustering.



Figure 5.13 : Les groupes avant et après le clustering.

Comme nous pouvons voir dans la figure 5.17 et sachant la répartition initiale des instances via les groupes, la taille prédite est très similaire et les centroïdes se distinguent chacun par un groupe. La répartition initiale des instances via les groupes était (G1=35%, G2=45%; G3=20%). La répartition des instances après le clustering était (G1=32%, G2=50%, G3=18%).

5.4.4 Résultat de la classification

Nous avons appliqué des classifieurs supervisés pour voir si l'on pouvait prédire le groupe de l'apprenant sachant ses dominances cérébrales et son rythme usuel de lecturabilité. Pour ce faire, nous avons défini la fonction de mappage suivante :

$$f(dom_1, dom_2, dom_3, dom_4, dom_5, dom_6, ulS) \rightarrow GROUF$$

Sachant que : *ulS* est le rythme usuel de lecturabilité. Il fût mesuré au moment de l'inscription de l'apprenant. C'est une valeur discrète allant de 1 à 7. Ces valeurs

représentent les rythmes de lecturabilité des apprenants calculés après avoir l'enregistrement des rythmes de tous les apprenants.

Les algorithmes de classification testés sont : Bagging, Random Forest, Nearest Neighbour, Decision Tree, Regression, AODE et Naïve Bayes. Le tableau 5.14 montre les résultats obtenus. La technique utilisée pour répartir entre les instances du test et celles de l'entraînement est la k-fold cross-validation (avec $k = 10$). Dans cette technique, l'ensemble des données (N) est divisé en k sous-ensemble avec une taille approximative égale à (N/k) . Chaque classifieur est entraîné sur les $(k-1)$ sous ensemble et l'évaluation se fait sur le sous-ensemble restant. La précision est mesurée et le processus est répété (k) fois. La précision globale correspond à la moyenne des précisions des k entraînements.

Tableau 5.14 : Meilleure précisions

Algorithme	Précision	Kappa Statistic
Naïve Bayes	78.7570	0.6432
AODE	79.1824	0.6514
Regression	83.1699	0.7266
Decision Tree	83.3616	0.7301
Nearest Neighbour	84.0219	0.7429
Random Forest	84.1843	0.7462
Bagging	92.2178	0.9002

Comme nous pouvons le constater, les résultats de prédiction sont bons. Les précisions varient entre 78.75% à 92.21%. Le coefficient Kappa est très bon aussi.

Pour l'algorithme Random Forest, le détail des classifications par classe est présenté au tableau 5.15.

Tableau 5.15 : Détails des précisions par classe

TPRate	FPRate	Precision	Recall	F-Measure	Class
0.920	0.087	0.854	0.920	0.885	1
0.949	0.102	0.882	0.949	0.914	2
0.464	0.057	0.671	0.464	0.549	3

Pour une meilleure estimation de la précision du modèle de prédiction produit par l'algorithme du plus proche voisin, nous utilisons l'indicateur de Youden [Youden, 1961] qui donne plus de poids aux classes minoritaires. La valeur du JIndex est 80.23%. Bien que cette valeur soit inférieure à la précision globale de l'algorithme (84.18%), elle demeure néanmoins une bonne prédiction qui signifie que chacune des classes est prédite avec une bonne précision. La matrice de confusion illustrée dans le tableau 5.16 le démontre bien.

Tableau 5.16 : Matrice de confusion

	A	B	C	Classifié dans
A	27942	326	2111	A = 1
B	156	36160	1786	B = 2
C	4639	4515	7932	C = 3

Nous pouvons observer que la diagonale de la matrice comporte la majorité des classifications, ce qui signifie que pour chacun des classes, la précision de la prédiction fut acceptable.

5.5 L'apprentissage et les dominances cérébrales

Dans cette hypothèse, nous souhaitons valider le modèle ADOC décrit dans la section 3.6.3 du chapitre 3. Les données nécessaires à l'évaluation de ce modèle sont issues

des expérimentations précédentes. Ceci a fait l'objet de la soumission d'un article à la conférence FLAIRS 2010 (en cours).

5.5.1 Processus de l'évaluation

Cette évaluation est la suite de l'expérimentation décrite dans la section 5.4.1. Les 24 apprenants ont participé le lendemain à une évaluation des connaissances qu'ils avaient acquis la veille. Ils étaient connectés à Pendant EEG pour permettre la capture de leurs ondes cérébrales pendant qu'ils répondaient à des questions à choix multiple. La figure 5.14 montre l'interface du questionnaire :

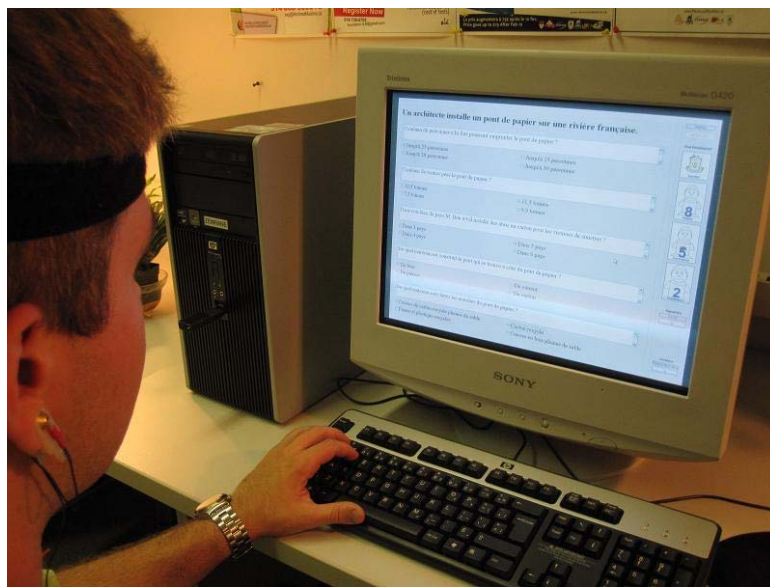


Figure 5.14 : Questionnaire à choix multiple

Pendant que l'apprenant répond aux questions, le système détermine son état cérébral et l'exactitude de la réponse. Pour savoir si l'apprentissage est inconscient, on demande à l'apprenant après chaque réponse s'il a répondu par hasard ou s'il croit connaître la réponse. Nous considérons qu'une réponse hasardeuse correspond à un apprentissage inconscient qui On peut remarquer que l'apprenant pouvait indiquer son état

émotionnel et ses dimensions émotionnelles en cliquant sur les icônes alignées à droite. Il peut aussi faire une pause et passer au texte suivant.

5.5.2 Statistiques sur les données collectées

La répartition des 45827 enregistrements collectés selon la situation d'apprentissage est présentée au tableau 5.17 :

Tableau 5.17 : Répartition des données collectées

Situation	Enregistrements
Apprentissage	17157
Apprentissage inconscient	5608
Non apprentissage	23062

Les données de la situation « Apprentissage » correspondent aux enregistrements cérébraux de l'apprenant pendant qu'il répondait correctement aux questions ; la situation « Apprentissage inconscient » correspond aux réponses correctes mais dont l'apprenant n'est pas sûr et la situation « Non Apprentissage » comporte les enregistrements cérébraux pendant que l'apprenant répondait faux aux questions.

5.5.3 Instances du modèle ADOC

Les résultats statistiques obtenus suite à une analyse des dominances des ondes cérébrales du modèle ADOC pour les 3 situations d'apprentissage sont intéressants :

a) Le modèle ADOC pour la situation « Apprentissage »

La figure 5.15 montre les ordres de dominances des participants pendant la situation « Apprentissage ».

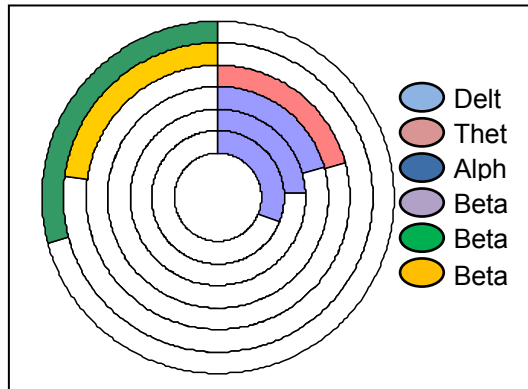


Figure 5.15 : Le modèle ADOC de la situation « Apprentissage »

Nous pouvons observer que la première dominance pour la situation « Apprentissage » est Beta2. Celle-ci est suivie par Beta3 (deuxième dominance) et ensuite par Thêta (troisième dominance). L'onde Delta domine dans les 3 derniers anneaux du modèle ADOC. Pour plus de détails sur les pourcentages de dominance, se reporter au tableau 5.18 de ce chapitre.

b) Le modèle ADOC pour la situation « Apprentissage inconscient »

La figure 5.16 montre les ordres de dominances des participants pendant la situation « Apprentissage inconscient ».

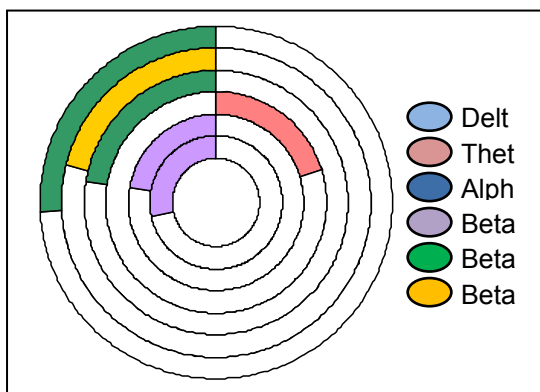


Figure 5.16 : Le modèle ADOC de la situation « Apprentissage inconscient »

Nous pouvons observer que l'onde Beta2 domine au 1^{er} et au 3^e niveau. La seconde onde dominante est Beta3. L'onde Thêta domine en 4e position et Beta1 domine les 2 derniers niveaux. Pour plus de détails sur les pourcentages de dominance, se reporter au tableau 5.18 de ce chapitre.

c) Le modèle ADOC pour la situation « Non Apprentissage »

La figure 5.17 montre les ordres de dominances des participants pendant la situation « Non Apprentissage ».

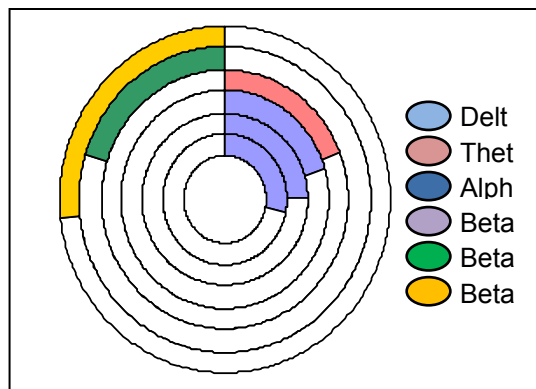


Figure 5.17 : Le modèle ADOC de la situation « Non Apprentissage »

Comme pour la situation « Apprentissage », Thêta domine au 3e niveau et Delta dans les 3 derniers niveaux. Cependant, la première onde dominante pour la situation « Non apprentissage » est Beta3 et la seconde est Beta2.

Le tableau 5.18 donne la distribution de tous les pourcentages de dominance de chaque onde cérébrale selon les 3 situations : « Apprentissage », « Apprentissage inconscient » et « Non apprentissage ».

Tableau 5.18 : Pourcentage de dominance des ondes cérébrales

Onde	Situation	Pourcentages de dominance (%) (Dom ₁ , Dom ₂ , Dom ₃ , Dom ₄ , Dom ₅ , Dm ₆)
Delta	■ (AP)	(07.27, 09.63, 15.38, 20.56 , 24.15 , 30.98)
	● (AI)	(09.02, 15.58, 15.16, 18.76, 21.06, 27.84)
	▲ (NA)	(09.01, 11.12, 15.78, 20.65 , 24.62 , 28.18)
Thêta	■ (AP)	(14.86, 18.56, 20.74 , 16.55, 19.63, 15.43)
	● (AI)	(15.75, 15.94, 20.60, 20.27 , 18.44, 14.93)
	▲ (NA)	(17.22, 17.81, 19.05 , 18.76, 17.28, 15.64)
Alpha	■ (AP)	(15.27, 16.54, 18.30, 18.12, 18.26, 14.83)
	● (AI)	(20.04, 19.19, 15.60, 15.09, 15.13, 18.01)
	▲ (NA)	(18.25, 19.03, 16.63, 15.64, 17.65, 14.86)
Beta1	■ (AP)	(08.00, 10.27, 12.18, 19.00, 20.56, 26.74)
	● (AI)	(07.58, 09.70, 11.86, 17.08, 22.15 , 28.35)
	▲ (NA)	(05.83, 11.58, 14.22, 16.17, 22.55, 27.44)
Beta2	■ (AP)	(29.15 , 22.26, 16.00, 13.50, 09.34, 05.97)
	● (AI)	(25.77 , 18.51, 22.61 , 12.25, 12.27, 03.58)
	▲ (NA)	(22.91, 20.34 , 17.34, 16.46, 09.23, 08.75)
Beta3	■ (AP)	(25.45, 22.73 , 17.40, 12.27, 08.06, 06.05)
	● (AI)	(21.84, 21.07 , 14.18, 16.55, 10.95, 07.29)
	▲ (NA)	(26.78 , 20.12, 16.98, 12.32, 08.67, 05.13)

- L'onde Delta domine dans les 3 derniers niveaux pour les situations d'apprentissage AP et NA, cependant elle est fréquemment dominante au 2e et au 3e niveau pour la situation d'apprentissage AI.
- L'onde Thêta domine le 3e niveau de chacune des situations AP et NA. Pour la situation AI, elle domine le 4e niveau.
- L'onde Alpha ne domine aucun niveau d'aucune situation d'apprentissage.
- L'onde Beta1 domine les 2 derniers niveaux pour la situation d'apprentissage AI. Elle ne domine aucun niveau pour les situations d'apprentissage AP et NA.
- L'onde Beta2 est la première dominance pour les situations d'apprentissage AP et AI. Elle domine aussi le 3e niveau pour la situation d'apprentissage AI et le second pour la situation d'apprentissage NA.
- L'onde Beta3 domine le 1er niveau de la situation d'apprentissage NA. Elle domine aussi, le 2^e niveau pour chacune des situations d'apprentissage AP et AI.

La figure 5.18 reprend le tableau 5.18 pour une illustration plus explicite : une comparaison entre les 3 situations d'apprentissage AP, AI et NA de la distribution des dominances cérébrales sur le modèle ADOC.

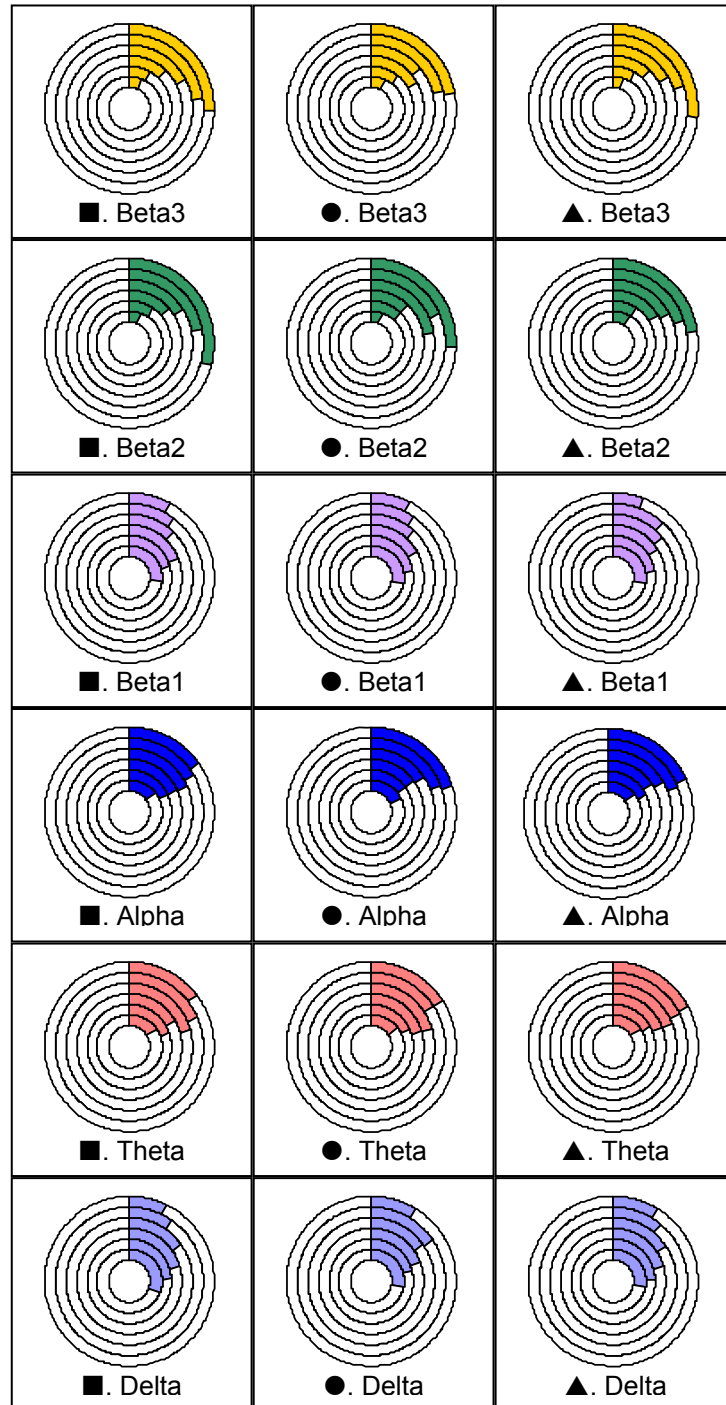


Figure 5.18 : Comparaison entre les 3 situations d'apprentissage

Les comparaisons à la figure 5.18 illustrent quelques résultats intéressants concernant la situation Apprentissage Inconscient (ou AI). Nous observons que l'onde Alpha est plus fréquente au premier et au second niveau pour l'apprentissage AI que pour les deux autres situations AP et NA. Aussi, les ondes Thêta et Delta sont bien plus dominantes respectivement aux niveaux 3 et 2 pour la situation d'apprentissage AI que pour les 2 autres situations AP et NA. Par ailleurs, l'onde Beta2 est plus fréquente pour AI aux 3 premiers niveaux que pour AP et NA.

5.6 Discussion Globale sur l'évaluation de NORA

Dans ce chapitre, nous avons présenté le résultat de l'évaluation de NORA. Les hypothèses de recherche évaluées peuvent être regroupées en deux grandes classes :

Les hypothèses de prédiction : nous avons présenté les résultats de la prédiction des attributs émotionnels à partir des ondes cérébrales

Les hypothèses d'induction : nous avons présenté les résultats de l'impact des stimuli visuels sur les ondes cérébrales.

L'évaluation de NORA a démontré que l'utilisation de Pendant EEG pour mesurer les ondes cérébrales de l'apprenant est efficace dans la prédiction de certains attributs émotionnels et cognitifs et dans la mise au point de nouvelles stratégies pédagogiques dites stratégies neuropédagogiques. Les modèles de prédiction sont issus d'un entraînement effectué sur l'ensemble des participants. Les résultats obtenus sont encourageant.

L'algorithme kNN est celui qui a donné les meilleurs résultats pour prédire certaines émotions à partir des ondes cérébrales. La précision est de l'ordre de 82.27% avec un coefficient Kappa Statistic de l'ordre de 78%, ce qui démontre un bon accord entre l'émotion prédite et l'émotion réelle.

La régression multiple a démontré que l'on pouvait prédire avec une bonne précision les dimensions émotionnelles Plaisir, Dominance et Excitation à partir des ondes

cérébrales. L'analyse de variances a démontré des corrélations significatives : les ondes delta corrélient inversement avec les dimensions Plaisir et Dominance; les ondes Thêta and Beta corrélient inversement avec les dimensions Plaisir et Dominance et positivement avec la dimension Excitation (fortement positive pour Thêta). L'onde alpha corrélie inversement avec les dimensions Excitation et Dominance.

Grâce au modèle de prédiction généré par l'algorithme kNN, nous pouvons prédire les dimensions Plaisir, Excitation et Dominance à partir des ondes cérébrales avec les précisions respectives : 73.55%, 74.86%, 75.16% et un coefficient Kappa de : 71%, 72%, 71% respectivement.

D'autres attributs émotionnels et cognitifs ont fait l'objet d'évaluations similaires dans une de nos publications [Heraz et Frasson, 2008]. Nous avons démontré que l'on pouvait prédire la valence émotionnelle et la qualité de l'apprentissage à partir des ondes cérébrales avec une bonne précision. Celle-ci était de l'ordre de 88.77% pour la valence émotionnelle (positive, négative) et de 87.67% pour la qualité de l'apprentissage (constructif et non apprentissage). Les coefficients de Kappa étaient de l'ordre de 75%.

Vu ces résultats, **les agents de prédiction EW et CW** ont été doté des modèles de prédictions générés par l'algorithme kNN.

Le modèle de traçage généré par l'algorithme arbre de décision a permis d'observer la transition entre les émotions et d'identifier les stimuli qui sont à l'origine de ces transitions. La prédiction de la prochaine émotion à partir de l'émotion actuelle sachant la durée de cette dernière et du stimulus visuel semble être une hypothèse possible à réaliser avec une précision de l'ordre de 63.11%. Le modèle de prédiction de **l'agent TW** est basé sur cet algorithme.

L'agent BP est celui qui supervise les agents de prédiction EW, CW et TW. Il effectue des appels de prédiction, reçoit les offres et attribue la tâche à un des agents.

L'influence de la vitesse de l'affichage d'un texte sur les ondes cérébrales a aussi été démontrée. L'algorithme kNN a généré un modèle de prédiction dont la précision est de l'ordre de 84%. L'apprentissage non supervisé a par ailleurs, confirmé l'impact du rythme de lecturabilité sur les ondes cérébrales. En effet, l'application de l'algorithme k-means a généré trois clusters dont les centroïdes se distinguent par le rythme de lecturabilité.

Cette évaluation ainsi que toutes les précédentes justifient l'efficacité des stratégies neuropédagogiques implémentées dans **l'agent VW**. Celui-ci utilise des images issues de la base de données IAPS et les rythmes d'affichage d'un texte pour induire des ondes cérébrales spécifiques dans le but de créer des conditions d'apprentissage optimales.

Une analyse approfondie des données collectées lors de cette évaluation a permis de révéler que le groupe qui a été exposé au rythme de lecturabilité R1 est celui qui a obtenu la meilleure note de groupe que les deux autres. Une note de groupe est la moyenne de toutes les notes obtenues par les participants du même groupe.

Les agents d'induction SW et NF implémentent des techniques dont l'efficacité a été démontrée dans plusieurs études dans le domaine de la neuroscience. Nous n'avons fait que reprendre ces techniques et les implémenter dans ces agents. L'évaluation de l'agent NF est particulièrement longue.

L'agent BP est celui qui supervise les ordres d'induction. Il distribue les tâches de manière à ce que le coût soit minimal pour NORA. Les détails de la communication entre les agents et leur négociation pour réaliser une tâche commune a été décrite dans le chapitre précédent.

Par ailleurs, nous croyons que l'induction prolongée des ondes cérébrales est un processus sensible qui doit être encadré par des spécialistes en neuroscience et en sciences cognitives. Nos évaluations sont conformes aux instructions émises par le comité d'éthique de recherche de l'Université de Montréal.

Conclusion

Nous avons exploré l'état de l'art dans la modélisation et la représentation des paramètres éducatifs et des connaissances au sein des composantes d'un STI. L'architecture d'un STI a évolué de l'architecture modulaire à l'architecture multi-agents. L'architecture multi-agents est celle qui facilite l'intégration de nouveaux modules via des plates formes telles que JADE. Le module de l'apprenant a évolué sur le plan de la richesse d'information concernant l'état cognitif et émotionnel de l'apprenant. Les stratégies tutorielles sont diverses et variées. Elles sont basées sur des théories du domaine de l'éducation. Elles peuvent être combinées pour en faire une stratégie adaptative selon le profil de l'apprenant. Les tuteurs ont évolué vis-à-vis de leur apparence, de la nature de leur interaction avec l'apprenant et du nombre et type de leurs capteurs sensitifs qui servent à recueillir des informations sur l'état cognitif et émotionnel de l'apprenant.

Les techniques de mesure du profil de l'apprenant ayant évolué, celles qui reposent sur des données bioélectriques sont les plus précises et les plus récentes dans le domaine des STI. Ces données sont jumelées avec d'autres qui proviennent de différents autres canaux d'pour une meilleure précision. C'est l'approche multimodale qui est largement adoptée par la communauté des chercheurs dans ce domaine.

Le recueil de l'activité électrique cérébrale via l'électroencéphalogramme présente un grand avantage dans la détection de l'état mental de l'apprenant. Les ondes cérébrales spontanées peuvent renseigner sur l'état mental d'un apprenant, ce qui peut servir à l'amélioration de l'intelligence d'un système tutoriel. C'est pour cette raison que nous proposons d'implémenter un système qui permet une extension du module de l'apprenant en y ajoutant le profil cérébral et la mise en œuvre de nouvelles stratégies *neuropédagogiques*. Pour cela nous rappelons nos objectifs :

- **OBJECTIF 1** : Conduire des expérimentations, collecter des données et utiliser des techniques d'apprentissage machine pour prédire les attributs émotionnels et

cognitifs de l'apprenant à partir des ondes cérébrales. Nous nous intéressons ici aux attributs qui influencent la qualité de l'apprentissage dans le but d'améliorer le modèle de certains apprenants : comme les sourds, muets, taciturnes, impassibles, handicapés moteurs ou atteints du trouble déficitaire de l'attention avec ou sans hyperactivité (TDAH) ;

- **OBJECTIF 2** : Mise au point de nouvelles stratégies qui induisent des ondes cérébrales particulières pour favoriser l'apprentissage, diminuer le stress et gérer les émotions négatives ;
- **OBJECTIF 3** : Valider un modèle électrique cérébral de l'apprenant qui représente les relations entre les ondes cérébrales et la qualité de l'apprentissage. Se baser sur ce modèle pour traquer l'état de l'apprenant en temps réel.

Pour atteindre ces objectifs, nous avons implémenté NORA, un SMA composé de 11 agents : *l'agent Wave Vector* (agent WV) et *l'agent Interact Input* (agent II) collectent des informations concernant l'apprenant; *L'agent Database NORA* (agent DN) met à jour la base de données de NORA; *l'agent Emo Wave* (agent EW), *l'agent Intellect Wave* (agent IW) et *l'agent Track Wave* (agent WT) prédisent des attributs émotionnels et cognitifs de l'apprenant à partir des ondes cérébrales; *l'agent Visio Wave* (agent VW), *l'agent Sound Wave* (agent SW) et *l'agent Auto Wave* (agent AW) produisent des stratégies neuropédagogiques sachant l'état de l'apprenant et l'état optimal visé; *l'agent Brain Profile* (agent BP) et *l'agent Neurop Strategy* (agent NS) déterminent respectivement le profil cérébral de l'apprenant et la stratégie neuropédagogique optimale à appliquer.

Contributions

Par ce projet de recherche nous avons contribué à l'amélioration de deux composantes importantes d'un STI, le module de l'apprenant et le module du tuteur :

- Nous avons enrichi le module de l'apprenant par le modèle ADOC qui présente la relation entre les dominances cérébrales de l'apprenant et l'état de l'apprentissage.
- Nous avons conçu et implémenté des agents de collecte qui capturent des informations en provenance de l'apprenant :
- L'agent WI capture, analyse et filtre les ondes cérébrales enregistrées par l'appareil Pendant EEG ;
- L'agent II intercepte les interactions et les actions de l'apprenant avec le STI via le clavier et la souris ;
- Nous avons conçu et implémenté des agents dits de prédiction : supervisés par l'agent BP, ils communiquent, négocient et coopèrent pour prédire des attributs émotionnels et cognitifs à partir des ondes cérébrales :
- L'agent EW prédit des attributs émotionnels à partir des ondes cérébrales
- L'agent CW prédit des attributs cognitifs à partir des ondes cérébrales ;
- L'agent TW construit des modèles de traçage pour prédire les transitions entre les attributs émotionnels d'un apprenant ;
- Nous avons conçu et implémenté des agents dits d'induction : supervisés par l'agent NP, ils communiquent, négocient et coopèrent pour formuler des plans d'action qui permettent d'induire des états émotionnels et cognitifs favorables à l'apprentissage :

- L'agent VW utilise des stimuli visuels dans son plan d'actions qui agit sur la perception de l'apprenant pour influencer ses ondes cérébrales ;
- L'agent SW utilise des stimuli sonores (de la musique ou des sons particuliers) pour la mise au point d'un plan d'actions qui agit sur l'ouïe de l'apprenant dans le but d'influencer ses ondes cérébrales ;
- L'agent NF propose des exercices qui permettent à l'apprenant d'autocontrôler ses ondes cérébrales par le feedback de celles-ci sur l'interface du STI ;
- En créant des scénarios d'apprentissage selon nos hypothèses de recherche, nous avons testé et évalué les principaux modèles de prédiction construits par les agents de NORA sur une cinquantaine d'apprenant. Tous les taux de précision des classifieurs sont bons, très bons ou excellents.

Perspectives

Les résultats de l'évaluation de NORA sont encourageants et les perspectives de recherche sont nombreuses. Dans nos travaux futurs, nous projetons de :

- Augmenter la taille de l'échantillon pour renforcer les modèles de classification des agents de prédiction et des agents d'induction.
- Établir une communication avec d'autres senseurs qui ont les mêmes objectifs que NORA pour corriger les croyances des agents et améliorer le taux de précision des agents de prédiction et des agents d'induction.
- Élargir le nombre de bandes de fréquences pour affiner le modèle ADOC.

- Tester d'autres hypothèses de recherche et développer d'autres plateformes de communication à la lumière de l'avancé des recherches dans le domaine des neurosciences, de l'apprentissage machine ou des technologies d'agents.
- Utiliser d'autres types d'EEG, moins intrusifs, plus léger et plus précis dans le but de diminuer encore plus le bruit et améliorer la précision des enregistrements.
- Effectuer des tests de prédiction sur des actions plus précises de l'apprenant.
- Intégrer d'autres agents pour prédire d'autres attributs de l'apprenant à partir de ses ondes cérébrales ou pour tester d'autres types d'actions qui influencent les ondes cérébrales dans le but de créer des conditions encore plus favorables à l'apprentissage.

Bibliographie

- Aïmeur, E., Dufort, H., Leibu, D., & Frasson, C., (1997). *Some Justifications for the Learning by Disturbing Strategy*. In B. du Boulay, & R. Mizoguchi (Eds.) *Artificial Intelligence in Education*. Amsterdam: IOS Press. (pp. 119). Tokyo: OHM Ohmsha.
- Anderson, J. R. (2001). *Tailoring Assessment to Study Student Learning Styles*. In American Association for Higher Education, (pp. 53).
- Anderson J. R., Corbett A. T., Koedinger K. et Pelletier R. (1995). *Cognitive tutors: lessons learning*. *The Journal of the Learning Sciences*, (pp. 2:167).
- Anderson J. R. et Libiere C. (1998). *The Atomic Components of Thought*. Lawrence Erlbaum Associates.
- Anderson, J. R., & Gluck, K. A. (2001). *What role do cognitive architectures play in intelligent tutoring systems?*. In D. Klahr & S. M. Carver (Eds.), *Cognition and Instruction: 25 Years of Progress*. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- Arroyo, I., D. Cooper, W. Bursleson, B. Park Woolf, K. Muldner, R. Christopherson (2009). *Emotion Sensors go to School*. Proceedings of 14th International Conference on Artificial Intelligence In Education.
- Austin J.H, (1999). *Zen and the Brain: Toward an Understanding of Meditation and Consciousness*. MIT Press, ISBN 978-0262511094
- Bachem, A., Hochstattler, W. and Malich, M. (1996). *The Simulated Trading Heuristic for Solving Vehicle Routing Problems*. Elsevier journal of Discrete Applied Mathematics, 65, 13, 47-72.
- Bauer M. (1996). *A Dempster-Shafer approach to modeling agent references for plan recognition*. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 5:317-348.
- Bauer, B. (2001). *Uml class diagrams revisited in the context of agent-based systems*. In Ciancarini, P. and Weiss, G. *Proceedings of Agent-Oriented Software Engineering (AOSE 01)*. Montreal : LNCS 2222 Springer-Verlag, 1-8.

- Baylor, A. L. & Ryu, J. (2003). *Does the presence of image and animation enhance pedagogical agent persona?* Journal of Educational Computing Research, 28(4), 373-395.
- Beck J.E. et B. P. Woolf. (1998) *Using a learning agent with a student model*. In B. P. Goettl, H. M. Half, C. L. Redfield, and V. J. Shute, editors, Intelligence Tutoring System (Proc. 4th Int'l Conf. ITS'98), (pp.6).
- Bellifemine, F., Poggi, A., and Rimassa, G. (1999). *JADE - A FIPA-compliant Agent Framework*. PAAM '99, pp. 97--108, London, UK.
- Bellman, R. (1957). *Dynamic Programming*. Princeton University Press, Princeton, NJ.
- Bertsekas, D. P. (1987). *Dynamic Programming: Deterministic and Stochastic Models*. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ.
- Bissell, J., White, S., & Zivin, G. (1971). *Sensory modalities in children's learning*. In G. S. Lesser (Ed.), *Psychology and educational practice* (pp. 130-155). Glenview, IL: Scott, Foresman, & Company.
- Blanchard, E. (2008). *Motivation et Culture en E-Learning*. Thèse de Doctorat, Université de Montréal.
- Budzynski, T. H. (1999) *From EEG to neurofeedback*. In *Introduction to Quantitative EEG and Neurofeedback*. J. R. Evans and A. Abarbanel, Editions. Academic Press, ch. 3, pp. 65-79.
- Bradley, M. M., et Lang, P. J. (1999). *International affective digitized sounds (IADS): Stimuli, instruction manual and affective ratings* (Tech. Rep. No. B-2). Gainesville, FL: The Center for Research in Psychophysiology, University of Florida.
- Bratman, M.E., D.J. Israel et M. E. Pollack. (1988). *Plans and resource-bounded practical reasoning*. Dans *Computational Intelligence*, Vol. 4, No. 4, p.349-355.
- Brooks R. A. (1991), *Intelligence without reasoning*. In *Proceedings of the Twelfth International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-91)*, p.569-595.

- Brusilovsky, P. (1995). *Intelligent learning environments for programming: The case for integration and adaption*. In J. Greer (Ed.) Proceedings of the World Conference on Artificial Intelligence in Education AI-ED 95 (pp. 1-7). Charlottesville, VA: AACE.
- Brown J. S. and Burton R. R.(1978). *Diagnostic models for procedural bugs in basic mathematical skills*. Cognitive Science, Vol. 2, pp.155-191.
- Brown J.S., R. Burton, J. de Kleer. (1982). *Pedagogical, natural language, and knowledge engineering techniques in SOPHIE I, II, and III*, in: D. Sleeman, J.S. Brown (Eds.), *Intelligent Tutoring Systems*, Academic Press, New York.
- Burleson W. (2006). *Affective Learning Companions: strategies for empathetic agents with real-time multimodal affective sensing to foster meta-cognitive and meta-affective approaches to learning, motivation, and perseverance*. MIT PhD Thesis.
- Burton, R.R. and Brown, J.S. (1982). *An investigation of computer coaching for informal learning activities*. *Intelligent Tutoring Systems*, Sleeman D. and Brown J. (Eds), Orlando, FL, Academic Press.
- Buttlar M. et al. (2006). *The OpenEEG Project*. <http://openeeg.sourceforge.net>
- Chaffar, S. (2009). *Modélisation des réactions émotionnelles dans un système tutoriel intelligent*. Thèse de Doctorat, Université de Montréal.
- Chaffar, S., Frasson , C. (2006) *Predicting Learner's Emotional Response in Intelligent Distance Learning Systems*. The 19th International FLAIRS Conference, AAAI Press, Melbourne , FL , USA.
- Chaffar, S., Frasson , C. (2005) *The Emotional Conditions of Learning*. The 18th International FLAIRS Conference, AAAI Press, Clearwater , FL , USA , 2005.
- Chaffar, S., Frasson , C. (2004) *Architecture pour des Systèmes Tuteurs Émotionnellement Intelligents*. TICE'2004, France.
- Chaffar, S., Frasson , C. (2004). *Using an Emotional Intelligent Agent to Improve the Learner's Performance*. Workshop on Emotional and Social Intelligence in

- Learning Environments. International Conference on Intelligent Tutoring System (ITS), Maceio , Brasil.
- Chaffar, S., Frasson , C. (2004). *Inducing Optimal Emotional state for learning in Intelligent Tutoring Systems*. Proceedings of the Workshop on Emotional and Social Intelligence in Learning Environments, International Conference on Intelligent Tutoring System (ITS), Maceio, Brasil.
- Chan, T.-W., & Baskin, A.B. (1988). *Studying with the Prince -The Computer as a Learning Companion*. Proceedings of the First International Conference on Intelligent Tutoring Systems, ITS'88 (pp. 194). Montreal, Canada.
- Chaouachi M., Heraz A., Jraidi I. and Frasson C., (2009), *Influence of Dominant Electrical Brainwaves on Learning Performance*. World Conference on E-Learning in Corporate, Government, Healthcare and Higher Education. E-LEARN, Canada
- Cilibraci Rudi. (2006). *Neuroserver Tool* <http://cilibrar.com/>
- Clancey, W.J. (1983). *GUIDON*. Journal of Computer-Based Instruction, Vol. 10, No. 1, pp. 8-14.
- Collins, A. and Quillian, M. (1969). *Retrieval time from semantic memory*. Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior, 8:240-247.
- Collins R. (1998). *The Sociology of Philosophies: A Global Theory of Intellectual Change*. Cambridge: The Bellknap Press of the Harvard UP, xix+1098 pp.; ISBN: 0674816471 (hbk); LC call no.: BD175.C565.
- Conati C. et Carenini G. (2001). *Generating Tailored Examples to Support Learning via Self-explanation*. In Proceedings of IJCAI '01, the Seventeenth International Joint Conference on Artificial Intelligence, Seattle, WA.
- Conati C. et Zhou X. (2002). *Modeling Students' Emotions from Cognitive Appraisal in Educational Games*. In Proceedings of ITS, 6th International Conference on Intelligent Tutoring Systems, Biarritz, France.

- Conati C. (2004). *How to evaluate models of user affect?* Proceedings of ADS 04, Tutorial and Research Workshop on Affective Dialogue Systems. Kloster Irsee, Germany, pp. 288.
- Craig, S. D., Graesser, A. C., Sullins, J. & Gholson, B. (2004). *Affect and learning: An exploratory look into the role of affect in learning with AutoTutor*. Journal of Educational Media, (pp. 29:241).
- Cristianini, N., Shawe-Taylor, J. (2000). *An Introduction to Support Vector Machines*. Cambridge University Press.
- Crowley R., O. Medvedeva et D. Jukic. (2003). *SlideTutor: A model-tracing Intelligent Tutoring System for teaching microscopic diagnosis*. In U. Hoppe, F. Verdejo, & J. Kay (Eds.) Artificial Intelligence in Education (pp. 157). Amsterdam: IOS Press/Tokyo: OHM Ohmsha.
- CyberEvolution (2006). *BioExplorer Software* <http://www.cyberevolution.com>
- Dean M. (2006). IBM Almaden Research Center. <http://www.almaden.ibm.com/>
- D'Mello S. K., S. D. Craig, B. Gholson, S. Franklin, R. W. Picard et A. C. Graesser. (2005). *Integrating Affect Sensors in an Intelligent Tutoring System*. In Affective Interactions: The Computer in the Affective Loop Workshop at 2005 International conference on Intelligent User Interfaces (pp. 7) New York: AMC Press.
- D'Mello, S. K., Dowell, N., & Graesser, A. C. (2009). *Cohesion Relationships in Tutorial Dialogue as Predictors of Affective States*. Proceedings of 14th International Conference on Artificial Intelligence In Education.
- Devedzic V. et A. Harrer. (2005). *Software Patterns in ITS Architectures*. International Journal of Artificial Intelligence in Education (IJAIED), Vol.15, No.2.
- Durfee, E. H., V. R. Gasser et D. D. Korkill. (1987). *Coherent cooperation among communicating problem solvers*. IEEE Transaction on Computers C-36, pp. 1275.
- Encarta (2004). *Encyclopédie Microsoft*. <http://fr.encarta.msn.com/>

- Eysenck, H. J. and Eysenck, M. (1985). *W. Personality and individual differences: A natural science approach*. Plenum Press, New York.
- Faivre J., Roger Nkambou, Claude Frasson. (2003). *Toward Empathetic Agents in Tutoring Systems*. FLAIRS Conference 2003: 161-165
- Foundation for Intelligent Physical Agents. FIPA. (1997). *Specification. Part 2, Agent Communication Language*. <http://www.fipa.org> .
- Frasson , C., Chaffar, S., Abdel Razek M., Ochs M. (2005). *Using Machine-Learning Techniques to Recognize Emotions for On-Line Learning*. The 18th International FLAIRS Conference, AAAI Press, Clearwater , FL , USA.
- Frasson, C., T., Mengelle, & E. Aïmeur, (1997). *Using Pedagogical Agents in a Multi-Strategic Intelligent Tutoring System*. In Proceedings of the Pedagogical Agents Workshop (pp. 40), The 8th World Conference on Artificial Intelligence in Education, AIED'97, Kobe, Japan.
- Frequency Devices, Inc. (2005) Digital Filter design guide. <http://www.freqdev.com/guide/>
- Gagné, R. (1985). *The Conditions of learning (4th edition)*. New York: Holt, Rinehart & Winston.
- Graesser A. C., K. Wiemer-Hastings, P. Wiemer-Hastings, R. Kreuz, et TRG (1999). *AutoTutor: A simulation of a human tutor*. Journal of Cognitive Systems Research, 1, 35-51.
- Graesser A. C., K. VanLehn, C. Rose, P. Jordan, et D. Harter. (2001). *Intelligent tutoring systems with conversational dialogue*. AI Magazine, 22, 39-51.
- Graesser, A. C. & Olde, B. (2003). *How does one know whether a person understands a device? The quality of the questions the person asks when the device breaks down*. Journal of Educational Psychology, 95, 524–536.
- Graesser, A. C., Lu, S., Jackson, G. T., Mitchell, H., Ventura, M., Olney, A., & Louwerse, M. M., (2004). *AutoTutor: A tutor with dialogue in natural language*. Behavioral Research Methods, Instruments, and Computers, 36, 180-193.

- Grandbastien M. & J.M. Labat., (2006). *Environnements informatiques pour l'apprentissage humain*. Éditions Lavoisier, Paris, France.
- Grass Telefactor (2006). *Fournitures pour la neurologie*. <http://www.grass-telefactor.com/>
- Harrer A., & C. Herzog, (1999). *SYPROS going IDLE -from a classical ITS to an intelligent distributed learning environment*. In G. Cumming, T. Okamoto, & L. Gomez (Eds.) Proceedings of ICCE '99, 7th International Conference on Computers in Education. Kuching, Japan, Amsterdam: IOS Press/Tokyo: OHM Ohmsha.
- Harrer A., (2000). *Unterstützung von Lerngemeinschaften in verteilten intelligenten Lehrsystemen*. Ph.D. Thesis. München: Technische Universität München, Institut für Informatik.
- Hawkes L. W., S. J. Derry, & E. A. Rundensteiner, (1990). *Individualized tutoring using an intelligent fuzzy temporal relational database*. International Journal of Man-Machine Studies.
- Heffernan, N. T., (2003). *Web-Based Evaluations Showing both Cognitive and Motivational Benefits of the Ms. Lindquist Tutor*. In Kay & Hoppe (Eds) 11th International Conference Artificial Intelligence in Education. Australia. IOS Press.
- Heraz A. & C. Frasson, (2009), *How Do Emotions Induce Dominant Learners' Mental States Predicted from Their Brainwaves?* Best Papers of Agent and Artificial Intelligence (from ICAART 2009). Communications in Computer and Information Science (CCIS). Springer Verlag, (pp. 14)
- Heraz A. and Frasson C., (2009), *Predicting Learner Answers Correctness through Brainwaves Assessment and Emotional Dimensions*. 14th International Conference on Artificial Intelligence in Education. (pp. 49). AIED 2009, IOS Press, UK.
- Heraz A., Jraidi I., Chaouachi M., and Frasson C., (2009), *Predicting Stress Level Variation from Learner Characteristics and Brainwaves*. 14th International Conference on Artificial Intelligence in Education. (pp. 722). IOS Press, UK.

- Heraz A. and Frasson C., (2009), *Detecting Guessed and Random Learners Answers through their Brainwaves*. First and Seventeenth International Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization. (pp. 367). UMAP, Springer Verlag LNCS, Trento, Italy.
- Heraz A. and Frasson C., (2009), *How Do Emotional Stimuli Influence the Learners' Brain Activity? Tracking the brainwave frequency bands Amplitudes*. First International Conference on Agents and Artificial Intelligence. (pp. 14). ICAART 2009, Springer Verlag LNCS, Porto, Portugal
- Heraz A., Daouda T. and Frasson C., (2008), *Decision Tree for Tracking Learners' Emotional State predicted from his electrical brain activity*. 9th International Conference on Intelligent Tutoring Systems. (pp. 822). ITS, Springer Verlag LNCS, Montreal, Canada
- Heraz A. and Frasson C., (2008), *Detecting the Affective Model of Interplay between Emotions and Learning by Measuring Learners' Brainwaves*. Workshop on Emotions and Cognitive Issues in the 9th International Conference on Intelligent Tutoring Systems. (pp. 221). WECHIITS 2008, Springer Verlag LNCS, Montreal, Canada
- Heraz A. and Frasson C., (2007), *Predicting the Three Major Dimensions of the Learners' Emotions from Brainwaves*. International Journal of Computer Science. (pp. 187).
- Heraz A., Razaki A. and Frasson C., (2007) *Using machine learning to predict learner emotional state from brainwaves*. 7th IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies. (pp. 853). ICALT, Niigata, Japan
- Howell David C. (1998). *Méthodes statistiques en sciences humaines*. traduit de l'anglais par Marylène Rogier ; révision scientifique par Vincent Yzerbyt et Yves Bestgen.
- iMusic, (2009), <http://www.vth.biz/>

- Iwaki, T., Hayashi M. and Hori, T., Changes in alpha band EEG activity in the frontal area after stimulation with music of different affective content. *Percept. Mot. Skills* 84 (1997), pp. 515–526
- JADE, 2009, <http://jade.cselt.it/>
- Johnson, W.L., Rickel, J., & Lester, J.C. (2000). *Animated Pedagogical Agents: Face-to-Face Interaction in Interactive Learning Environments*. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 11, 47-78.
- Jonassen D., Peck, K. & Wilson B. (1999). *Learning with technology: A constructivist perspective*. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall.
- Jraidi I., Heraz A., Chaouachi M., and Frasson C., 2009, *New Architecture of a Multi Agent System which Measures the Learner Brainwaves to Predict his Stress Level Variation*. World Conference on E-Learning in Corporate, Government, Healthcare and Higher Education. E-LEARN 2009, Vancouver, Canada
- Kapoor, A. and R. W. Picard (2005). *Multimodal Affect Recognition in Learning Environments*. ACM MM'05, November 6-11, 2005, Singapore.
- Kelly, D., & Tangney, B. (2002) *Incorporating Learning Characteristics into an Intelligent Tutor*. In: Proceedings of the Sixth International on Intelligent Tutoring Systems, ITS2002. Biarritz, France. (pp729-738).
- Keltner, D. & Shiota, M. N. (2003). New displays and new emotions: a commentary on Rozin and Cohen (2003), *Emotion*, 3, 86–91.
- Kemp B., A. Värri, A.C. Rosa, K.D. Nielsen and J. Gade (1992). *A simple format for exchange of digitized polygraphic recordings*. *Electroenceph. clin. Neurophysiol.*
- Kemp B, Olivan J. (2003). *European data format 'plus' (EDF+), an EDF alike standard format for the exchange of physiological data*. *Clin Neurophysiol*;114:1755– 1761.
- Kieras, D. & Meyer, D.E. (1997). *An overview of the EPIC architecture for cognition and performance with application to human-computer interaction*. *Human-Computer Interaction*. 12, 391-438.

- Kirsch D. (1997). *The Sentic Mouse: Developing a tool for Measuring Emotional Valence*. MIT Bachelor's Thesis report.
- Kort, B., Reilly, R., & Picard, R. (2001). *An affective model of interplay between emotions and learning: Reengineering educational pedagogy—building a learning companion*. In T. Okamoto, R. Hartley, Kinshuk, & J. P. Klus (Eds.), *Proceedings IEEE International Conference on Advanced Learning Technology: Issues, Achievements and Challenges* (pp.43-48). Madison, Wisconsin: IEEE Computer Society.
- Landis, J. R. & G. G. Koch, (1977). *The measurement of observer agreement for categorical data*. in *Biometrics*. (pp. 33:159)
- Labrou Y. et T. Finin. (1998) *Semantics for an Agent Communication Language*. Agent Theories, Architectures and Languages IV. M. Wooldridge, J. P. Muller and M. Tambe, Springer-Verlag.
- Labrou Y., T. Finin et Y. Peng. (1999). *Agent Communication Languages : the Current Landscape*. *IEEE Intelligent Systems*, pp.45-52.
- Laird, J., Rosenbloom, P, et Newell, A. (1986). *Universal subgoaling and chunking*. Kluwer Academic Publishers: Boston.
- Lalande, A. (1929). *Les théories de l'induction et de l'expérimentation*. Éditions Boivin et Cie. Paris, France
- Lang, P. J., Bradley, M. M., & Cuthbert B. N. (1997). *International affective picture system: Technical manual and affective ratings*. Gainesville, FL: The Center for Research in Psychophysiology, University of Florida.
- Lang, P.J., Bradley, M.M., et Cuthbert, B.N. (2005). *International affective picture system (IAPS): Affective ratings of pictures and instruction manual*. Technical Report A-6. University of Florida, Gainesville, FL.
- Lessard-Hébert M., G. Goyette, et G. Boutin. (1996), *La recherche qualitative, fondements et pratiques*. 2^e édition, Éditions Nouvelles. Montréal, Canada.

- Lévesque, J. (2006). Ph.D., BCIA-EEG.
- Loosli G., S. Canu, S.V.N. Vishwanathan, Alexander J. Smola et Monojit Chattopadhyay. *Une boîte à outils rapide et simple pour les SVM*. CAp 2004 - Conférence d'Apprentissage. Editions Presses Universitaires de Grenoble. pp 113-128
- Lyons, R. G. (2004). *Understanding Digital Signal Processing*. Prentice Hall Professional Technical Reference, Upper Saddle River, NJ.
- Mandler, G. (1976). *Mind and emotion*. New York: Wiley.
- Mandler, G. (1999). Emotion. In B. M. Bly & D. E. Rumelhart (Eds.), *Cognitive science. Handbook of perception and cognition* 2nd ed. (pp. 367-384). San Diego, CA: Academic Press.
- McCrae R. R. and P. T. Costa, Jr., *A Five-Factor Theory of personality*. In: L. A. Pervin and O. P. John, Editors, *Handbook of personality: Theory and research*, Guilford, New York (1999), pp. 139–153.
- McMillan Bruce (2006). <http://www.pocket-neurobics.com>
- Merrill, M. D. (2002). *Instructional strategies and learning styles: which takes precedence?* In R. A. Reiser & J. V. Dempsey (Eds.), *Trends and Issues in Instructional Technology*. (pp. 99-106). Columbus, OH: Prentice Hall.
- Meyer, D. K., & Turner, J. C. (2002). *Discovering emotion in classroom motivation research*. *Educational Psychologist*, 37, 107-114.
- Mikels, J. A., Fredrickson, B. L., Larkin, G. R., Lindberg, C. M., Maglio, S. J., & Reuter-Lorenz, P. A. (2005). *Emotional category data on images from the International Affective Picture System*. *Behavior Research Methods*, 37, 626-630.
- Miranda, E. R., Sharman, K., Kilborn, K., and Duncan, A. (2003) *On harnessing the electroencephalogram for the musical braincap*. *Computer Music Journal* 80, 80-102.
- Mitrovic, A. (2003). *An Intelligent SQL Tutor on the Web*. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 13 (2-4), 173-197.
- Moore, A (2006). Tutorial Slides on MDP. <http://www.autonlab.org/tutorials/mdp.html>

- Moreira-Gonzalez A. *et al.* (2006). *Calvarial thickness and its relation to cranial bone harvest*. *Plast Reconstr Surg*. May; 117(6):1964-71. PMID: 16651971.
- Muller J., *A cooperation model for autonomous agents*. Dans *Intelligent Agents III*, LNAI Volume 1193, Editeurs: J.P. Muller, M. Wooldrige et N.R. Jennings, Springer-Verlag, 1997, p.245-260.
- Murray W. R. (1998). *A practical approach to Bayesian student modeling*. In B. P. Goettl, H. M. Half, C. L. Redfield, and V. J. Shute, editors, *Intelligence Tutoring System (Proc. 4th Int'l Conf. ITS'98)*, (pp 424).
- Newell, A. (1990). *Unified Theories of Cognition*. Harvard University Press. Cambridge, Massachusetts.
- Nkambou R. (1996). *Modélisation des connaissances de la matière dans un système tutoriel intelligent : modèles, outils et applications*. PhD Thesis. Udm, Montréal, Canada.
- Nkambou R. et Héritier V. (2004). *Facial expression analysis for emotion recognition in ITS*. In: ITS'2004 workshop on Emotional Intelligence proceedings.
- Nkambou R. (2006). *Managing Student Emotions in Intelligent Tutoring Systems*. Proceedings of the Florida Artificial Intelligence Research Society (FLAIRS'2006), pp. 389-394. AAAI press.
- Norris, S. L., and Currier, M. (1999). *Performance enhancement training through neurofeedback*. In *Introduction to Quantitative EEG and Neurofeedback*, J. R. Evans and A. Abarbanel, Eds. Academic Press, ch. 10, pp. 223-240.
- NVIVO (2006). *Logiciel pour l'analyse qualitative*. <http://www.qsrinternational.com/>
- Ochs M., Frasson , C. *Optimal Emotional Conditions for Learning with an ITS*. Proceedings of the Workshop on Emotional and Social Intelligence in Learning Environments, International Conference on Intelligent Tutoring System (ITS), Maceio, Brasil, 2004.

- Ochs M., Frasson C. *Emotionally Intelligent Tutoring Systems*. AAAI/FLAIRS-2004 The 17 th International FLAIRS Conference, AAAI Press, May 17-19, 2004, Miami Beach , FL , USA .
- Paiva, A. (1997). *Learner modelling for collaborative learning environments*. In B. du Boulay, & R.Mizoguchi (Eds.) *Artificial Intelligence in Education* (pp. 215-222). Amsterdam: IOS Press/Tokyo: OHM Ohmsha.
- Pack Kaelbling L., Littman M. et Moore A. 1996. *Reinforcement Learning: A Survey*. *Journal of Artificial Intelligence Research* 4 pp. 237–285.
- Palk, A. (2004). *Brainathlon: Enhancing Brainwave Control Through Brain-Controlled Game Play*. Master thesis. Mills College. Oakland, California. USA
- Petrushin V. A. et K. M. Sinista. (1993). *Using probabilistic reasoning techniques for learner modeling*. In *World Conf. on AI in Education*, (pp. 418), Edinburgh.
- Piaget, J. (1952). *The origins of intelligence*. New York: International University Press.
- Picard, R. W. (1997). *Affective computing*. Cambridge, Mass: MIT Press.
- Pineau J., M. Montemerlo, M. Pollack, N. Roy, & S. Thrun. (2003). *Towards robotic assistants in nursing homes: Challenges and results*. Special issue on Socially Interactive Robots, Robotics and Autonomous Systems 42 (3-4). pp.271-281
- Plutchik, R. (1980). *A general psychoevolutionary theory of emotion*. In *Emotion Theory, Research, and Experience* (R. Plutchik and H. Kellerman, eds.), vol. 1, Theories of Emotion, Academic Press.
- Polson, M. C. et J. J. Richardson. (1988). *Foundations of Intelligent Tutoring Systems*. Edité par Martha C. Polson et J. Jeffrey Richardson.
- Puterman M.L., 1994, *Markov Decision Processes*. John Wiley & Sons, New York.
- Rickel, J., & Johnson, W.L. (1999). *Virtual Humans for Team Training in Virtual Reality*. In S.P. Lajoie, & M. Vivet, (Eds.) *Artificial Intelligence in Education* (pp. 578-585). Amsterdam: IOS Press/Tokyo: OHM Ohmsha.

- Rosenboom, D. (1990) *Extended musical interface with the human nervous system*. Leonardo Mono-graph Series, No. 1. Published by the International Society for the Arts, Sciences and Technology (ISAST), San Francisco, CA.
- Rozin, P. & Cohen, A. B. (2003). *Confusion infusions, suggestives, correctives, and other medicines*. *Emotion*, 3, 92–96.
- Schank, R. C. (1986). *Explanation patterns: understanding mechanically and creatively*. Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Shang Y., H. Shi et S. Chen. (2001), *An Intelligent Distributed Environment for Active Learning*, ACM: Journal on Educational Resources In Computing.
- Silveira R.A. et R.M. Vicari (2002) *Developing Distributed Intelligent Learning with JADE Java Agents for Distance Education Framework*. Proceedings of ITS 2002, Springer Verlag, Lectures Notes in Computer Science n 2363, (pp. 105).
- Snow, R., Corno, L., & Jackson, D. (1996). *Individual differences in affective and cognitive functions*. In D. C. Berliner & R. C. Calfee (Eds.), *Handbook of educational psychology* (pp. 243-310). New York: Macmillan.
- Source Forge (2006). *Open EEG Project*. <http://openeeg.sourceforge.net/doc/>
- Sousa David (2006). *How the brain learns*. Corwin Press. A sage publications company. California, USA.
- SPSS (2006). *Logiciel pour l'analyse quantitative*. <http://www.spss.com/>
- Strauss M. (2005). *HandWave: Design and Manufacture of a Wearable Wireless Skin Conductance Sensor and Housing*. MIT SB Thesis, June 2005.
- Stein, N. L., & Levine, L. J. (1991). *Making sense out of emotion*. In W. Kessen, A. Ortony, & F. Kraik (Eds.), *Memories, thoughts, and emotions: Essays in honor of George Mandler* (pp. 295-322). Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Thought Technology (2006). <http://www.thoughttechnology.com>
- Van Der Maren, J.M. (1996), *Méthodes de recherche pour l'éducation, 2^e édition*, Les Presses de l'Université de Montréal. Montréal, Canada.

- Villano M. (1992). *Probabilistic students models: Bayesian belief networks and knowledge space theory*. In *Intelligence Tutoring System*, (pp. 491).
- Vion-Dury J., Blanquet F., *Pratique de l'EEG*. Edition MASSON, Collection : Abrégés, 2008, ISBN : 9782294086229
- Wenger, E. (1987). *Artificial Intelligence and Tutoring Systems*. Los Altos, CA: Morgan Kaufmann.
- Winter, M., & McCall, G. (2003). *An Analysis of Group Performance in Terms of the Functional Knowledge and Teamwork Skills of Group Members*. In U. Hoppe, F. Verdejo, & J. Kay (Eds.) *Artificial Intelligence in Education* (pp. 261-268). Amsterdam: IOS Press / Tokyo: OHM Ohmsha.
- Witten, I.H., and E. Frank, *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques with Java Implementations*. Morgan Kaufmann, San Francisco, 2005.
- Wooldrige M., *Intelligent agents*, Dans *Multiagent Systems - A Modern Approach to Distributed Artificial Intelligence*, G. Weiss (Ed.), MIT Press, 2001.
- Youden. W. J. How to evaluate accuracy. *Materials Research and Standards*, ASTM, 1961.

[Tapez ici le titre de l'annexe]